

Геоинформатика. 2022. № 3. С. 15–29.  
*Geoinformatika*. 2022;(3):15–29.

Применение ГИС-технологий

Научная статья  
 УДК 504.064.37, 004.93.11, 633  
<https://doi.org/10.47148/1609-364X-2022-3-15-29>

## Спектральная классификация космоснимков агроландшафта на основе ранжирования каналов наибольшей информативности

© 2022 г. — Дарья Витальевна Вакуленко<sup>а)</sup>, Алла Григорьевна Кравец<sup>б)</sup>

Волгоградский государственный технический университет, г. Волгоград, Россия

<sup>а)</sup>dsvklnk@gmail.com, <sup>б)</sup>agk@gde.ru

**Аннотация:** В данной работе исследуется вопрос классификации серии космических снимков для анализа процессов выращивания сельскохозяйственных культур с использованием спектральных каналов минимальной размерности. В данном исследовании делается попытка дать частичный ответ на вопрос: как гораздо быстрее и с высокой точностью выявлять проблемы в процессах выращивания? В статье сообщаются результаты исследования, проведенного с целью определения существующих методов и средств спектрального анализа мультиспектральных космических изображений для решения прогнозно-поисковых задач картографирования сельскохозяйственных объектов. Настоящая работа расширяет использование общего процесса классификации изображений посредством вычислительной процедуры ранжирования спектральных каналов в соответствии со значением спектральной информации. Разработана структура правила классификации на основе показателей информативности спектральных каналов. Предлагаемый прототип системы геопространственного распознавания обеспечит цифровую стратификацию ландшафтного плана.

**Ключевые слова:** агроландшафт, мультиспектральное космическое изображение, показатель информативности канала, спектральное ранжирование каналов, классификация, система геопространственного распознавания, цифровой стратификационный план

Для цитирования: Вакуленко Д. В., Кравец А.Г. Спектральная классификация космоснимков агроландшафта на основе ранжирования каналов наибольшей информативности // Геоинформатика. — 2022. — № 3. — С. 15–29. <https://doi.org/10.47148/1609-364X-2022-3-15-29>.

Application of GIS-technologies

Original article

## Spectral classification of space agricultural landscape images using ranking of channels according to the highest informativity

© 2022 — Darya V. Vakulenko<sup>а)</sup>, Alla G. Kravets<sup>б)</sup>

Volgograd State Technical University, Volgograd, Russia

<sup>а)</sup>dsvklnk@gmail.com, <sup>б)</sup>agk@gde.ru

**Abstract:** This paper explores the question of classification of a series of space images for analysis of the processes of growing crops, using the spectral channels of minimum dimension. This study attempts to give a partial answer to the question: how to detect the problems in growing processes much faster and with a high level of accuracy? In this paper, we report on the results of the survey conducted to determine the existing methods and tools for spectral analysis of multispectral space images for solving forecasting and search problems of mapping the agricultural objects. The present work extends the use of the general image classification process by the computational procedure of ranking spectral channels according to the value of spectral information. The structure of the classification rule based on the informativity indicator of the spectral channel has been developed. The proposed prototype of a geospatial recognition system will provide a digital stratification landscape plan.

**Key words:** agricultural landscape, multispectral space image, informativity indicator of channel, spectral channel ranking, classification, geospatial recognition system, digital stratification plan.

For citation: Vakulenko D.V., Kravets A.G. Spectral classification of space agricultural landscape images using ranking of channels according to the highest informativity. *Geoinformatika*. 2022;(3):15–29. <https://doi.org/10.47148/1609-364X-2022-3-15-29>. In Russ.

### Введение

В последние десятилетия стала формироваться новая геопространственная стратегия по отношению к развитию агропромышленного комплекса. Оценка состояния природной среды осуществляются с помощью прогрессивных методов исследо-

вания [1]. С помощью материалов дистанционного зондирования становится возможным охватить масштабы и темпы изменений огромных площадей в единый момент времени. Комплексные данные о природных ресурсах применимы для организации информационно-аналитического мониторинга

сельскохозяйственного производства [2]. Развиваясь и совершенствуясь, такая система космического мониторинга способна превратиться по своему функциональному назначению в кибернетическую систему, способную анализировать геопрограммную ситуацию, а также разрабатывать стратегию и меры по ее стабилизации, учитывая природные, социально-экономические и экологические аспекты [3]. Характеристика ведущих трендов модернизации агропромышленного комплекса в сторону его поэтапной цифровизации отображены в программах стратегического развития и формализованы в различных законодательных документах [4]. Современный этап развития ДЗЗ из космоса характеризуется увеличением пространственного и временного разрешения данных, что расширяет круг решения задач для мониторинга сельского хозяйства и учесть значимые текстурные и геометрические признаки наряду со спектральными. Это важно с той точки зрения, что сформированные опорные снимки обрабатываемых регионов могут раскрыть ранее недоступные для просмотра особенности местности, тем самым принципиально меняя условия изучения характера окрестности, обогащая ее признаковую насыщенность.

Задачу классификации можно решить, используя каждый отдельный спектральный канал с зональными изображениями. Однако в этом случае объекты разных классов могут вообще попасть в один и тот же класс. Результаты и достоверность классификации в этом случае могут различаться [5]. Поэтому есть все основания оценивать информативность каждого спектрального канала по его способности обеспечивать разделение объектов на зональных изображениях при классификации и считать наиболее информативным канал, обеспечивающий наилучшее разделение объектов разных классов.

Таким образом, исследование направлено на разработку механизма количественной оценки этой способности, отбор наиболее информативных зональных изображений. Однако, поскольку снимки имеют достаточно сложную геометрию, задача автоматизации процесса дешифрирования с применением специальных алгоритмов предусматривает решение следующих задач:

1. Создание базы знаний.
2. Расчет и ранжирование функции информативности спектральных каналов.
3. Классификация растительных объектов на космическом снимке.

Статья структурирована следующим образом. Раздел 1 представляет литературный обзор существующих подходов к классификации сельскохозяйственных территорий. Раздел 2 описывает основы задачи классификации изображений и содержит постановку задачи принятия решения для распознавания агроландшафтов на мультиспектральных

космических снимках. Раздел 2 также описывает общую концепцию классификации космических изображений. Раздел 3 раскрывает ключевые элементы разработанной методики ранжирования спектральных каналов — оценку функции информативности (информативного содержательного воздействия) и поэтапное объединение информации, зарегистрированной в различных спектральных каналах. Результаты ранжирования спектральных каналов по разработанной методике с использованием реальных космических снимков приведены в разделе 4.

## 1. Существующие подходы к классификации сельскохозяйственных территорий

Анализ современного состояния исследований показывает, что технологии обработки данных дистанционного зондирования идут по пути развития высокоуровневых, интеллектуальных методов, построенных на применении нейросетевых моделей и технологий высокопроизводительных вычислений [6, 7, 8, 9].

В силу того, что классификация изображений — неоднозначный процесс, подходы и алгоритмы, применяемые для совмещения спектральных классов снимка с информационными классами участка, постоянно претерпевают различные модернизации для повышения качества классификации. Современные методы интеллектуального анализа больших массивов неструктурированных данных задуманы так широко, что программа поиска структурированных информационных объектов в динамично пополняемых больших массивах разнородных картографических данных не исчерпана и способна реализовать эффективные процедуры анализа, в том числе, и данных дистанционного зондирования. По результатам анализа [10], перспективный путь повышения точности распознавания объектов обеспечивают на сегодняшний день подходы контролируемой классификации и некоторые техники, приведенные ниже (табл. 1).

Так, использование нейронных сетей сверточного типа (CNN) обеспечит высокую устойчивость к шумам. Они как быстродейственны, так и достаточно надежны в условиях неизвестных закономерностей. Однако принятые решения могут быть сложно объяснимы и непостоянны [11], существует зависимость от первоначальных настроек сети. Применение классификационной модели дерева принятия решений обеспечивает быстроту обучения, извлечение правил с помощью интуитивно понятной модели. Недостаточность метода проявляется в чувствительности к пространству признаков с высокой размерностью. Эту проблему успешно преодолевают случайные леса решений, которые эффективны с данными с большим числом признаков и классов.

