

УДК 004.932.4

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ КЛАССИФИКАЦИИ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ДАННЫХ ПРИ ОГРАНИЧЕНИЯХ НА РАЗРЯДНОСТЬ КВАНТОВАНИЯ, КОЛИЧЕСТВО СПЕКТРАЛЬНЫХ КАНАЛОВ И ПРОСТРАНСТВЕННОЕ РАЗРЕШЕНИЕ

© В. В. Шипко¹, С. М. Борзов²

¹Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил «Военно-воздушная академия
им. проф. Н. Е. Жуковского и Ю. А. Гагарина»,

394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54а

²Институт автоматизации и электрометрии СО РАН,

630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1

E-mail: shipko.v@bk.ru, borzov@iae.nsk.su

Исследовалась возможность создания оперативного кадрового гиперспектрометра, функционирующего как обычная фотокамера. Рассмотрено, как изменится эффективность классификации при осуществлении идеи создания компактной и удобной в работе гиперспектральной камеры с оперативно перестраиваемыми параметрами. На тестовом гиперспектральном изображении выполнены экспериментальные исследования точности классификации в зависимости от количества и способа выбора спектральных каналов, пространственного разрешения и разрядности квантования яркости сигналов. Показано, что результирующая точность при этом снижается, однако остаётся приемлемой для широкого круга практических задач.

Ключевые слова: гиперспектральные изображения, классификация, квантование, пространственное разрешение, спектральные каналы.

DOI: 10.15372/AUT20220309

Введение. В последнее время развитие средств дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) характеризуется активным внедрением технологий гиперспектральной съёмки. Современные образцы аппаратуры позволяют получать гиперспектральные изображения (ГСИ) в сотнях узких полос ультрафиолетового, видимого и ближнего инфракрасного диапазонов спектра [1, 2]. Результаты такой съёмки могут эффективно использоваться для решения сложных задач обнаружения малоразмерных объектов, классификации типов исследуемой поверхности, определения их состояния, динамики, выделения различий между близкими классами наблюдаемых объектов и т. д.

По способу формирования ГСИ известные схемы построения гиперспектральной аппаратуры могут быть разделены на два типа. К первому относятся гиперспектрометры, сканирующие объект щелевой диафрагмой и использующие дисперсионные элементы для разложения изображения в спектр. На каждом шаге сканирования регистрируется один срез ГСИ, поэтому время формирования полного кадра с помощью такой камеры исчисляется несколькими секундами или даже минутами. Такой способ удобен при решении задач ДЗЗ, где сканирование организуется за счёт движения аппарата на орбите. Как следствие, эти устройства непригодны в большинстве практических приложений, где камера или объекты наблюдения произвольно перемещаются в пространстве.

Вторым типом являются кадровые гиперспектрометры с обычным сферическим входным объективом, в которых ГСИ формируется мгновенно в заданном поле зрения. Такое решение стало возможным за счёт нанесения узких спектральных фильтров непосредственно на поверхность КМОП-сенсора на уровне полупроводниковой пластины [3–8].

В этом случае сенсор делится на группы пикселей, каждая из которых имеет определённый спектральный фильтр, и результирующее ГСИ формируется из соответствующих пикселей разных групп.

Различные технологические решения по реализации обоих типов гиперспектрометров позволяют устанавливать их как на спутниковые и самолётные платформы, так и на мобильные беспилотные летательные аппараты [2]. В последнем случае открывается возможность оперативного мониторинга заданных объектов. Такие системы могут быть приспособлены для конкретного применения путём определения необходимого количества и ширины спектральных полос, а также разрешения изображения в каждом диапазоне спектра. Выбор спектральных интервалов, их числа и расположения, как правило, осуществляется на этапе проектирования систем и в процессе эксплуатации не меняется [3–6]. Однако известны попытки создания фильтров с перенастраиваемыми характеристиками.

В частности, реализация режима выборочной спектральной адресации осуществима с помощью перестраиваемых акустооптических фильтров [2, 9] с режимом управления шириной спектрального окна и одновременного получения сразу нескольких спектральных изображений [10, 11]. Акустооптические фильтры основаны на динамических дифракционных решётках, возбуждаемых акустической ультразвуковой волной, и осуществляют спектральную фильтрацию световых пучков без существенных искажений переносимых ими изображений. Основными преимуществами акустооптических фильтров являются: программное управление с перестройкой по спектру за микросекунды, отсутствие подвижных механических элементов, малые габариты, высокое качество получаемых изображений, высокое спектральное разрешение (до 0,1 нм), возможность создания гибких алгоритмов гиперспектрального анализа благодаря произвольной спектральной адресации в пределах рабочего интервала длин волн.

