УДК 621.3:681.34

В.В. ЛУКИН¹, С.С. КРИВЕНКО¹, М.С. ЗРЯХОВ¹, М.А. ПОПОВ², С.А. СТАНКЕВИЧ², Л.П. ЛИЩЕНКО²

¹Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина; ²Центр аэрокосмических исследований Земли АН Украины, Украина

СЖАТИЕ ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ПОТЕРЯМИ И ИХ КЛАССИФИКАЦИЯ

Проанализировано влияние сжатия гиперспектральных изображений дистанционного зондирования на надежность решения конечной задачи извлечения полезной информации, в частности, классификации различных типов участков поверхности. Показано, что при использовании сжатия с потерями при условии выполнения определенных ограничений на уровень вносимых искажений возможно решение конечных задач с практически такой же эффективностью, что и при использовании исходных (несжатых) данных. Вносимые искажения целесообразно контролировать, используя метрику визуального качества PSNR-HVS-M, значения которой должны превышать 41,5 дБ.

Ключевые слова: сжатие гиперспектральных изображений, надежность классификации, критерии

Введение

Эффективным средством мониторинга поверхности Земли и других планет являются средства дистанционного зондирования (ДЗ) авиационного и космического базирования [1]. Большинство современных систем являются многоканальными, где под многоканальным режимом в широком смысле понимается формирование изображений одного и того же участка поверхности с использованием нескольких частот (длин волн), поляризаций, углов визирования и т.д. Одним из типов многоканальных систем ДЗ являются средства гиперспектральной съемки, которые «перекрывают» оптический и ближний инфракрасный диапазоны электромагнитных волн с высоким спектральным разрешением (порядка единиц нанометров) и хорошим пространственным разрешением (от единиц до десятков метров) [1], формируя одновременно десятки и даже сотни практически совмещенных между собой изображений. Примерами таких систем и гиперспектральных сенсоров являются AVIRIS, HYDICE, Hyperion, CASI, CHRIS-PROBA и др.

С одной стороны, такие системы ДЗ потенциально позволяют решать широкий круг разнообразных задач для различных применений [1, 2]. С другой стороны, при передаче соответствующих данных ДЗ на Землю и пользователям, при обработке таких изображений и извлечении из них полезной информации возникает ряд проблем [1 – 3].

Прежде всего, проблемой является огромный объем информационных данных, которые необходимо передавать по каналам связи и обрабатывать. Например, стандартный размер гиперспектрального изображения, формируемого системой авиационного базирования AVIRIS, составляет примерно 135 Мегабайт (512х614 пикселей, 2 байта на отсчет, 224 спектральных канала), что соответствует участку местности примерно 10км х 12км. Поэтому широко применяют методы сжатия гиперспектральных данных [1, 3 – 7].

Сжатие без потерь обеспечивает коэффициент сжатия (КС) гиперспектральных изображений (ГСИ) порядка 3...4 [4] при учете межканальной корреляции и примерно вдвое меньше при сжатии каждого изображения отдельно. С одной стороны, при использовании сжатия без потерь в данные ДЗ не вносится никаких искажений. С другой стороны, указанные выше значения КС не всегда удовлетворяют требованиям практики. Поэтому в настоящее время большое внимание уделяется разработке и применению методов сжатия данных гиперспектрального ДЗ с потерями [5 – 7], которые способны обеспечивать значения КС порядка десятков и даже более.

При разработке методов сжатия с потерями необходимо учитывать ряд моментов.

Во-первых, целью получения данных гиперспектрального ДЗ является решение конечных задач классификации типов земных покровов, обнаружения и локализации загрязненных участков местности, определение их минералогического состава и т.д., то есть фактически решение задач распознавания и классификации. При этом часто нет необходимости обрабатывать данные во всех каналах гиперспектрального снимка, достаточно использовать 8...12 наиболее информативных каналов [2]. В зависимости от конкретной задачи набор этих каналов может быть различным, но в любом случае пользо-

© В.В. Лукин, С.С. Кривенко, М.С. Зряхов, М.А. Попов, С.А. Станкевич, Л.П. Лищенко ISSN 1727-7337. АВИАЦИОННО-КОСМИЧЕСКАЯ ТЕХНИКА И ТЕХНОЛОГИЯ, 2011, № 1 (78) вателю необходимо передавать не полный куб (трехмерный массив) данных, а лишь его часть, что эквивалентно сжатию.