Набор методов, используемых для классификации изображений по классам земной поверхности, постоянно расширяется. Обзор некоторых методик

**Табл. 1.** Преимущества и недостатки алгоритмов классификации сельскохозяйственных территорий по данным космических спутников

*Tab. 1. Advantages and disadvantages of algorithms for the classification of agricultural areas according to the space satellite data*

Метод/ Алгоритм классификации	Суть методики	Сильные аспекты и характеристики	Недостаточность и осложнения классификации
Метод максимального правдоподобия	По результатам задания границ размеченных классов оценивается вектор математического ожидания и корреляционная матрица. Для каждого пикселя классифицируемого изображения формируется вектор измерений спектральных яркостей, и вычисляются условные плотности вероятностей этого вектора для каждого из классов. Выполняется сравнение условных плотностей вероятностей с некоторым порогом, определяется наиболее правдоподобная из гипотез.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- обеспечивает оптимальное распознавание при справедливости предположения о нормальном законе распределения вектора признаков;</li> <li>- прогнозирует вероятность классовой принадлежности;</li> <li>- доступность, простота в понимании и интерпретации.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- требует сравнительно большого количества итераций при учете связей с соседними пикселями;</li> <li>- предполагает нормальное распределение данных;</li> <li>- большой объем обучающей выборки.</li> </ul>
Сверточные нейронные сети	Компьютерный интеллект, использующий в качестве основы математический аналог структуры головного мозга. Сеть обучается на сформированном датасете, запускается на тестовых данных и, исходя из правильности результатов, корректирует настройку своих параметров.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- успешно управляет большим пространством признаков и функций;</li> <li>- указывает тесноту связи "соседства" в классе;</li> <li>- обладает довольно высокой точностью классификации и гибкостью получаемых решений;</li> <li>- устойчив к пробелам и недостаточности обучающих данных;</li> <li>- менее требователен к ним по сравнению с Деревьями принятия решений;</li> <li>- способность к детектированию нарушений групп объектов классификации, в то время как традиционные методы часто рассматривают наибольшие изменения яркости отдельных пикселей;</li> <li>- увеличение объема выборки повышает способность модели к обобщению и адаптации к новым данным.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- необходима настройка параметров для проектирования сети;</li> <li>- возможны эффекты переобучения сети;</li> <li>- черный ящик (правила скрыты);</li> <li>- вычислительно затратен;</li> <li>- временные затраты на этап обучения.</li> </ul>

Метод/ Алгоритм классификации	Суть методики	Сильные аспекты и характеристики	Недостаточность и осложнения классификации
Метод опорных векторов	Алгоритм машинного обучения основан на поиске уравнения разделяющей гиперплоскости в пространстве признаков, которая выделит классы оптимальным образом. Алгоритм максимизирует зазор между гиперплоскостью и объектами классов, которые ближе всего к ней расположены. Эти объекты именуются опорными векторами.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- успешно управляет большим пространством признаков и функций;</li> <li>- нечувствителен к увеличению размерности признакового пространства, что приводит к росту разреженности обучающих данных в этом пространстве (эффект Хьюза);</li> <li>- дает хорошие результаты и при небольших объемах обучающих данных;</li> <li>- не склонен к переобучению и неточности прогнозной модели.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- необходима настройка параметров регуляризации и ядра;</li> <li>- недостаточная эффективность в малом признаковом пространстве;</li> <li>- вычислительно затратен;</li> <li>- разработан в качестве применения в основном при бинарной классификации, однако возможны вариации;</li> <li>- трудности при линейной неразделимости.</li> </ul>
Деревья принятия решений	Метод заключается в формировании иерархической древовидной структуры, состоящей из правил. С помощью обучающего множества предметной области правила генерируются автоматически в процессе обучения.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- формируют четкие и понятные правила классификации;</li> <li>- понятен в применении и интерпретации;</li> <li>- адаптирован к обработке данных различных типов (поддерживает как числовые, так и категориальные признаки);</li> <li>- работоспособен в условиях пробелов в данных;</li> <li>- работает в условиях нелинейных отношений.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- чувствительность к пространствам признаков с высокой размерностью;</li> <li>- чувствительность к шумам во входных данных;</li> <li>- возможно переобучение и неточность прогноза на валидационной выборке;</li> <li>- сложный поиск оптимального дерева решений.</li> </ul>
Метод случайного леса	Представляет собой комбинаций деревьев принятия решений, что приводит к повышению точности классификации за счет усреднения результатов отдельных деревьев.	<ul style="list-style-type: none"> <li>- способность определять важность переменной;</li> <li>- сохраняет устойчивость при сокращении данных;</li> <li>- не приводит к переобучению модели;</li> <li>- обладает точностью и проводит ее объективную оценку.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- требует задания количества деревьев классификации и количества прогнозных переменных, используемых в каждом узле;</li> <li>- правила принятия решений неизвестны (черный ящик);</li> <li>- вычислительно затратен.</li> </ul>
Преобразование Tasseled Cap	Аналитический метод для сравнения объектов земной поверхности с помощью спутниковых снимков. Входные данные для функции: исходный растр Выходные данные (каналы) отображают главные компоненты	<ul style="list-style-type: none"> <li>- обеспечивает уменьшение объема данных с нескольких мультиспектральных каналов до трех основных компонентов: яркости, уровня зеленого, влажности (соответствует желтизне и отображают спелые с/х культуры, готовые для уборки);</li> <li>- снижение атмосферного влияния и помех на изображениях, повышение точности классификации.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- данная процедура позволяет получить промежуточный результат дешифрирования.</li> </ul>

с точки зрения сильных и слабых сторон приведен ниже.

Таким образом, большая часть рассмотренных методов предполагает приготовление качественной обучающей выборки, а также основана на формировании многомерного (по количеству спектральных каналов) пространства признаков для определения местоположения изучаемых в нем объектов. Поэтому вычислительная сложность этих алгоритмов существенно зависит от общего количества спектральных каналов. Классификационное решение ориентировано на информацию, содержащуюся всего в нескольких зональных изображениях снимка, и выбор наиболее информативных среди них является актуальной задачей. Ее решение может быть связано с разработкой нового метода классификации объектов на мультиспектральных космических изображениях. При разработке методики предполагается, что классификация контролируемая, и могут быть задействованы данные наземных наблюдений. Основная цель состоит в том, чтобы количество спектральных каналов, необходимых для классификации, было сведено к минимуму.

## 2. Основные принципы построения системы распознавания структуры земной поверхности по временным рядам спутниковых наблюдений

### 2.1 Постановка задачи классификации цифровых изображений

Пусть область земной поверхности находится в пределах угла поля зрения технического устройства ДЗЗ и преобразуется в цифровое изображение  $A$ . Цифровое изображение состоит из конечной совокупности пикселей, что можно записать

$$A = \bigcup_k a_k, \quad (1)$$

где  $a_k$  —  $k$ -й пиксель изображения;  $k=1, 2, \dots, K$ ,  $K$  — общее количество пикселей в цифровом изображении.

Отдельные области изображения  $A$  могут принадлежать различным классам. Всего может быть рассмотрено до  $M$  классов и при этом каждая конкретная область принадлежит к какому-то одному и только одному классу  $m$ ,  $m$  — целое число из ряда  $1, 2, \dots, M$ . Тогда можно записать:

$$A = \bigcup_{m=1}^M A^m; \quad A^m = \bigcup_{q=1}^{k^m} a_q^m, \quad (2)$$

где  $k^m$  — общее число пикселей в изображении  $A$ , которые принадлежат  $m$ -у классу;  $a_q^m$  — пиксель, принадлежащий  $m$ -у классу.  $A^m$  — область на изображении, которая охватывает все пиксели, принадлежащие  $m$ -у классу.

Необходимо выделить в плоскости изображения некую область  $A^* \in A$ ;  $A^* = \bigcup_q a_q^*$ ,  $q = 1, 2, \dots, k^*$  и поставить задачу ее классификации.

### 2.2 Концептуальная схема спектрального анализа космических снимков

Анализ фрагментов изображения на наличие пространственных различий обеспечивает понимание и количественную оценку характеристик процессов роста культур по площади землепользования. Полученная тематическая карта обеспечит пространственные и семантические зависимости структурных классов изучаемого агроландшафта с сезонными явлениями, в связи со сменой одних растительных сообществ другими или в результате воздействия человека.