Управление пространственным разрешением и разрядностью квантования отдельных пикселей или их групп возможно на основе, например, современных технологий КМОП-матриц регистрации светового потока, обладающих способностью изменения режимов работы фотоприёмника и позволяющих выполнять сложение сигналов отдельных пикселей, а также выбирать из общего массива рабочее окно произвольного расположения и размера [12]. Камеры высокого разрешения на основе КМОП-матриц позволяют переключать разрешение в меньшую сторону за счёт прореживания элементов или путём вырезания активного окна. В режиме выделения активного окна можно в любом месте матрицы указать его положение и размер.

Таким образом, современные технологии оптико- и радиоэлектроники открывают возможности реализации перспективных режимов функционирования гиперспектральной аппаратуры и позволяют вывести задачи наблюдения и классификации на качественно новый уровень. При этом требуется экспериментальное обоснование целесообразности управления информационными параметрами (пространственным и спектральным разрешением, разрядностью квантования яркости сигналов) для адаптивного функционирования перспективной гиперспектральной системы. Так, в [13–15] обоснована эффективность пространственно-спектральной классификации на различных этапах обработки ГСИ, а также приведена методика [16] и выполнено экспериментальное обоснование возможности снижения спектральной размерности гиперспектральных данных при решении задач классификации сельскохозяйственных культур. Показано, что выбор по определённому алгоритму нескольких спектральных каналов (10 каналов) и их ширины (объединение близлежащих от выбранного канала) незначительно снижает качество классификации по сравнению с классификацией по всей выборке спектральных каналов (200 каналов). В камерах рассматриваемого типа подобное сокращение информативности неизбежно и обусловлено их конструктивными особенностями. Оно имеет определённые ограничения по сравнению

с цифровой обработкой полного набора гиперспектральных данных. В частности, пространственное сглаживание осуществляется поблочно, а не скользящим окном, как при спектрально-пространственной обработке. Спектральные каналы должны быть выбраны из имеющихся, а не сформированы путём их линейной комбинации, как в методе главных компонент.

Целью данной работы является экспериментальное исследование возможности существенного уменьшения объёма регистрируемых гиперспектральных данных за счёт выбора ограниченного количества наиболее информативных спектральных каналов, пространственного разрешения и разрядности квантования яркости сигналов при решении задачи классификации наземных объектов.

Формирование базы изображений с разными параметрами квантования яркости и пространственного разрешения. Экспериментальные исследования эффективности классификации данных выполнены на основе ГСИ опытного полигона Indian Pines (северо-запад штата Индиана, США), полученного в рамках программы AVIRIS (Airborne Visible/Infrared Imaging Spectrometer) в июне 1999 г. Размер тестового изображения 145×145 пикселей, один пиксель соответствует участку 20×20 м земной поверхности, число спектральных каналов 220 в диапазоне от 0,4 до 2,5 мкм, при этом 33 канала, содержащие высокий уровень шума, при проведении исследований были удалены.

В качестве базы при классификации для каждого канала $l = 1, \dots, L$ исходного ГСИ A_{ijl} , где $i = 1, \dots, I$ и $j = 1, \dots, J$, были сформированы изображения с разной разрядностью квантования яркости $k = 1, \dots, K$ и коэффициентом снижения пространственного разрешения $\mu = 1, \dots, M$. Таким образом, были получены изображения $A'_{ijl}(k, \mu)$ размерностью $I' = I/\sqrt{\mu}$ по строкам и $J' = J/\sqrt{\mu}$ по столбцам, состоящие из $I' \times J' = \text{round}[I \times J/\mu]$ пикселей, и квантованием яркости $0, \dots, 2^k - 1$.