Во-вторых, применение сжатия с потерями не всегда приводит к ухудшению эффективности решения конечных задач. При определенных условиях, которые зависят от уровня помех в изображениях, свойств (степени сложности) изображений и используемых КС и кодера, эффективность решения конечных задач, например классификации, может оставаться практически такой же, как и при классификации исходных (несжатых или сжатых без потерь) данных ДЗ [8, 9].

В-третьих, для методов сжатия гиперспектральных изображений с потерями в настоящее время не существует общепринятых метрик качества [10-12]. Очевидно лишь, что традиционные метрики, например среднеквадратическая ошибка вносимых при сжатии с потерями искажений, не являются приемлемыми для рассматриваемых приложений по ряду причин. Одними из основных причин являются существенное различие динамических диапазонов значений изображений и различие отношений сигнал-шум в каналах [1, 13, 14].

В связи с этим **актуальной задачей** является разработка и анализ эффективности методов сжатия гиперспектральных изображений с потерями с использованием других метрик качества.

Цель данной статьи состоит в исследовании эффективности подхода к сжатию с потерями, основанного на обеспечении визуально незаметных искажений [15, 16], с точки зрения влияния этих искажений на вероятность правильного обнаружения загрязненных участков местности по данным гиперспектральной космосъемки [17]. Практической задачей является также выбор параметров сжатия с потерями, при которых обеспечивается такая же вероятность правильного обнаружения и классификации, что и при решении этой задачи по исходным данным гиперспектрального ДЗ.

Характерные свойства изображений гиперспектрального дистанционного зондирования

Гиперспектральные изображения ДЗ характеризуются рядом специфических свойств, отличающих их от обычных черно-белых и цветных оптических изображений. Первое отличие состоит в том, что изображения в n-м ($I_{ij}(n), i = 1, ..., I, j = 1, ..., J$) и n+1-м ($I_{ij}(n+1), i = 1, ..., I, j = 1, ..., J$) спектральных каналах обычно имеют коэффициент корреляции, близкий к единице (I, J – размеры изображения по

горизонтали и вертикали) [1, 4, 13]. Напомним, что коэффициенты корреляции цветовых компонент R, G и B цветных изображений обычно порядка 0,8, то есть заметно меньше [18]. Такое отличие связано с тем, что для соседних каналов гиперспектрального изображения отличия длин волн гораздо меньше, чем длин волн при RGB представлении цветных оптических изображений.

Таким образом, гиперспектральные изображения обладают высокой степенью избыточности. Если несколько соседних каналов имеют коэффициенты корреляции, близкие к единице, то их совместное использование практически не дает дополнительной информации о зондируемой поверхности за исключением того, что имеется возможность снизить уровень помех благодаря квазикогерентному накоплению. Именно в связи с высокой степенью избыточности гиперспектральных изображений на практике оказывается достаточным использовать ограниченное (значительно меньшее, чем общее) количество каналов при распознавании и классификации без ущерба для надежности решения этих задач [2].

Второе отличие состоит в следующем. Для RGB цветных изображений характеристики помех и, соответственно, отношения сигнал-шум (ОСШ) в компонентных изображениях обычно полагают идентичными или, по крайней мере, достаточно близкими [18].

Для компонент гиперспектрального изображения как дисперсии помех, так и отношения сигналшум обычно существенно различаются. В частности, ОСШ изменяется от единиц дБ (таких спектральных каналов немного) до 20...30 дБ (таких каналов большинство). Это связано как с отличием уровня помех в разных спектральных каналах, так и, прежде всего, с существенным различием динамических диапазонов данных [1, 13].