Задача распознавания и классификации снимка состоит из многочисленных этапов, чтобы на основе спектральной информации из различных диапазонов проанализировать каждый пиксель и присвоить ему метку определенного класса типологии земной поверхности. Для этого нужно определить информационные классы — объекты, которые необходимо распознать на снимке (различные виды растительности, виды земель). А также выделить спектральные классы, обладающие информацией о группах пикселей, обладающих приблизительно одинаковой яркостью в некотором спектральном диапазоне.

Распознавание информационных классов основывается на изучении различий их яркостных характеристик и предполагает их совмещение со спектральными классами. Процедура распознавания группирует пиксели изображения в соответствии с принятым правилом классификации.

Процедура классификации состоит из многочисленных процессов для отнесения каждого пикселя спектрального изображения к одному из классов типологии сельскохозяйственного покрова (рис. 1).

Управляемая и неуправляемая классификация — два основных направления работы с пиксельной структурой, различаемые по принципу разложения спектральных смесей при обработке изображений.

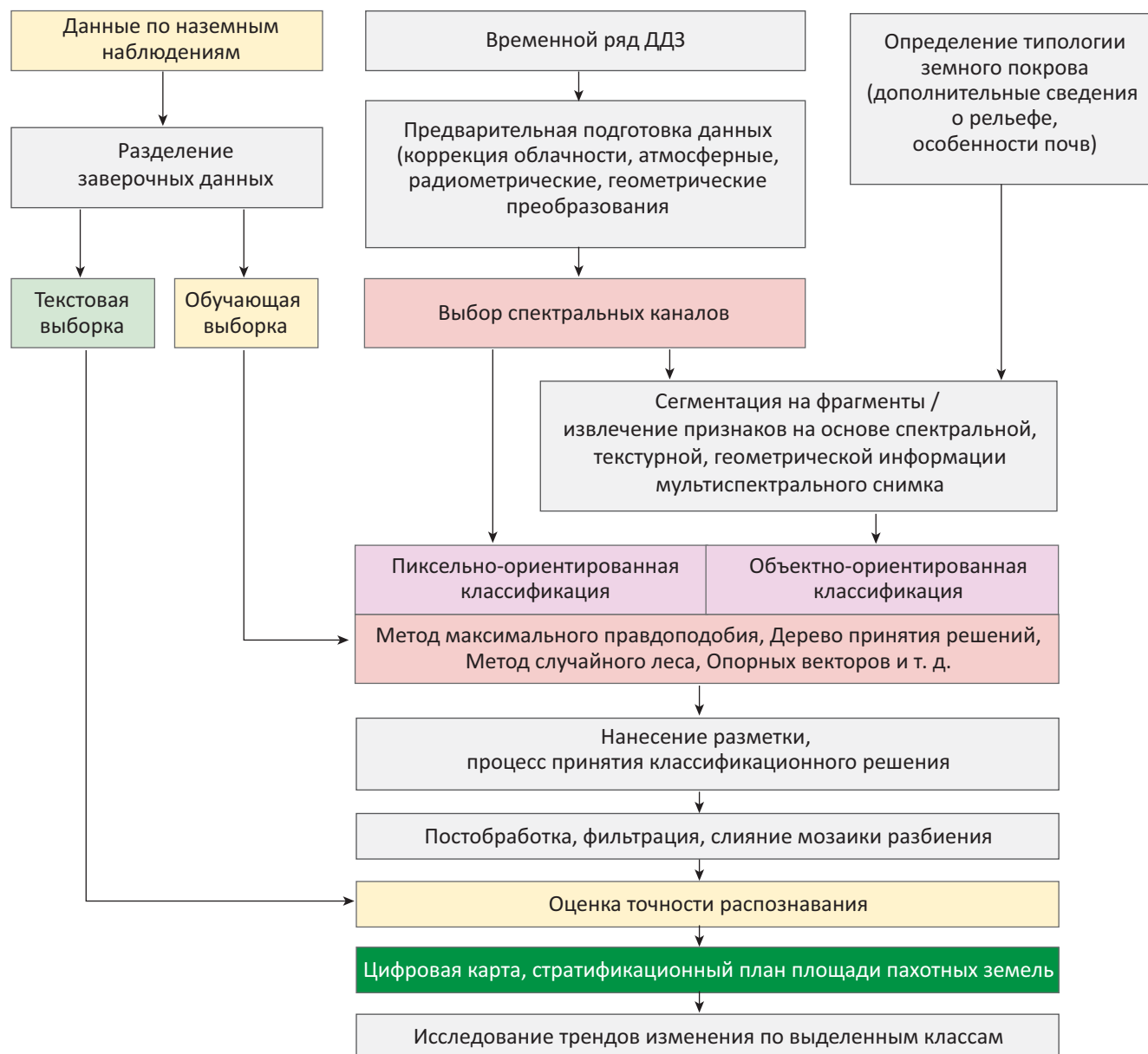
Неуправляемая классификация оперирует только той информацией, которая представлена в данных космической съемки (спектральные характеристики предварительно неизвестны), равномерно разбивает на области спектральное пространство и итеративно рассчитывает спектральные характеристики объектов по кластерам, группируя их до достижения порога сходимости.

Управляемая классификация использует заданные оператором эталонные области в соответствии с их принадлежностью определенным информационным классам.

Таким образом, ландшафтное дешифрирование космоснимков имеет целью получение качественных характеристик о природно-территориальных комплексах, в частности, компонентах и границах земельных участков, систематически используемых

**Рис. 1.** Поток данных спектрального анализа космических снимков для решения прогнозно-поисковых задач картирования земной поверхности

*Fig. 1. Data flow for spectral analysis of satellite images for solving forecasting and search problems of mapping the agricultural land cover*



для получения сельскохозяйственной продукции. Автоматизированное дешифрирование выполняется с помощью программных комплексов по специальным алгоритмам. В результате комплексного анализа методик и подходов могут быть использованы множественные алгоритмические преобразования информации спектральных каналов данных дистанционных наблюдений из космоса и определены степени вегетации сельскохозяйственных культур. Процесс обнаружения и распознавания объектов изображения в специальных знаках начинается непосредственно с просмотра всего снимка, затем изображение разделяется на все более мелкие фрагменты с последующим выделением объектов и

их элементов, которые различимы по своей форме, размеру, тону и т.д. Основные этапы дешифрирования:

- 1) Просмотр всего изображения и отнесение каждого пиксела к тому или иному классу.
- 2) Геометрическая и цветовая коррекция изображения снимка; трансформирование и привязка снимка к системе координат.
- 3) Определение классов объектов, которые будут выделены в результате выполнения всей процедуры (сообщества растительности, сельскохозяйственные культуры).

4) Формирование эталонных обучающих выборок (оценка спектральных и яркостных показателей изображения, статистический анализ их изменчивости, оценка однородности эталонов и делимости классов, формирование спектральных библиотек и наполнение БД. Вычисление параметров «спектрального образа» каждого из классов, сформированного в результате набора эталонных пикселей).

5) Классификация изображения.

6) Оценка результатов классификации.

7) Векторизация и формирование тематических карт.

### 3. Разработка методики спектральной классификации с использованием процедур ранжирования каналов по уровню их информационной значимости

#### 3.1 Порядок определения показателей информативности спектральных каналов

Принцип действия алгоритмов классификации объектов по их спектральным сигнатурам основан на формировании многомерного признакового пространства и принятии решения об определении местоположения в нем изучаемого объекта с помощью подходящего статистического правила. Современные мультиспектральные системы космической съемки ведут и сохраняют подобные наблюдения в спектральных каналах большой размерности, это повышает вычислительную сложность алгоритмов классификации и накладывает ограничение и необходимость в выборе тех сцен мультиспектрального образа, где сосредоточена наиболее ценная и определяющая информация об объекте распознавания [12].

В ходе исследования предложен подход к решению задачи классификации природных объектов, который заключается в дешифрировании мультиспектрального изображения на основе использования выборочной последовательности спектральных каналов, которые содержат важную информацию для удовлетворения условия достоверности классификации.

В этом случае есть возможность подобрать такие параметры синтеза, при которых наиболее четко выделяются объекты, интересующие дешифровщика.