На рис. 1 представлены зависимости среднеквадратического отклонения (СКО)

$$\sigma(k, \mu) = \sqrt{\frac{1}{I \times J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (A'_{ijl}(k, \mu) - A_{ijl})^2}$$
 исходных изображений A_{ijl} разных каналов и соответствующих изображений $A'_{ijl}(k, \mu)$ после снижения разрядности квантования и пространственного разрешения. Для корректности сравнения по СКО изображения $A'_{ijl}(k, \mu)$

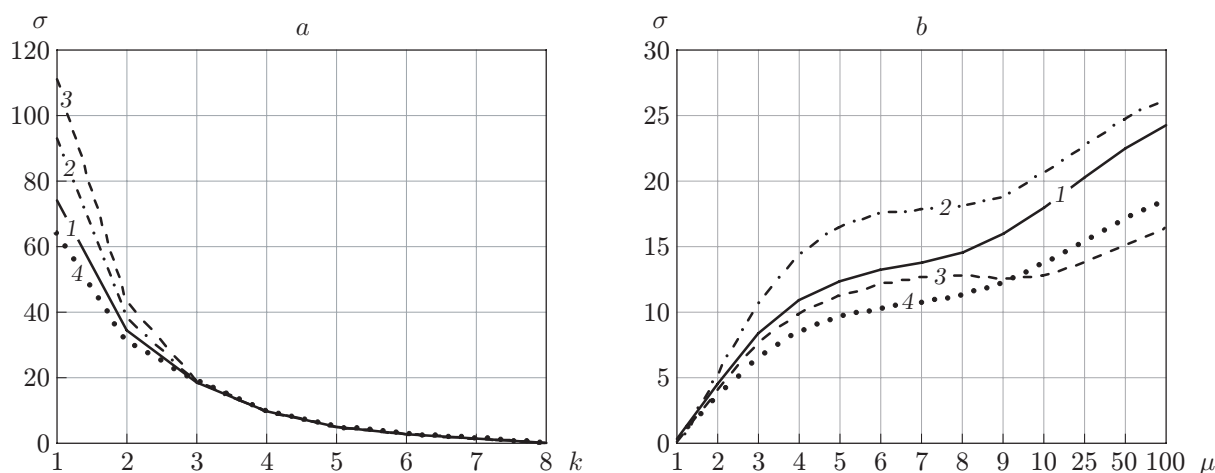


Рис. 1. Зависимости СКО изображений от их параметров: разрядности квантования k (а) и коэффициента снижения разрешения μ (б) (1 — 20-й канал, 2 — 40-й канал, 3 — 100-й канал, 4 — 200-й канал)

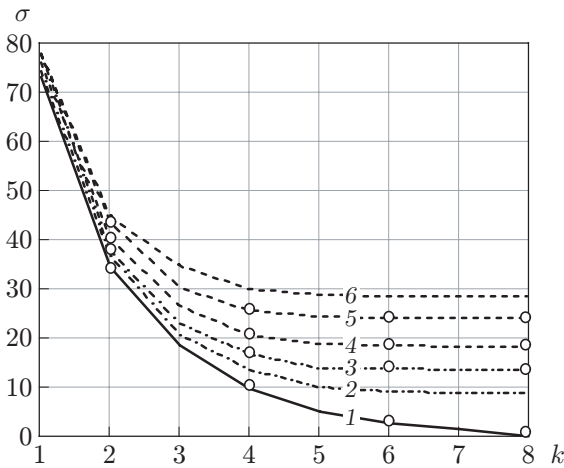


Рис. 2

Рис. 2. Зависимости СКО изображения 20-го канала от разрядности квантования k при: 1 — $\mu = 1$, 2 — $\mu = 5$, 3 — $\mu = 10$, 4 — $\mu = 25$, 5 — $\mu = 50$, 6 — $\mu = 100$

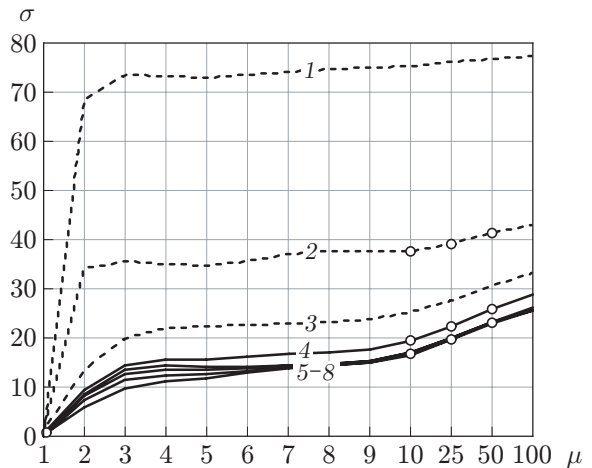


Рис. 3

Рис. 3. Зависимости СКО изображения 20-го канала от коэффициента снижения разрешения μ при: 1 — $k = 1$, 2 — $k = 2$, 3 — $k = 3$, 4 — $k = 4$, 5 — $k = 5$, 6 — $k = 6$, 7 — $k = 7$, 8 — $k = 8$

были приведены к диапазону квантования и масштабу исходного изображения A_{ijl} . Видно, что для разных каналов зависимости на рис. 1 имеют схожий характер изменения.