Динамический диапазон для каждого *n*-го спектрального канала можно характеризовать разностью максимального и минимального значений $I^{max}(n) - I^{min}(n)$. При этом значения $I^{max}(n)$ могут варьироваться от нескольких десятков до десятков тысяч, а значения $I^{min}(n)$ имеют порядок единиц и десятков, причем они могут быть как положительными, так и отрицательными в связи с особенностями используемых сенсоров.

Поэтому для представления гиперспектральных данных ДЗ обычно используют 2 байта на отсчет, где один из битов – знаковый. В этом состоит третье отличие гиперспектральных и обычных оптических изображений. Указанные особенности будут учтены в дальнейшем при разработке методов сжатия с потерями.

Требования к методам сжатия с потерями и метрикам качества

В большинстве работ, посвященных сжатию изображений с потерями, основное внимание уделяется анализу зависимостей некоторых стандартных метрик (среднеквадратической ошибки (СКОш) вносимых искажений или пикового отношения сигналшум (ПОСШ), однозначно связанного со СКОш при 8-битном представлении данных) от КС или параметра bpp (bits per pixel), который при 8-битном представлении равен 8/КС. Эти зависимости обычно анализируют для стандартного набора черно-белых или цветных изображений, сравнивая между собой различные методы сжатия с потерями [19,20].

С учетом широких пределов варьирования динамического диапазона $I^{max}(n) - I^{min}(n)$ очевидно, что СКОш не способна адекватно описывать искажения, вносимые при сжатии с потерями изображения в *n*-м спектральном канале [21]. Одно и то же значение СКОш в канале с малым $I^{max}(n) - I^{min}(n)$

приведет к явной деградации качества изображения, а в канале с большим динамическим диапазоном внесенные искажения будут незаметны. Эти особенности часто не учитываются разработчиками методов сжатия с потерями, которые предусматривают на первом этапе спектральную декорреляцию куба данных с использованием тех или иных преобразований (вейвлетов, дискретного косинусного, Карунена-Лоева и т.д.) [7,11]. Поэтому рядом авторов [12,21] подчеркивается, что метрики, характеризующие качество сжатия, должны так или иначе использовать нормировку с учетом динамического диапазона данных. ПОСШ, рассчитываемое как

$$PSNR(n) = 10lg((I^{max}(n) - I^{min}(n))^2 / MSE(n)), (1)$$

использует такую нормировку, где MSE(n) – СКОш искажений, вносимых в изображение в n-м спектральном канале.

Вместе с тем, и PSNR(n) не является достаточно адекватной метрикой для рассматриваемого приложения. ПОСШ достаточно жестко связано с вероятностями правильного обнаружения и правильной классификации для площадных объектов, включающих сотни пикселей. Однако при обнаружении и классификации малоразмерных объектов, содержащих от единиц до 10...15 пикселей, что обычно имеет место для участков загрязнений и участков городской застройки, целесообразно оперировать метриками, учитывающими визуальное качество изображений, искаженных помехами или эффектами, связанными с использованием сжатия с потерями [22, 23].

Отметим, что метрики, учитывающие визуальное качество, в частности SSIM [19], уже использовались для описания качества данных ДЗ. Однако в последние годы показано [24, 25], что для описания визуального качества изображений, искаженных помехами или сжатых с потерями, более подходят метрики MSSIM [26] и PSNR-HVS-M [27]. Метрика MSSIM может быть рассчитана для изображений с любым динамическим диапазоном, не изменяясь при масштабировании изображения и имея значения от 0 (очень плохое визуальное качество) до 1 (идеальное качество). Более того, при значениях MSSIM, превышающих 0,99, можно говорить о том, что искажения, внесенные в изображение, визуально практически не заметны [28]. Значения метрики PSNR-HVS-М (дБ) возрастают при улучшении визуального качества изображения. Искажения практически не заметны визуально, если значения PSNR-HVS-M больше 40дБ. Напомним, что PSNR-HVS-М рассчитывается как

$$PSNR - HVS - M(n) =$$

= 10 lg((I^{max} (n) - I^{min} (n))² / MSE_{HVS-M} (n)), (2)

где MSE_{HVS-M}(n) – аналог СКОш, рассчитанный в области коэффициентов ДКП с учетом разной чувствительности зрения человека к искажениям в области разных пространственных частот и эффектов маскирования.