Для этого на этапе обучения оценивается информативность каждого спектрального канала относительно заданного множества объектов различных классов и производится ранжирование спектральных каналов по величине информативности.

Составление качественной обучающей выборки — определяющий этап, от которого во многом будет зависеть качество прогнозирования развития процессов созревания культур.

Формирование спектральных библиотек для будущей классификации изображений разделим на этапы:

1) оценка информативности каждого спектрального канала относительно заданного множества объектов различных классов с помощью показателя информативности  $F$ ;

2) ранжирование спектральных каналов согласно величине их информативности поставленной задаче распознавания.

Предположим, что

$k_{nb}^m$  — число пикселей в изображении  $A$ , которое принадлежит подобласти  $A_{nb}^m$   $m$ -го класса при создании информационной базы. Тогда суммарное число пикселей для различных подобластей составит

$$k_{\Sigma} = \sum_{m=1}^M k_{nb}^m. \quad (3)$$

Пусть  $\{U_{q,1}, U_{q,2}, \dots, U_{q,n}, \dots, U_{q,N}\}$  — распределение значений интенсивностей для произвольного пикселя  $a_q$  в различных каналах мультиспектрального изображения. Интенсивность каждого канала будет ограничиваться определенным минимальным и максимальным значением.

Зададим диапазон интенсивностей в произвольном  $n$ -ом канале в виде (4)

$$d_n = \max_{q \in A_{nb}}(U_{q,n}) - \min_{q \in A_{nb}}(U_{q,n}), \quad (4)$$

где

$$A_{nb} = \bigcup_{m=1}^M A_{nb}^m. \quad (5)$$

Разбиение диапазона значений интенсивностей  $n$ -ого спектрального канала на равные интервалы выразим в виде (6)

$$\Delta d = \frac{d_n}{K_{\Sigma}}. \quad (6)$$

Класс с номером  $m$  будем называть сопоставленным определенному интервалу, если в подобласти  $A_{nb}^m$  обнаруживается пиксельный объект, значение интенсивности которого попадает в этот интервал.

Каждая из  $N$  спектральных зон содержит набор интервалов, по которым рассредоточены объекты разных классов, и попадание их в конкретный интервал может быть подсчитано. Следовательно, для любого спектрального канала можно определить, в какой именно канал попали конкретные представители из разных классов подобласти  $A_{nb}^m$ , и подсчитать количество попаданий классов в соответствующие интервалы. Это позволит численно сопоставить распределение попаданий классов по интервалам и выявить, какие из спектральных каналов более информативны в плане интересующей классификации. Вероятно, что распределение попаданий

классов по интервалам будет различаться, и разные спектральные каналы по-разному эффективны при классификации. Для оценки этой эффективности введем показатель  $F$ . И тогда, чтобы определить возможность разделения на классы, различные комбинации спектральных диапазонов можно будет проранжировать. Выражение (7) применимо для оценки информативности каждого рассматриваемого спектрального канала. Показатель информативности принимает значения в интервале  $[0;1]$  и среди спектральных каналов тот будет отличаться наибольшим значением  $F$ , в котором число классов, одновременно сопоставленных каждому интервалу — минимально, и делимость классов — наилучшая.

$$F = 1 - \frac{1}{M(M-1)} \frac{\sum_{j=1}^{nz} (l_{mj} \sum_{k=1, k \neq m}^M l_{kj})}{\sum_{j=1}^{nz} l_{mj}}, \quad (7)$$

где  $nz$  — общее число интервалов в спектральном канале;  $l_{mj}$  — индикатор соответствия:

$$l_{mj} = \begin{cases} 1, & \text{если классу } m \text{ сопоставлен интервал } j \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases} \quad (8)$$

Рассмотрим наглядный пример применения предложенной процедуры оценки показателей информативности для спектральных каналов. Обзор применения мультиспектральных данных ДЗЗ и их комбинаций в цифровой обработке был использован для описания различных спектральных диапазонов датчика Landsat 8 для экспериментального космического снимка [13, 14]. Информативность мультиспектральных изображений применительно к тематической задаче классификации объектов определяется объемом информации, которая может быть полезна для правильного разделения объектов, характерных для данной задачи [15]. Поскольку информация о делимости природных объектов содержится в основном в спектральных распределениях соответствующих оптических сигналов, ее количество можно описать величиной спектрального отклика в разных спектральных каналах [16, 17, 18].

Мы предполагаем, что сигнал произвольно взятого пикселя в спектральном канале ближнего инфракрасного диапазона (NIR) проецируется на спектральный интервал 0,845–0,855 мкм. Классификация пикселей осуществляется последовательно и независимо.

В ячейках таблицы 2 показано распределение множества пикселей.

Сравнивая полученное распределение попаданий информационных классов по интервалам с натурными данными, отметим значения индикатора соответствия  $l_{mj}$  в табл. 3. Используя эти данные, мы готовы вычислить показатели информативности  $F$ .

Для решения задачи проведем расчет согласно выражению (7):

**Табл. 2.** Результаты разных информационных классов по величине спектрального отклика в разных спектральных интервалах для ИК-спектрального канала: 1 — растения без признаков ослабления, 2 — ослабленные растения, 3 — сильно ослабленные растения, 4 — усыхающие растения, 5 — сухие растения, 6 — вода

*Tab. 2. The results of different information classes in terms of the magnitude of the spectral response in different spectral intervals for Infrared spectral channel*

Спектральные интервалы Ближний инфракрасный диапазон (мкм)		0,845–0,855	0,855–0,865	0,865–0,875	0,875–0,885	0,885
Распределение попаданий информационных классов по величине спектрального отклика	1	2	3	3	3	3
	2	3	4	4	6	6
	3	6	2	5	1	2
	4	4	6	6,1	2	1
	5	1	5		5	5
	6	5	1	2	4	4

**Табл. 3.** Распределение индикаторов соответствия  $l_{mj}$  для расчета показателей информативности

*Tab. 3. Comparing matching indicators  $l_{mj}$  to the calculation of informativity indicators*

Спектральные интервалы Ближний инфракрасный диапазон (мкм)		0,845–0,855	0,855–0,865	0,865–0,875	0,875–0,885	0,885
Индикатор соответствия $l_{mj}$	1	1	1	1	0	1
	2	1	1	0	1	0
	3	1	1	1	0	1
	4	0	1	1	1	1
	5	1	0	1	1	1
	6	1	1	1	1	1

$$F = 1 - \frac{1}{6(6-1)} * \frac{24}{30} = 0,77(3).$$

Эти оценки следует считать ориентировочными, однако они указывают на принципиальную возможность распознавания тех или иных состояний посевов по результатам мультиспектральных съемок.

Аналогичные распределения попаданий классов были выполнены для каждого из каналов, что показало разную эффективность различных каналов при классификации объектов. Для количественной оценки этой эффективности были рассчитаны значения показателей информативности  $F$  для различных спектральных каналов.



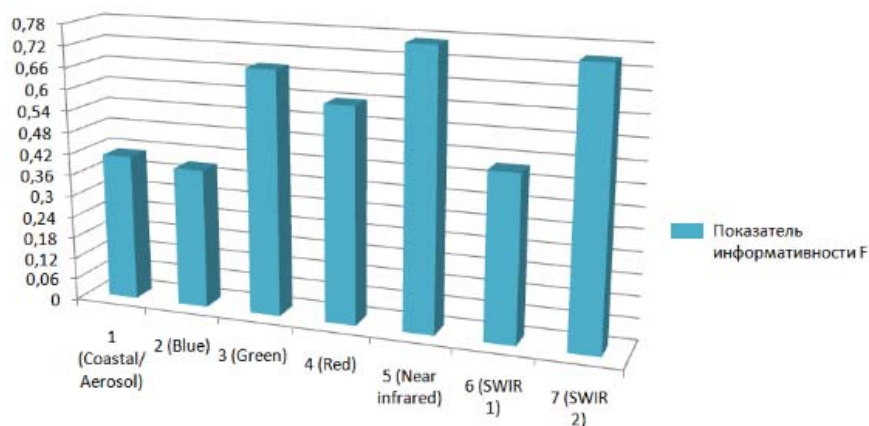
**Табл. 4.** Распределение показателей информативности для спектральных каналов: (SWIR — Short Wavelength Infrared)

Tab. 4. Distribution of informativity indicators for spectral channels (SWIR — Short Wavelength Infrared)

Ранг	1	2	3	4	5	6	7
Датчик Landsat 8 номер канала	5 (NIR)	7 (SWIR2)	3 (Green)	4 (Red)	6 (SWIR1)	1 (Coastal/ Aerosol)	2 (Blue)
Спектральная длина волны (W), мкм	0,845-0,885	2,1-2,3	0,525-0,6	0,63-0,68	1,56-1,66	0,433-0,453	0,45-0,515
Пространственное разрешение, м	30	30	30	30	30	30	30
Показатель информативности $F$	0,77	0,75	0,68	0,60	0,46	0,41	0,39

**Рис. 2.** Показатели информативности  $F_1-F_7$  в процедуре ранжирования спектральных каналов снимка по уровню информационной значимости

Fig. 2. Informativity indicators  $F_1-F_7$  in the procedure for ranking the spectral channels of the image according to the level of informational significance



Результаты ранжирования каналов по величине их показателей информативности представлены в табл. 4.