На рис. 2 представлены зависимости СКО для изображения 20-го канала от разрядности квантования k при разных коэффициентах μ , а на рис. 3 приведены зависимости СКО для того же канала от коэффициента снижения разрешения μ при разной разрядности квантования k . Видно, что зависимости на рис. 2 имеют явно выраженный экспоненциальный характер убывания при увеличении k . При этом для изображения исходного пространственного разрешения (кривая 1, рис. 2) изменение СКО можно приближённо описать как $\sigma_k = \sigma_1 e^{-k+1}$, а для остальных (кривые 2–6, рис. 2) — как $\sigma_k = \sigma' + (\sigma_1 - \sigma')e^{-(1+\alpha')(k+1)}$. Здесь σ' и α' характеризуют зависимости СКО при изменении пространственного разрешения (кривые 4–8, рис. 3). Следует отметить, что СКО незначительно меняется при $k = 4, \dots, 8$ для всех пространственных разрешений (см. рис. 2) и при $\mu = 2, \dots, 10$ для всех уровней квантования (см. рис. 3).

На рис. 4 показаны изображения 20-го канала при разных параметрах k и μ , значения СКО которых обозначены кружками на кривых рис. 2, 3.

На рис. 5 представлены нормированные зависимости числа бит ГСИ $b = Lk/\mu$ от разрядности квантования k , снижения разрешения μ и количества спектральных компонент L .

Экспериментальное исследование точности классификации. В качестве обучающей выборки при классификации были взяты 25 % пикселей от всех пикселей класса случайным образом, остальные 75 % использовались в качестве тестовой выборки. В качестве классификатора выбран метод опорных векторов (SVM, Support Vector Machine) [17], получивший широкое распространение в задачах классификации данных высокой размерности. Точность классификации оценивалась как выраженное в процентах отношение количества верно классифицированных пикселей к их общему количеству в тестовой выборке.