Целесообразность использования метрик качества, учитывающих аспекты визуального восприятия, обусловлена также следующими соображениями. Во-первых, до сих пор тематический анализ данных ДЗ часто осуществляется опытными дешифровщиками снимков (для этого многоканальные данные представляются в виде псевдоцветов). Естественно, что визуально заметные искажения (изменения) цветов приведут к изменению результатов дешифрирования. Во-вторых, автоматические классификаторы данных гиперспектрального ДЗ (на основе нейросетей и опорных векторов) работают с векторами признаков, причем среди основных признаков остаются значения изображений в спектральных каналах. Вектора таких признаков определяют «цвета» в многомерном пространстве, поэтому существенные искажения хотя бы нескольких компонент вектора признаков способны привести к неправильной классификации конкретного пикселя (вокселя) многомерных данных.

Таким образом, будем в основном опираться на использование метрик MSSIM [26] и PSNR-HVS-M [27] при сжатии гиперспектральных данных ДЗ с потерями. При этом учтем другие требования к методам сжатия. Прежде всего, это необходимость обеспечивать сжатие с заданными параметрами автоматически, без участия оператора. Кодеры JPEG2000 и SPIHT [29] способны автоматически обеспечить заданную степень сжатия, но не способны обеспечить требуемые значения ПОСШ или других метрик за одну итерацию. Другие кодеры, например, обычный JPEG или AGU [30], не способны за одну итерацию обеспечить ни заданную степень сжатия, ни требуемое значение используемой метрики. Разработаны итерационные процедуры сжатия, позволяющие обеспечить требуемое значение используемой метрики с приемлемой точностью [31, 32], но вопрос повышения их быстродействия остается актуальным.

Напомним, что обеспечение заданного качества сжатых изображений в соответствии с выбранной метрикой является приоритетным требованием для рассматриваемого приложения. Но повышение КС также важно. В этом плане возможны два варианта. Для одних практических ситуаций может быть поставлено условие использовать только стандарты сжатия, то есть JPEG2000 или JPEG. Результаты, представленные в работе [28] показывают, что при обеспечении MSSIM порядка 0,99 или PSNR-HVS-М порядка 40 дБ КС для ЈРЕС не меньше, чем для JPEG2000. Если же можно использовать другие (не стандартные) кодеры, то модификация кодера AGU, названная AGU-M [15,28] представляется хорошим практическим решением по ряду причин. Вопервых, кодирование выполняется достаточно быстро, поскольку используется ДКП в блоках фиксированного размера (32х32 пикселя). Во-вторых, согласно зависимостям PSNR-HVS-M от КС этот кодер существенно лучше JPEG2000 и JPEG, то есть он позволяет обеспечивать заданное значение PSNR-HVS-М при значительно большем КС [28]. Управление степенью сжатия при этом выполняется шагом квантования (ШК).

Сжатие с внесением визуально незаметных искажений

В данном подразделе рассмотрим методы сжатия с потерями, применяемые к гиперспектральным данным ДЗ поканально (раздельно). В принципе, с точки зрения обеспечения более высокого КС при одном и том же уровне вносимых искажений сжатие гиперспектральных изображений целесообразно выполнять с использованием трехмерных кодеров, способных учесть межканальную корреляцию данных [3, 4, 7, 11]. Однако в этом случае извлечь набор необходимых для классификации каналов из общего файла сжатых данных можно только после декомпрессии всего куба гиперспектральных данных. Если же сжатие для каждого спектрального канала производится раздельно, то передавать данные пользователю или распаковывать их для решения конкретной задачи можно не целиком, а только для нужных каналов.