Сравнение полученных значений на рис. 2 показывает, что наиболее информативным в данной задаче оказался 5-й (ближний инфракрасный) канал с показателем информативности  $F_5=0,77$ , а наименьшую информативность обеспечивает второй спектральный канал — синий с  $F_2=0,39$ , соответственно.

Полученные значения завершают процедуру определения показателей информативности спектральных каналов, после чего можно выполнять процедуру классификации растительных объектов на космических снимках.

### 3.2 Процедура классификации растительных объектов на космическом снимке

При выполнении процедуры классификации сельскохозяйственных объектов изначально примем во внимание наиболее информативный канал, а далее, при необходимости, задействуем информацию следующего по величине информативности

спектрального канала, последовательно объединяя информацию до достижения критерия завершения.

Для управления направленным взаимосвязанным по слоям и структурам перебором пикселей пространства поиска спроектируем алгоритм классификации (рис. 3).

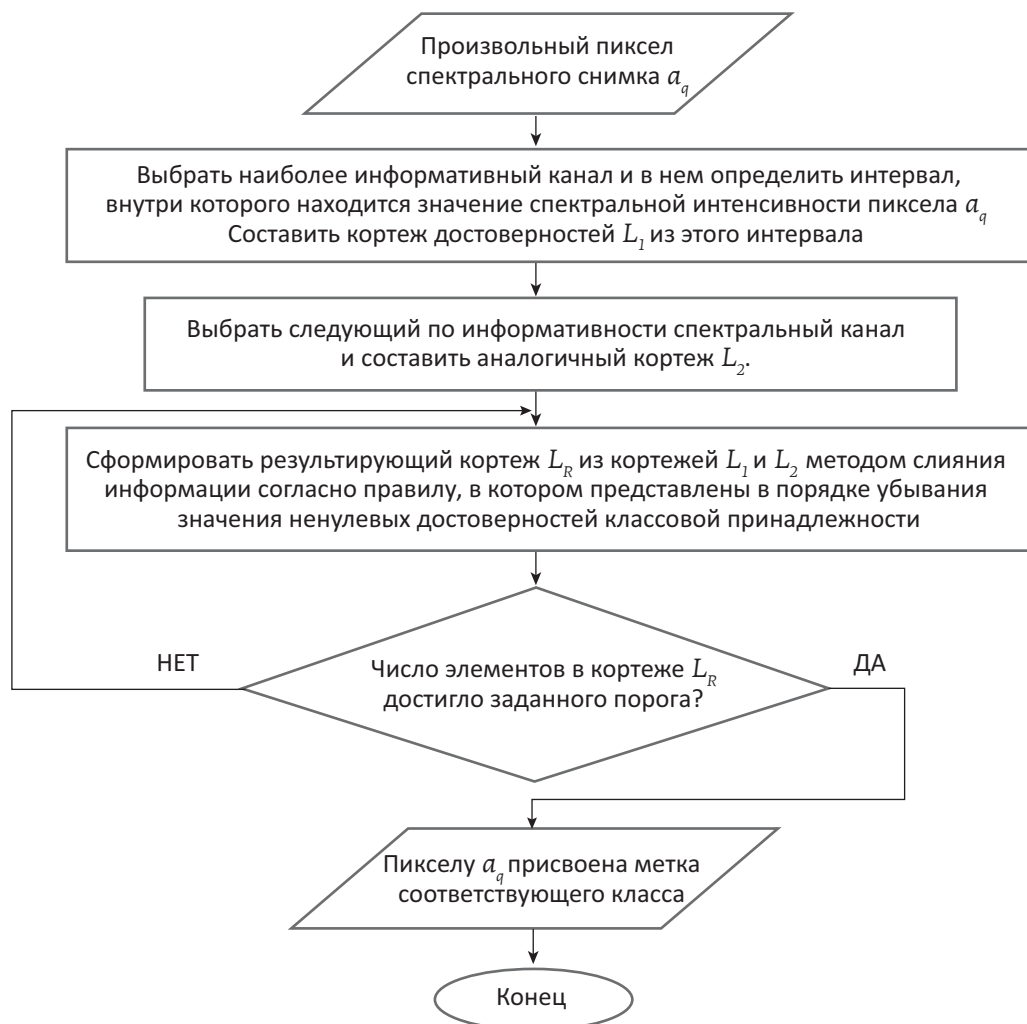
Для запуска процедуры классификации выполним подсчет количества попаданий пиксельных объектов определенного класса в интервалы выбранного спектрального канала. Введем определение достоверности класса.

Достоверность класса — процентное содержание количества попаданий в один интервал спектрального канала для объектов одного класса. Совокупность достоверностей сформирует интервальное представление объектов разных классов и будет служить опорной спектральной библиотекой в информационной базе при проведении классификации.

В процессе классификации будем выполнять слияние информации из кортежей  $L_1$  и  $L_2$  интересующих спектральных каналов согласно правилу (9).

**Рис. 3.** Алгоритм классификации снимка на основе последовательного слияния спектральной информации

Fig. 3. The algorithm for image pixel classification by sequential merging of spectral information



Если один и тот же номер класса присутствует в обоих кортежах и его достоверность в первом кортеже равна  $\mu_1$ , а во втором —  $\mu_2$ , то достоверность  $\mu_R$  рассчитаем по формуле:

$$\mu_R = \frac{\mu_1 + \mu_2 - \mu_1 \mu_2}{1 + \mu_1 + \mu_2 - 2\mu_1 \mu_2} \quad \mu_1 > 0, \mu_2 > 0.. \quad (9)$$

В случае присутствия номера класса только в одном кортеже, класс исключается из рассмотрения и принимаем  $\mu_R = 0$ .

Предложенная количественная оценка показателей информативности различных каналов на мультиспектральных изображениях позволяет прогнозировать возможности произвольных комбинаций спектральных каналов мультиспектральных датчиков при решении формализованных тематических задач дистанционного зондирования, а также оптимизировать состав информативных спек-

тральных каналов, улучшая показатели качества и оперативности интерпретации данных ДЗЗ.

При определенных условиях сочетание по отдельности менее информативных каналов может иметь большую информативность, чем сочетание по отдельности более информативных каналов. Поэтому имеет смысл в дальнейших научных исследованиях рассмотреть информативность их сочетаний.

#### 4. Разработка структурной модели системы геопространственного распознавания

Для обеспечения доступа к результатам изучения динамики изменения агроландшафтов и формирования картографического отчетного материала была спроектирована функциональная структура геоинформационного обеспечения, которая содержит следующие блоки: ввод/вывод пространственной информации, анализ и обработка простран-

ственных данных, создание тематической карты природных ресурсов. Это обеспечит возможность визуализации данных и процессов при сохранении возможности пополнения системы новыми картографическими данными.

Для работы с данными ДЗЗ система оперирует модулями, позволяющими пользователю задавать спектральное изображение и выделенные классы информации. Необходимо описать район, где планируется следующий объект для классификации. Подготовленная обучающая выборка будет отображать форму, положение, текстуру и спектральные характеристики идентифицированных объектов. Алгоритм идентификации используется для поиска комбинации признаков выделенных спектральных каналов, наиболее точно соответствующих описанию объекта. Найденные комбинации оцениваются с помощью целевой функции спектрального канала, что позволяет выбрать наиболее релевантное положение объекта. На выходе получаем результат

отнесения пикселя изображения к определенному классу. Перебор возможных комбинаций интервалов спектральных каналов ведется до тех пор, пока количество элементов в кортеже доверительных интервалов классов не достигнет заданного порога.