На рис. 6 представлены поверхности зависимостей точности классификации данных от

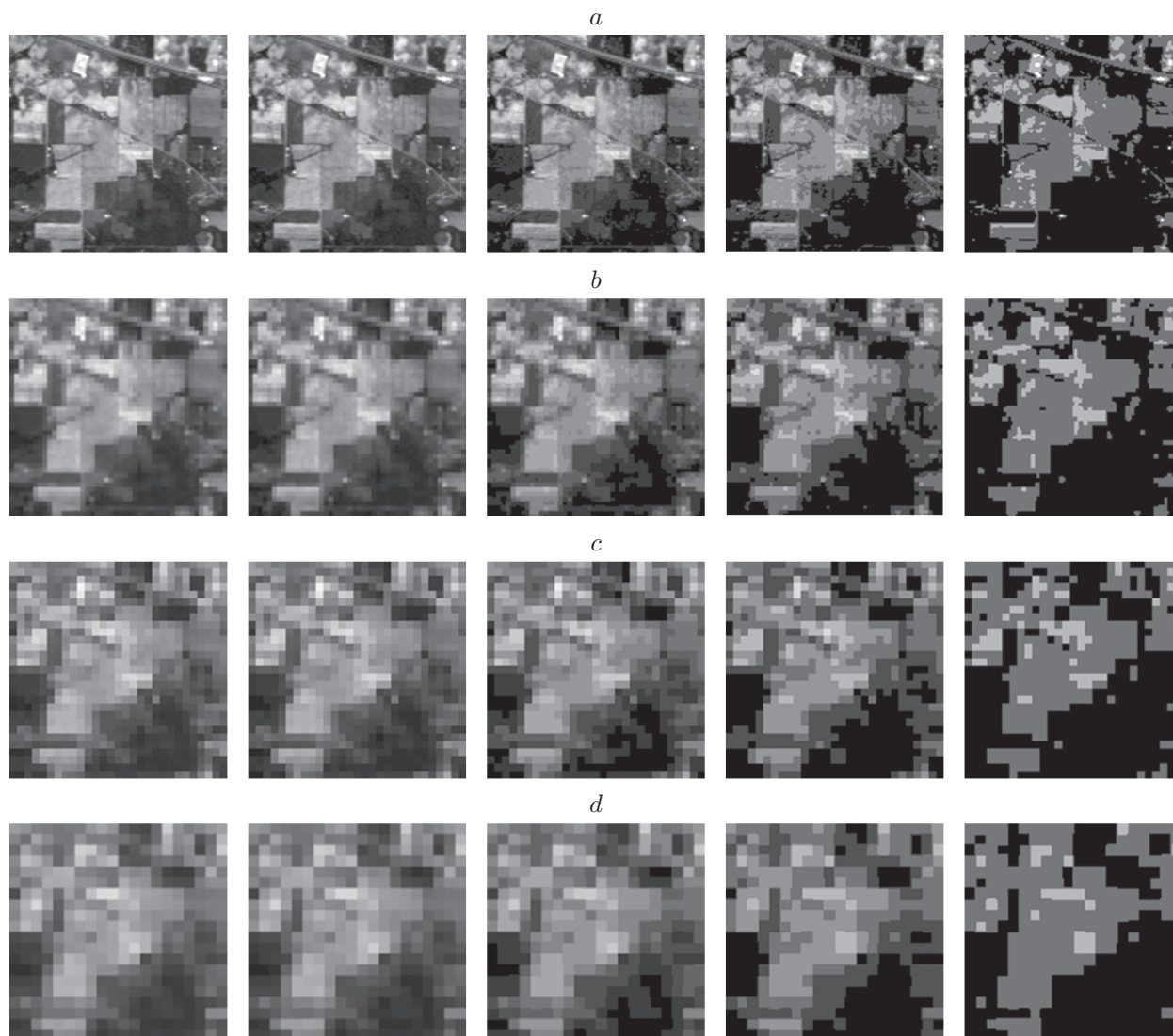


Рис. 4. Примеры изображения 20-го канала при $k = 8, 6, 4, 3, 2$: a — $\mu = 1$,
 b — $\mu = 10$, c — $\mu = 25$, d — $\mu = 50$

параметров k и μ , полученные для всех 187 спектральных каналов, а также для подсистем из 20 признаков, сформированных методом главных компонент (PCA, Principal component analysis), регулярным прореживанием и методом AdDel [16], который позволяет выбрать определённое количество наиболее информативных признаков. Отметим, что в последних двух случаях преобразование исходных спектральных данных не осуществляется.

Срезы представленных поверхностей наглядно демонстрируют, что с уменьшением пространственного разрешения ГСИ точность классификации методом SVM сначала возрастает, а затем незначительно уменьшается в диапазоне $\mu = 10$ –100 (обусловлено пространственно-частотным спектром изображений). При этом для системы из 187 признаков наблюдается большой спад эффективности классификации с уменьшением пространственного разрешения (рис. 7). С уменьшением разрядности для системы главных компонент снижение точности существеннее, чем при использовании 187 спектральных каналов (рис. 8, a , b). Другими словами, чем больше размерность пространства признаков, тем меньше влияние разрядности данных.

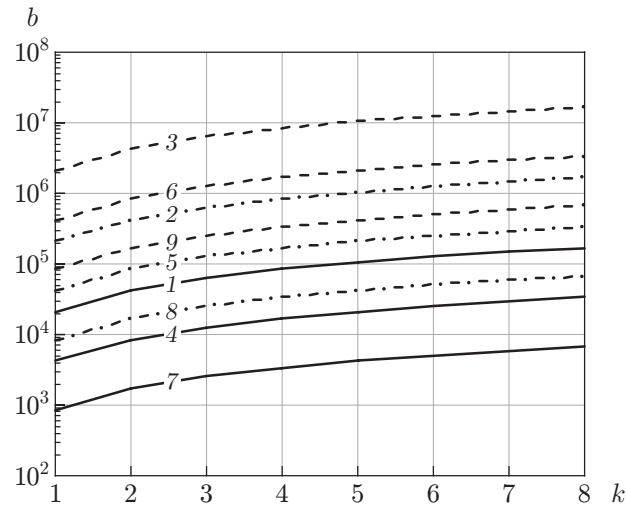


Рис. 5. Зависимости числа бит на ГСИ от разрядности квантования k при: 1 — $L = 1$, $\mu = 1$; 2 — $L = 10$, $\mu = 1$; 3 — $L = 100$, $\mu = 1$; 4 — $L = 1$, $\mu = 5$; 5 — $L = 10$, $\mu = 5$; 6 — $L = 100$, $\mu = 5$; 7 — $L = 1$, $\mu = 25$; 8 — $L = 10$, $\mu = 25$; 9 — $L = 100$, $\mu = 25$