Прежде всего, отметим, что сжатие может осуществляться как с использованием предварительного преобразования изображений, так и без преобразования. В частности, в работе [16] предложено выполнять прямое преобразование изображения в каждом канале с учетом значений I^{max}(n) и I^{min}(n) таким образом, чтобы после преобразовапреобразованные ния получить значения $I_{tr}^{min}(n) = 0$ и $128 \le I_{tr}^{max}(n) \le 255$. Параметры преобразования запоминаются и кодируются как вспомогательная информация, а затем используются после декомпрессии для выполнения обратного преобразования, если это необходимо. Указанное выше прямое преобразование позволяет применять кодеры, разработанные для сжатия изображений в стандартном 8-битном представлении (не все кодеры имеют версии для работы с двухбайтовыми числами), а также визуализировать изображения после декомпресии (не все программные средства позволяют визуализировать изображения, имеющие отрицательные значения). Если же кодер способен сжимать изображения, представленные как двухбайтовый двумерный массив данных с положительными и отрицательными значениями, то применять предварительные преобразования нет необходимости. Ниже рассмотрим результаты сжатия с применением предварительного преобразования [16].

На первом этапе исследования кодер AGU-M был применен к компонентным изображениям гиперспектральных данных Lunar Lake системы AVIRIS с обеспечением PSNR-HVS-M=40 дБ с точностью 0,2 дБ.

В результате был получен КС=20,47 (для всего куба данных) при количестве итераций от 8 до 11 в зависимости от характеристик изображения в каждом конкретном канале. Аналогичные результаты получены для другого стандартного тестового изображения системы AVIRIS, которое называется Сuprite. КС для каналов варьируется от 5 до 40, оставаясь, в основном, порядка 15...20 для каналов с большим ОСШ и меньшим для каналов с малым ОСШ. Для других стандартных тестовых гиперспектральных изображений системы AVIRIS, имеющих более сложную структуру (Jasper Ridge, Moffett Field), КС изменяется в пределах от 3,5 до 30 и для большинства каналов он лежит в пределах 8...15.

Разработанная методика сжатия была применена и к гиперспектральным изображениям, сформированным системой HYPERION (см. изображение центральной части Киева, полученное 01.09.2002, для одного их каналов на рис. 1). Значения КС имеют тот же порядок, что и для изображений системы AVIRIS (см. график значений КС от номера канала этого 242-зонального изображения на рис. 2). Для большинства каналов КС лежит в пределах от 10 до 20, лишь для двух групп каналов с малым отношением сигнал-шум значения КС заметно меньше – около 6,5.

Причина состоит в том, что при сжатии обеспечивается отсутствие визуальных отличий исходного (искаженного визуально заметным шумом) и сжатого изображений, поэтому значительная часть бит в сжатом изображении тратится на «сохранение шума», что не позволяет достичь больших КС.



Рис. 1. 14-й канал ГСИ, сформированного системой HYPERION



Рис. 2. Зависимость КС от номера канала

Зависимость PSNR-HVS-M, обеспеченного автоматической процедурой сжатия, от номера канала приведена на рис. 3. Напомним, что требовалось обеспечить PSNR-HVS-M, отличающийся от 40 дБ не более, чем на 0,2 дБ. Как видно из графика, для большинства каналов эта ошибка существенно меньше 0,2 дБ, то есть процедура успешно справилась с поставленной задачей.



Рис. 3. Зависимость PSNR-HVS-M от номера канала

Значения шага квантования, с помощью которого управляется (изменяется) КС для кодера AGU-М, для соседних каналов также достаточно близки. Если исходные изображения, которые представлены двухбайтовыми числами, предварительно нормируются к диапазону 0...255, то шаг квантования, при котором обеспечиваются требуемые PSNR-HVS-M и MSSIM, примерно равен 11 (см. график на рис. 4).

В общем виде, шаг квантования примерно равен $(I_{max} - I_{min})/20$. Вносимая при этом среднеквадратическая ошибка имеет порядок $(I_{max} - I_{min})^2/2000$, а сами искажения распределены по гауссову закону.