Информационно-техническая реализация предлагаемой методики представлена функциональным взаимодействием модульных конструкций, представленных на рис. 4.

Пользовательский интерфейс системы обеспечивает пользователям возможность выполнять полный набор действий по расшифровке космических изображений с использованием визуальных индикаторов, обеспечивает связь с другими программными приложениями.

Модуль создания новой задачи распознавания предназначен для работы на первом этапе взаимодействия с программой — когда необходимо указать выбранные классы, существующие зональные изображения (каналы) и базовый снимок.

Рис. 4. Архитектура системы геопространственного распознавания  
Fig. 4. The modular structure of a geospatial recognition system

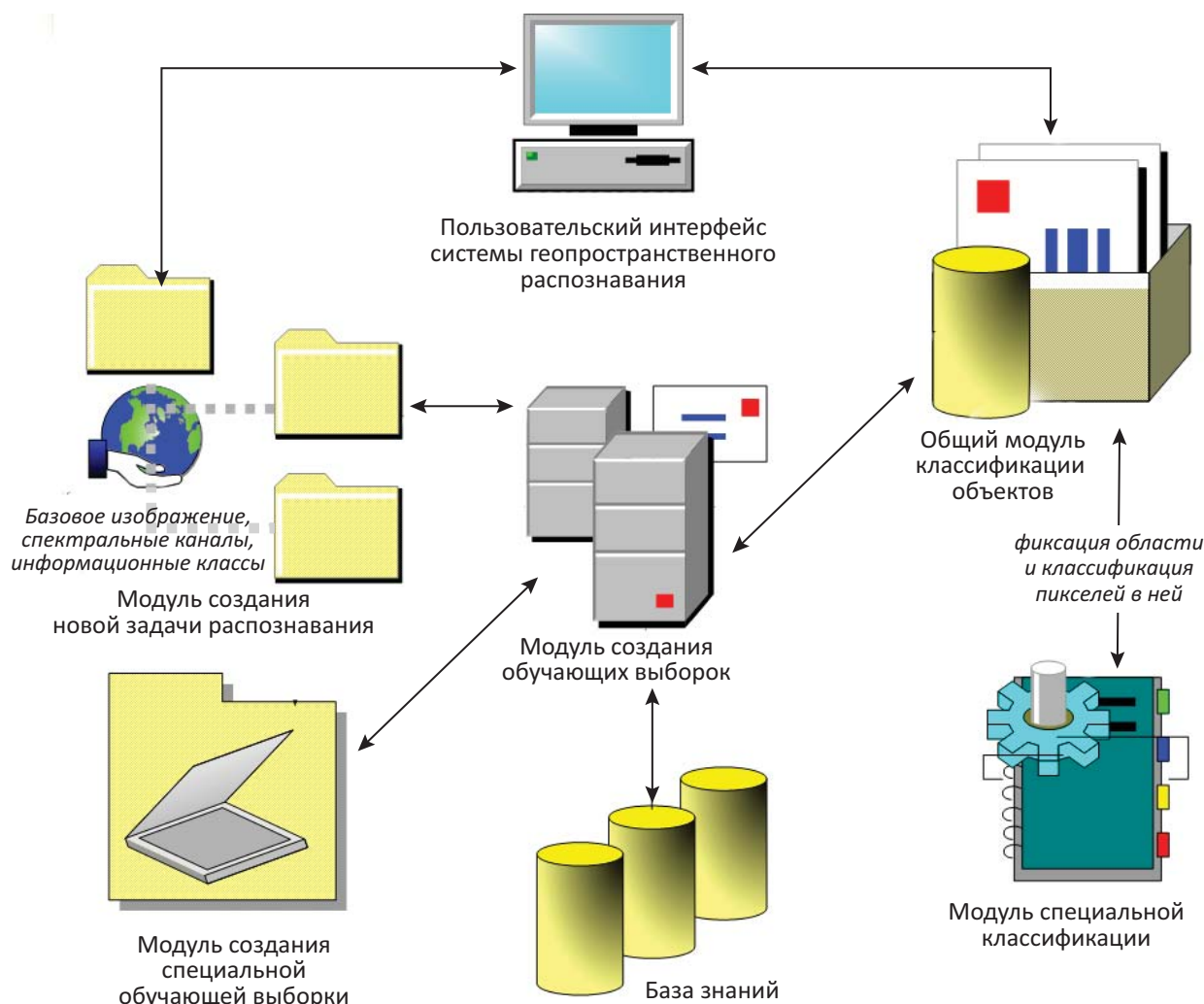
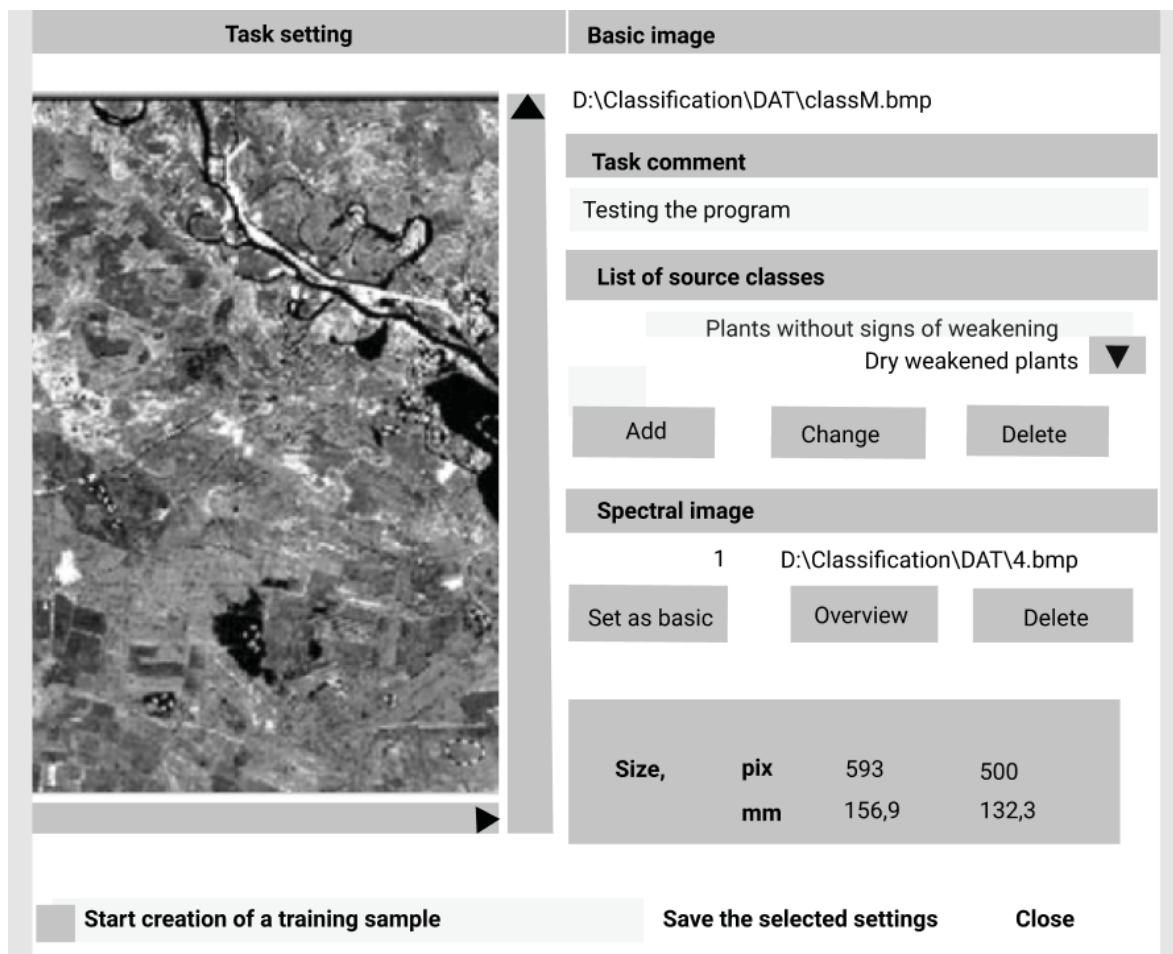


Рис. 5. Интерфейс модуля создания новой задачи распознавания  
 Fig. 5. The interface of the module for new recognition task creation



Внешний вид интерфейса этого модуля показан на рис. 5.