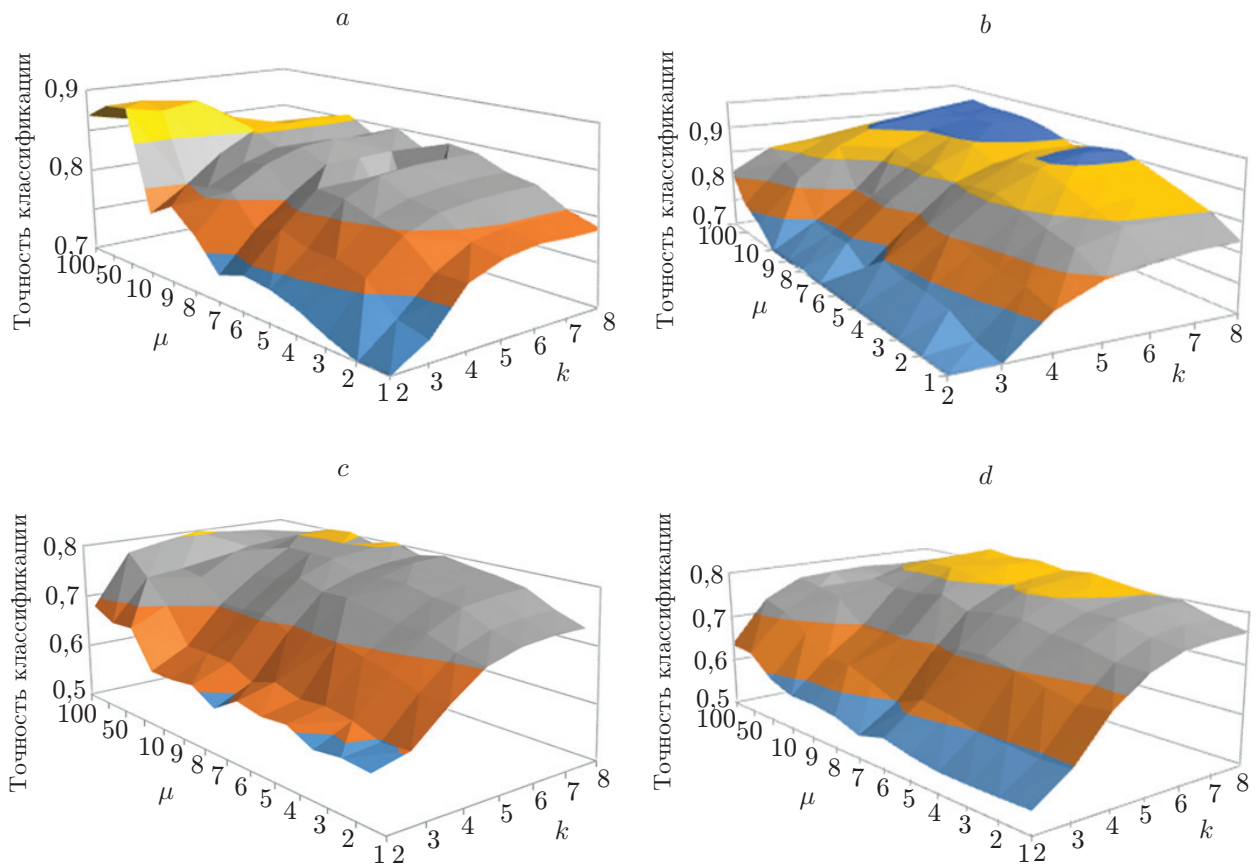


Рис. 6. Зависимости точности классификации методом SVM от масштаба и разрядности: a — по 187 каналам; b — по 20 главным компонентам; c — по 20 каналам после равномерного прореживания; d — по 20 каналам после обработки по методу AdDel

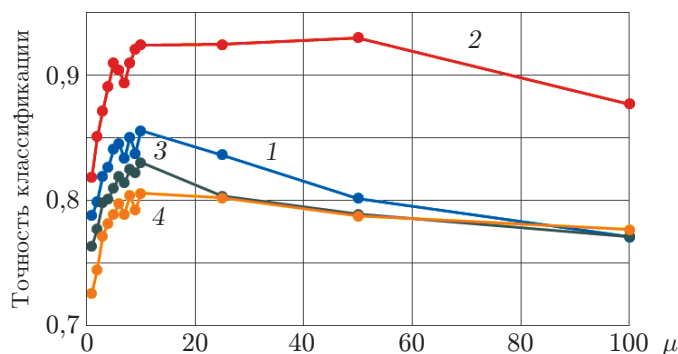


Рис. 7. Точность классификации при исходной разрядности $k = 8$ при различном пространственном разрешении для разных методов выбора признаков: кривая 1 для 187 каналов, кривая 2 для 20 PCA, кривая 3 для 20 каналов, выбранных методом AdDel, кривая 4 для 20 каналов после равномерного прореживания