Рис. 4. Значения ШК для разных каналов

Как уже отмечалось, процедура обеспечения заданного PSNR-HVS-М или MSSIM является итеративной и, как правило, требует 7 или 8 итераций сжатия и декомпрессии каждого изображения прежде, чем будет обеспечена нужная степень сжатия (рис. 5).



Рис. 5. Число итераций при сжатии изображений в разных каналах

Приведенные на рисунках 2-5 зависимости описывают характерные особенности предложенной процедуры сжатия. Если требуется обеспечить PSNR-HVS-M больше, чем 40 дБ, например 43 дБ, то значения ШК и КС для всех каналов будут меньше. Об этом свидетельствует график, приведенный на рис. 6.



Рис. 6. Значения ШК для разных каналов при обеспечении PSNR-HVS-М≈43 дБ

Значения КС также зависит от свойств сжимаемого изображения (его степени сложности). Количество итераций определяется стартовым ШК, дискретностью изменения ШК и свойствами сжимаемого изображения. Чтобы в среднем уменьшить число итераций, можно рекомендовать использовать в качестве стартового значение ШК, равное (I_{max} – I_{min})/20.

Результаты классификации сжатых изображений

Предыдущий анализ сжатия многоканальных изображений (МКИ) показал, что с точки зрения визуального восприятия (применялся критерий PSNR-HVS-M) возможно успешно обеспечить требуемые качественные показатели при автоматическом сжатии для различных изображений. Однако при дистанционном зондировании поверхности часто применяются автоматические методы классификации и распознавания. В этом случае качественным критерием является количество правильно классифицированных пикселей. Поэтому, при оценке эффективности предложенной методики автоматического определения параметра, управляющего сжатием, для машинной классификации использован кластерный автоматизированный анализ по методу K-Means [33] с разбиением на 10 классов (классификация без обучения).

Результаты классификации сжатых с потерями гиперспектральных изображений при различных значениях PSNR-HVS-М приведены в табл. 1. Как и следовало ожидать средняя вероятность правильно классифицированных пикселей (для всех классов, нижняя строка) с увеличением PSNR-HVS-М (исследован диапазон значений от 37 дБ до 45 дБ) увеличивается с 70,75 % до 74,6% (без применения сжатия вероятность правильной классификации составляет 78,5%). Для МКИ, сжатых с качеством PSNR-HVS-M, равным 45 дБ, наблюдаются наиболее высокие показатели классификации по всем типам поверхностей за исключением класса «площадка с искусственным покрытием» который лучше классифицируется при PSNR-HVS-М равном 37 дБ и 41.5 дБ.

При анализе вероятности правильной классификации МКИ, сжатых в диапазоне значений PSNR-HVS-M от 37 дБ до 43 дБ, можно заключить, что для каждой из рассматриваемой поверхности существует такое значение PSNR-HVS-M, при котором вероятность правильной классификации может достигать максимума или оставаться примерно одинаковой. Для классов «водная поверхность», «плотно застроенные кварталы» и «площадка с искусственным покрытием» лучшие результаты вероятности правильной классификации получены при PSNR-HVS-M, равном 37 дБ; для классов «трава, разреженная растительность» и «улицы, дороги» – при PSNR-HVS-M, равном 41,5 дБ; для классов «лесные массивы, древесные насаждения» и «открытые грунты, строительные площадки» – при PSNR-HVS-M равном 40 дБ; для класса «промышленные объекты» – при PSNR-HVS-M равном 43 дБ.

Такой разброс значений при классификации можно объяснить следующим образом. Для анализа нами исследованы реальные изображения, которые изначально содержат помехи. При сжатии с потерями зашумленных изображений [9] показано, что существует так называемая оптимальная рабочая точка (такое значение параметра, управляющего сжатием, при котором достигается максимальное PSNR-HVS-M). Вполне возможно, что уровень помех на различных участках МКИ не одинаковый и для каждого класса существует своя оптимальная рабочая точка, это и объясняет относительно высокие показатели вероятности правильной классификации при относительно «малых» значениях PSNR-HVS-M для некоторых классов.