В левой части рисунка находится исходный космический снимок с классификационными объектами. В качестве экспериментальной была выбрана территория восточной части Ростовской области России, изображение которой, было получено с помощью оптического сканера Landsat с космического аппарата в семи различных спектральных каналах. На исследуемой территории по снимку выделено 6 классов площадных объектов: 1 — растения без признаков ослабления, 2 — ослабленные растения, 3 — сильно ослабленные растения, 4 — усыхающие растения, 5 — сухие растения, 6 — вода.

Общий модуль создания обучающих выборок предназначен для выделения области, на которой впоследствии определяются конкретные границы обучающей выборки, для загрузки информации из базы знаний, определения значений функции информативности спектральных каналов в распознавании объектов, принадлежащих выделенным классам. Модуль создания специальной обучающей

выборки предназначен для определения границ обучающей выборки, класс которой выбирается в общем модуле создания обучающих выборок.

База знаний содержит данные о распределении значений спектральных интенсивностей пикселей, принадлежащих изображениям объектов различных классов. К заверочным данным относятся сведения о пространственном расположении на Земле всех элементов площадных объектов — представителей различных классов. Таким образом, база знаний будет содержать список подобластей с указанием их расположения на изображении, а также значения спектральных интенсивностей пикселей, входящих в эти подобласти.

Общий модуль классификации объектов предназначен для определения области, на которой выделяется следующий объект для классификации. Модуль специальной классификации объектов предназначен для определения контура выделенной области и классификации пикселей в пределах этой области. Результатом вывода является проце-

дура создания легенд для тематических карт и определения типов объектов на космических снимках.

### Заключение

Исследование посвящено разработке методики классификации площадных агропромышленных объектов на основе автоматизированной обработки и геоинформационного анализа временных рядов космических снимков. Ключевым элементом исследования является разработка механизма оценки информативности спектральных каналов и поэтапное слияние полезной информации из разных каналов. Обобщены существующие научно-обоснованные методологические основы спектрального анализа для изучения изменчивости происходящих процессов на территории землепользования. Результаты поиска свидетельствуют о том, что системы автоматизированной классификации чаще всего используются для многоуровневой процедуры использования различных приемов описания пространственной структуры растительных сообществ

и достижения успешной классификации космических снимков. Предложенный в работе алгоритм может быть полезен для последующей уточняющей переклассификации пикселей с учетом пространственного окружения области, сравнения результатов классификации, их уточнение методами более высокого порядка. В результате количественной оценки показателей информативности в ходе исследования было установлено, что наилучшая разделимость информационных классов по интервалам спектральных каналов была зафиксирована в ближнем инфракрасном канале и составила 0,77. Для прогнозирования развития биологических процессов и научного изучения картографического районирования земель был разработан программный прототип системы геопространственного распознавания. Интеграция данной системы в многофункциональные платформы для мониторинга и управления сельскохозяйственными производственными процессами приведет к повышению эффективности интерпретации данных ДЗЗ.

### Список источников

1. Астахова Т.Н., Колбанев М.О., Романова А.А., Шамин А.А. Модель цифрового сельского хозяйства // International Journal of Open Information Technologies. – 2019. – Vol. 7. – No. 12. – pp. 63–69.
2. Вакуленко Д.В., Кравец А.Г. Реинжиниринг бизнес-процессов агропромышленных предприятий в условиях сквозной цифровой трансформации // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2021. – № 3. – С. 115–125. DOI: 10.24143/2072-9502-2021-3-115-125.
3. Гафаров Ф.М., Галимянов А.Ф. Искусственные нейронные сети и их приложения: учеб. пособие. – Казань : Изд-во Казанского университета, 2018. – 121 с.
4. Жилев М.Ю. Обзор применения мультиспектральных данных ДЗЗ и их комбинаций при цифровой обработке // Геоматика. – 2009. – № 3. – С. 56–65.
5. Книжников Ю.Ф., Кравцова В.И., Тутубалина О.В. Аэрокосмические методы географических исследований: учебник. – М., Академия, 2011. – 416 с.
6. Костикова А. Интерпретация комбинаций каналов данных Landsat TM/ETM + [Электронный ресурс] / GisLab. географические информационные системы и дистанционное зондирование. – 2005. - Режим доступа: <http://gis-lab.info/qa/landsat-bandcomb.html> (дата обращения: 13.09.2022).
7. Макаров В.З., Гусев В.А., Шлапак П.А., Решетарова Д.А. Выбор оптимального метода распознавания сельскохозяйственных культур по космоснимкам высокого разрешения (на примере саратовского Заволжья) // Известия Саратовского университета. Новая серия. Сер.: Науки о Земле. – 2020. – Т. 20. – № 3. – С. 162–170. DOI: 10.18500/1819-7663-2020-20-3-162-170.
8. Прогноз научно-технологического развития агропромышленного комплекса Российской Федерации на период до 2030 г. / Минсельхоз России; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». – М. : НИУ ВШЭ, 2017. – 140 с.
9. Тарасов А.В., Шихов А.Н., Шабалина Т.В. Распознавание нарушений лесного покрова по спутниковым снимкам Sentinel-2 с помощью сверточных нейронных сетей // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2021. – Том 18. – № 3. – С. 51–64. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-3-51-64.
10. Чабан Л.Н. Методы и алгоритмы распознавания образов при автоматизированной дешифрации данных ДЗЗ: учебное пособие. – М. : МИИГАиК, 2016. – 94 с.
11. Шихов А.Н., Герасимов А.П., Пономарчук А.И., Перминова Е.С. Тематическое дешифрирование и интерпретация космических снимков среднего и высокого пространственного разрешения [Электронный ресурс]: учеб. пособие. – Пермь : ПГНИУ, 2020. – 191 с. – Режим доступа: <http://www.psu.ru/files/docs/science/books/uchebnie-posobiya/shikhov-gerasimov-ponomarchuk-perminovatematicheskoe-deshifirovanie-i-interpretaciya-kosmicheskikh-snimkov.pdf> (дата обращения: 13.09.2022).
12. Golubev A., Sadovnikova N., Parygin D., Glinyanova I., Finogeev A., Shcherbakov M. Woody Plants Area Estimation using Ordinary Satellite Images and Deep Learning // Digital Transformation and Global Society. DTGS 2018 / Eds. D. Alexandrov, A. Boukhanovsky, A. Chugunov, Y. Kabanov, O. Koltsova. – (Communications in Computer and Information Science: vol. 858). – Cham : Springer, 2018. – pp. 302–313. DOI: 10.1007/978-3-030-02843-5\_24.
13. Handbook on Remote Sensing for Agricultural Statistics [Электронный ресурс] / Global Strategy to improve Agricultural and Rural Statistics (GSARS). – Rome : GSARS Handbook, 2017. – 60 p. – Режим доступа: <https://www.ncfc.gov.in/publications/p3.pdf> (дата обращения: 07.09.2021).