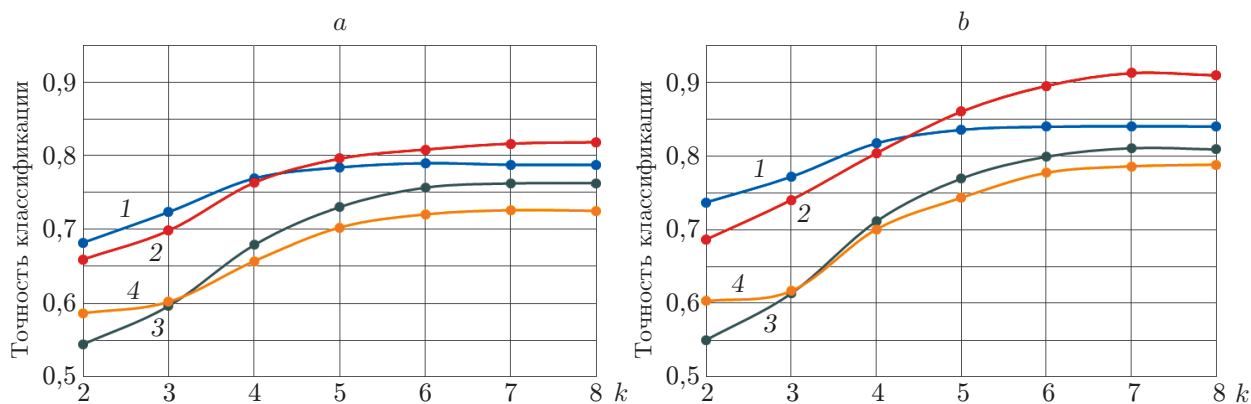


Рис. 8. Точность классификации при разной разрядности для различных методов выбора признаков: a — $\mu = 1$, b — $\mu = 5$ (обозначения кривых как на рис. 7)

Очевидно, что система признаков, сформированная методом AdDel, имеет существенное преимущество по точности классификации в сравнении с регулярным прореживанием, но уступает по эффективности методу главных компонент. Однако его основным достоинством является возможность снижения требований к аппаратуре регистрации ГСИ, пропускной способности каналов передачи данных и требуемой вычислительной мощности.

Наибольшая точность классификации 93 % достигнута для $\mu = 50$ и $k = 8$ при формировании системы признаков из главных компонент. Лучшая точность по системе, полученной выбором компонент методом AdDel, составляет 83 %. При этом она в широком диапазоне масштабов ($\mu = 5-25$) и разрядности ($k = 6-8$) меняется незначительно и составляет 80–83 %, что также выше, чем при работе по 20 каналам, полученным регулярным прореживанием (лучшее значение 80,5 %), и точности, достигнутой на исходном изображении (78,8 %). Следует учитывать, что дополнительная многомасштабная спектрально-пространственная обработка позволяет повысить точность классификации данного изображения до 95 % [15].

Также необходимо отметить, что метод классификации SVM имеет свои особенности,

и не исключено, что другие методы классификации, например основанные на применении свёрточных нейронных сетей, при качественном их обучении могут дать ещё более высокую точность классификации для ограниченного количества каналов, пространственного разрешения и разрядности квантования.

Заключение. Выполнены исследования точности классификации данных ДЗЗ с учётом ограничений, возникающих при создании гиперспектрометра с покадровым формированием ГСИ на основе адаптивных спектральных фильтров.

Рассмотрена возможность сокращения объёма регистрируемых и обрабатываемых данных за счёт выбора ограниченного количества наиболее информативных спектральных каналов, уменьшения пространственного разрешения и разрядности квантования яркости сигналов при решении задачи классификации наземных объектов. Экспериментально показано, что при уменьшении объёма данных более чем на два порядка точность классификации меняется незначительно и составляет 80–83 %, что выше, чем при работе с исходным изображением без его дополнительной обработки. При этом наибольшая точность классификации 93 % достигнута при формировании системы признаков методом главных компонент. Лучшая точность, полученная при выборе компонент методом AdDel, составляет 83 %, однако его основным достоинством является возможность снижения требований к аппаратуре регистрации, передачи и обработки ГСИ.