При этом, следует отметить, что для МКИ с PSNR-HVS-М равном 41,5 дБ и 43 дБ значения вероятности правильной классификации для отдельных классов незначительно уступают наиболее высоким, полученным в результате исследования. Это позволяет сделать вывод, что если МКИ используется для автоматической классификации, то целесообразно сжатия их с PSNR-HVS-М не хуже 41,5 дБ. Достигаемый при этом КС примерно в 3 раза выше, чем при сжатии без потерь.

Таблица 1

№ класса	Тип поверхности	Исходный снимок	Сжатый снимок (37 дБ)	Сжатый снимок (40 дБ)	Сжатый снимок (41,5 Б)	Сжатый снимок (43 дБ)	Сжатый снимок (45 дБ)
1	Водная поверхность (Днепр, озеро, залив)	95	90	90	89	90	91
2	Трава, разреженная расти- тельность	78	68	69 73		72	74
3	Лесные массивы и древес- ные насаждения (Голосее- во, склоны Днепра)	90	78	82	82 82		82
4	Открытые грунты, строи- тельные площадки	70	60	66	61	65	67
5	Площадки с искусствен- ным покрытием	80	76	75	76	75	75
6	Плотно застроенные квар- талы (центр города)	60	58	55	56	58	58
7	Улицы, дороги	80	76	75	78	78	77
8	Промышленные объекты (Петровка, Подол)	75	60	61 64		71	71
среднее		78,5	70,75	71,8	72,3	73,8	74,6

B	ероятности правильной	і классио	рикации ((в прс	щентах)	различных	объектов
---	-----------------------	-----------	-----------	--------	---------	-----------	----------

Заключение

Исследованы свойства гиперспектральных изображений и показано, что можно применять их сжатие с потерями. При этом для реальных данных дистанционного зондирования может быть достигнут коэффициент сжатия, в несколько раз превышающий КС при сжатии без потерь, причем надежность решения конечных задач практически не ухудшается, если обеспечиваемое значение PSNR-HVS-M не хуже 41,5 дБ, то есть вносимые искажения визуально незаметны.

Литература

1. Chang Chein-I. Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification / Chang Chein-I. // Plenum Publishers. – N.Y.: Kluwer Academic. – 2003. – 370 p.

2. Попов М.А. Методы оптимизации числа спектральных каналов в задачах обработки и анализа данных дистанционного зондирования Земли / М.А. Попов, С.А. Станкевич // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – М.: ИКИ РАН, 2006. – Вып. 3, Т. 1. – С. 106-112. 3. Lukin V. Processing of Multichannel RS data for Environment Monitoring, Proceedings of NATO Advanced Research Workshop on Geographical Information / V. Lukin // Processing and Visual Analytics for Environmental Security. – Trento, Italy, Springer Netherlands. – July 2009. – P. 129-138.

4. Kaarna A. Compression of Spectral Images / A. Kaarna // Vision Systems: Segmentation and Pattern Recognition Ed. By G. Ohinata and A. Dutta. – Vienna: I-Tech, 2007. – P. 269-298.

5. G. Yu Image compression systems on board satellites / G. Yu, T. Vladimirova, M.N. Sweeting // Acta Astronautica. – 2009. – Vol. 64. – P. 988-1005.

6. Ponomarenko N.N., Automatic Approaches to On-Land/On-Board Filtering and Lossy Compression of AVIRIS Images / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, M.S. Zriakhov, A. Kaarna, J. Astola // Proceedings of IGARSS. – Boston, 2008. – Vol.III. – P. 254-257.

7. Motta G., Compression of hyperspectral imagery / G. Motta, F. Rizzo, and J.A. Storer // Proceedings of Data Compression Conference. – 2003. – P. 333-342.

8. Classification of Hyperspectral Images Compressed through 3D-JPEG2000 / I. Blanes, A. Zabala, G. More, X. Pons, J. Serra-Sagrista // Proceedings of LNAI. – 2009. – Vol. 5179. – P. 416-423.