14. Kravets A.G., Kolesnikov S., Salnikova N., Lempert M., Poplavskaya O. The Study of Neural Networks Effective Architectures for Patents Images Processing // Creativity in Intelligent Technologies and Data Science. CIT&DS 2019 / Ed. A. Kravets, P. Groumpos, M. Shcherbakov, M. Kultsova. – (Communications in Computer and Information Science; vol. 1084). – Cham : Springer, 2019. – P. 27–41. DOI: 10.1007/978-3-030-29750-3\_3.
15. Prishchepov A.V., Radeloff V.C., Dubinin M., Alcantara C. The effect of Landsat ETM/ETM + image acquisition dates on the detection of agricultural land abandonment in Eastern Europe // Remote Sensing of Environment. – 2012. – Vol. 126. – P. 195–209. DOI: 10.1016/j.rse.2012.08.017.
16. Shcherbakov M.V., Brebels A., Shcherbakova N. L., Tyukov A. P., Janovsky T. A., Kamaev V. A. A Survey of Forecast Error Measures // World Applied Sciences Journal. – 2013. – Vol. 24. – P. 171–176. DOI:10.5829/idosi.wasj.2013.24.itmies.80032.
17. Sukhinov A., Isayev A., Nikitina A., Chistyakov A., Sumbaev V., Semenyakina A. Complex of Models, High-Resolution Schemes and Programs for the Predictive Modeling of Suffocation in Shallow Waters // Parallel Computational Technologies. PCT 2017 / Eds. L. Sokolinsky, M. Zymbler. – (Communications in Computer and Information Science; vol. 753). – Cham : Springer, 2017. – P. 169–185. DOI: 10.1007/978-3-319-67035-5\_13.
18. Wang X., Wang J., Che T., Huang X., Hao X., Li H. Snow Cover Mapping for Complex Mountainous Forested Environments Based on a Multi-Index Technique // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. – 2018. – Vol. 11. – Iss. 5. – P. 1433–1441. DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2810094.

## References

1. Astakhova T., Kolbanev M., Romanova A., Shamin A. Model of digital agriculture. *International Journal of Open Information Technologies*. 2019;7(12):63–69.
2. Vakulenko D.V., Kravets A.G. Reengineering of business processes of agroindustrial enterprises in conditions of through digital transformation. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, computer science and informatics*. 2021;3:115-125. DOI: 10.24143/2072-9502-2021-3-115-125.
3. Gafarov F.M., Galimyanov A.F. *Iskusstvennye neironnye seti i ikh prilozheniya: ucheb. posobie* [Artificial neural networks and applications: study guide]. Kazan': Izd-vo Kazanskogo universiteta; 2018. 121p.
4. Zhilenev M. Overview of application multispectral remote sensing data and combinations of data for digital processing. *Geomatics*. 2009;3:56–65.
5. Knizhnikov Yu.F., Kravtsova V.I., Tutubalina O.V. *Aehrokosmicheskie metody geograficheskikh issledovaniy: uchebnik* [Aerospace methods of geographical research: a textbook]. Moscow; Akademiya, 2011. 416 p.
6. Kostikova A. Interpretatsiya kombinatsii kanalov dannykh Landsat TM/ETM + [Interpretation of combinations of Landsat TM / ETM + data channels]. 2005. Available at: <http://gis-lab.info/qa/landsat-bandcomb.html> (accessed: 13.09.2021).
7. Makarov V.Z., Gusev V.A., Shlapak P.A., Reshetarova D.A. The Selection of the Optimal Detection Method for Agricultural Crops by Satellite Images of High Resolution (the Saratov Volga Region as an Example). *Izvestiya of Saratov University. New Series. Series: Earth Sciences*. 2020;20(3):162–170. DOI: 10.18500/1819-7663-2020-20-3-162-170.
8. *Prognoz nauchno-tekhnologicheskogo razvitiya agropromyshlennogo kompleksa Rossiiskoi Federatsii na period do 2030 g.* [Forecast of scientific and technological development of the agro-industrial complex of the Russian Federation for the period up to 2030]. Moscow: NIU VSHEH, 2017. 140 p.
9. Tarasov A.V., Shikhov A.N., Shabalina T.V. Detection of forest disturbances in Sentinel-2. *Current problems in remote sensing of the Earth from space*. 2011;18(3):51-64. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-3-51-64.
10. Chaban L.N. *Metody i algoritmy raspoznavaniya obrazov pri avtomatizirovannoi deshifratsii dannykh DZZ: uchebnoe posobie* [Methods and algorithms for pattern recognition in automated decryption of remote sensing data: a tutorial]. Moscow: MIIGAIIK; 2016. 94 p.
11. Shikhov A.N., Gerasimov A.P., Ponomarchuk A.I., Perminova E.S. *Tematicheskoe deshifirovanie i interpretatsiya kosmicheskikh snimkov srednego i vysokogo prostranstvennogo razresheniya: ucheb. posobie* [Thematic interpretation and photointerpretation of space images of medium and high spatial resolution: tutorial]. Perm': PGNIU; 2020. 191 p. Available at: <http://www.psu.ru/files/docs/science/books/uchebnie-posobiya/shikhov-gerasimov-ponomarchuk-perminova-tematicheskoe-deshifirovanie-i-interpretatsiya-kosmicheskikh-snimkov.pdf> (accessed: 13.09.2022).
12. Golubev A., Sadovnikova N., Parygin D., Glinyanova I., Finogeev A., Shcherbakov M. Woody Plants Area Estimation using Ordinary Satellite Images and Deep Learning. In: Alexandrov D., Boukhanovsky A., Chugunov A., Kabanov Y., Koltsova O. (eds.). *Digital Transformation and Global Society. DTGS 2018* (Communications in Computer and Information Science, vol 858.) Cham: Springer; 2018. pp. 302-313. DOI: 10.1007/978-3-030-02843-5\_24.
13. *Handbook on Remote Sensing for Agricultural Statistics*. Rome: GSARS Handbook, 2017. 60 p. Available at: <https://www.nfc.gov.in/publications/p3.pdf> (accessed: 09.07.2021).
14. Kravets A.G., Kolesnikov S., Salnikova N., Lempert M., Poplavskaya O. The Study of Neural Networks Effective Architectures for Patents Images Processing. In: Kravets, A., Groumpos, P., Shcherbakov, M., Kultsova, M. (eds.). *Creativity in Intelligent Technologies and Data Science. CIT&DS 2019*. (Communications in Computer and Information Science, vol. 1084.) Cham: Springer; 2019. pp. 27-41. DOI:10.1007/978-3-030-29750-3\_3.
15. Prishchepov A.V., Radeloff V.C., Dubinin M., Alcantara C. The effect of Landsat ETM/ETM + image acquisition dates on the detection of agricultural land abandonment in Eastern Europe. *Remote Sensing of Environment*. 2012;126:195–209. DOI: 10.1016/j.rse.2012.08.017.
16. Shcherbakov M.V., Brebels A., Shcherbakova N.L., Tyukov A.P., Janovsky T.A., Kamaev V.A. A Survey of Forecast Error Measures. *World Applied Sciences Journal*. 2013;24:171-176. DOI:10.5829/idosi.wasj.2013.24.itmies.80032.

17. Sukhinov A., Isayev A., Nikitina A., Chistyakov A., Sumbaev V., Semenyakina A. Complex of Models, High-Resolution Schemes and Programs for the Predictive Modeling of Suffocation in Shallow Waters. In: Sokolinsky, L., Zymbler, M. (eds.). *Parallel Computational Technologies. PCT 2017. (Communications in Computer and Information Science, vol. 753.)* Cham: Springer; 2017. pp. 169–185. DOI: 10.1007/978-3-319-67035-5\_13.
18. Wang X., Wang J., Che T., Huang X., Hao X., Li H. Snow Cover Mapping for Complex Mountainous Forested Environments Based on a Multi-Index Technique. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018;11(5):1433–1441. DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2810094.

Статья поступила в редакцию 14.06.2022, одобрена после рецензирования 12.09.2022, принята к публикации 16.09.2022.  
The article was submitted 14.06.2022; approved after reviewing 12.09.2022; accepted for publication 16.09.2022.

### Информация об авторах

#### **Вакуленко Дарья Витальевна**

Аспирант Волгоградского государственного  
технического университета  
400005 г. Волгоград, проспект им. В.И. Ленина, д. 28  
e-mail: dsvklnk@gmail.com

#### **Кравец Алла Григорьевна**

Доктор технических наук, профессор кафедры САПриПК  
Волгоградского государственного технического университета  
400005 г. Волгоград, проспект им. В.И. Ленина, д. 28  
e-mail: agk@gde.ru

### Information about authors

#### **Darya V. Vakulenko**

Post-Graduate Student of Volgograd State Technical University  
28 Lenin Ave., Volgograd, 400005, Russia  
e-mail: dsvklnk@gmail.com

#### **Alla G. Kravets**

Doctor of Technical Science, Professor of CAD department  
of Volgograd State Technical University  
28 Lenin Ave., Volgograd, 400005, Russia  
e-mail: agk@gde.ru