Таким образом, сокращение информативности изображений, обусловленное конструктивными особенностями кадровых гиперспектрометров, возможно и даже целесообразно при решении широкого ряда практических задач, в которых необходимым требованием является оперативность регистрации и обработки данных.

Финансирование. Работа выполнена при поддержке Министерства науки и высшего образования в рамках выполнения работ по Государственному заданию № 121022000116-0 в ИАиЭ СО РАН.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Виноградов А. Н., Егоров В. В., Калинин А. П. и др.** Линейка авиационных гиперспектрометров ультрафиолетового, видимого и ближнего инфракрасного диапазонов // Оптический журнал. 2016. **88**, № 4. С. 54–62.
2. **Пожар В. Э., Мачихин А. С., Гапонов М. И. и др.** Гиперспектрометр на основе перестраиваемых акустооптических фильтров для БПЛА // Светотехника. 2018. № 4. С. 47–50.
3. **Tack N., Lambrechts A., Soussan S., Haspeslagh L.** A compact, high-speed, and low-cost hyperspectral imager // Proc. of SPIE. 2012. **8266**. 82660Q.
4. **Geelen B., Tack N., Lambrechts A.** A snapshot multispectral imager with integrated, tiled filters and optical duplication // Proc. of SPIE. 2013. **8613**. 861314.
5. **Gat N.** Imaging spectroscopy using tunable filters: A review // Proc. of SPIE. 2000. **4056**. P. 50–64.
6. **Correia J. H., Bartek M., Wolffenbuttel R. F.** High-selectivity single-chip spectrometer in silicon for operation in visible part of the spectrum // IEEE Trans. Electron Devices. 2000. **47**, N 3. P. 553–559.
7. **Jayapala M., Lambrechts A., Tack N. et al.** Monolithic integration of flexible spectral filters with CMOS image sensors at wafer level for low cost hyperspectral imaging. URL: https://imagesensors.org/Past%20Workshops/2013%20Workshop/2013%20Papers/07-02_053-jayapala.pdf (дата обращения: 22.03.2022).
8. **Шведов А.** Гиперспектральные сенсоры компании ИМЕС. Решения для высококачественного спектрального анализа. URL: <https://www.npk-photonica.ru/giperspektralnye-sensory-kompanii-imes-pdf163406.pdf> (дата обращения: 22.03.2022).

9. Мазур М. М., Пожар В. Э. Спектрометры на акустооптических фильтрах // Измерительная техника. 2015. № 9. С. 29–33.
10. Мазур М. М., Судденок Ю. А., Пожар В. Э. Многооконные акустооптические фильтры для корреляционной спектроскопии // Оптика и спектроскопия. 2020. **128**, № 7. С. 1035–1041.
11. Пожар В. Э., Великовский Д. Ю. Спектральное распознавание объектов с помощью многооконных акустооптических фильтров // Оптика и спектроскопия. 2020. **128**, № 2. С. 284–289.
12. Горбачёв А. А., Коротаев В. В., Ярышев С. Н. Твердотельные матричные фотопреобразователи и камеры на их основе. СПб.: НИУ ИТМО, 2013. 98 с.
13. Борзов С. М., Потатуркин А. О., Потатуркин О. И., Федотов А. М. Исследование эффективности классификации гиперспектральных спутниковых изображений природных и антропогенных территорий // Автометрия. 2016. **52**, № 1. С. 3–14. DOI: 10.15372/AUT20160101.
14. Борзов С. М., Потатуркин О. И. Исследование эффективности спектрально-пространственной классификации данных гиперспектральных наблюдений // Автометрия. 2017. **53**, № 1. С. 32–42. DOI: 10.15372/AUT20170105.
15. Борзов С. М., Потатуркин О. И. Повышение эффективности классификации гиперспектральных изображений за счёт разномасштабной пространственной обработки // Компьютерная оптика. 2020. **44**, № 6. С. 937–943.
16. Борзов С. М., Потатуркин О. И. Выбор информативной системы признаков при классификации сельскохозяйственных культур по гиперспектральным данным // Автометрия. 2020. **56**, № 4. С. 134–144. DOI: 10.15372/AUT20200414.
17. Joachims T. Making large scale SVM learning practical. Dortmund: Universität Dortmund Press, 1999. P. 41–56. DOI: 10.17877/DE290R-5098.

Поступила в редакцию 22.03.2022

После доработки 04.04.2022

Принята к публикации 14.04.2022