9. Classification of compressed multichannel remote sensing images / V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, A.A. Zelensky, A.A. Kurekin, K. Lever // Proceedings of SPIE/EUROPTO on Remote Sensing. – UK, Sept 2008. – SPIE 7109. – 12 p.

10. Christophe E. Quality criteria benchmark for hyperspectral imagery / E. Christophe, D. Leger, C. Mailhes // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – Sept 2005. – Vol. 43, No 9. – P. 2103-2114.

11. Christophe E. Hyperspectral Image Compression: Adapting SPIHT and EZW to Anisotropic 3-D Wavelet Coding / E. Christophe, C. Mailhes, P. Duhamel // IEEE Transactions on Image Processing. — 2008. – Vol. 17, No 12. – P. 2334-2346.

12. Ryan M.J. A Suitable Distortion Measure for the Lossy Compression of Hyperspectral Data / M.J. Ryan, J.F. Arnold // Proceedings of IGARSS. – 1998. – P. 2056-2058.

13. Ponomarenko N. Preliminary automatic analysis of characteristics of hyperspectral AVIRIS images, / N. Ponomarenko, V. Lukin, M. Zriakhov, A. Kaarna // Proceedings of MMET. – Kharkov, Ukraine, 2006. – P. 158-160.

14. Noise modelling and estimation of hyperspectral data from airborne imaging spectrometers / B. Aiazzi, L. Alparone, A. Barducci, S. Baronti etc. // Annals of Geophysics. – Feb. 2006. – Vol. 49, No 1. – P. 1-9.

15. Ponomarenko N. Visual Quality of Lossy Compressed Images / N. Ponomarenko, S. Krivenko, V. Lukin, K. Egiazarian // Proceedings of CADSM2009. – Svalyava, Feb. 2009. – P. 137-142.

16. Кривенко С.С. Сжатие изображений дистанционного зондирования без визуально заметных искажений / С.С. Кривенко, В.В. Лукин, М.С. Зряхов, А.А. Зеленский // Радіотехніка. – 2009. – Том 159. – С. 248-254.

17. Гиперспектральная космосъемка уточняет карту загрязнений / М Попов., В Лукин., С. Станкевич., М. Зряхов и др. / Геоинформационные системы. – 2010. – № 3.– С. 16-17.

18. Pratt W.K. Digital Image Processing. Fourth Edition / W.K. Pratt. – NY, USA, Wiley-Interscience. – 2007. – 807 p.

19. Wang Z. Mean squared error: love it or leave it / Z. Wang, A.C. Bovik // IEEE Signal Processing Magazine. – Jan. 2009. – P. 98-117.

20. Bovik A. Handbook on Image and Video Processing / A. Bovik. – USA, Academic Press. – 2000. – 891 p.

21. Ponomarenko N. Two aspects in lossy compression of hyperspectral AVIRIS images / N. Ponomarenko, V. Lukin, M. Zriakhov, A. Kaarna // Proceedings of MMET. – Odessa, Ukraine, June 2008. – P. 375-377.

22. Automatic Design of Locally Adaptive Filters for Pre-processing of Images Subject to Further Interpretation / V. Lukin, N. Ponomarenko, A. Zelensky, J. Astola etc. // Proceedings of 2006 IEEE Southwest Symp. on Image Analysis and Interpretation. – USA, Denver, 2006. – P. 41-45.

23. Fevralev D. Classification of filtered multichannel images / D. Fevralev, V. Lukin, N. Ponomarenko // Proceedings of SPIE/EUROPTO on Satellite Remote Sensing. – Toulouse, France, Sept. 2010. – SPIE Vol. 7830. – 11 p.

24. TID2008 – A Database for Evaluation of Full-Reference Visual Quality Assessment Metrics / N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian ets. // Успехи современной радиоэлектроники. – 2009. – No 10. – С. 30-45.

25. Metrics Performance Comparison for Color Image Database / K. Egiazarian, J. Astola, N. Ponomarenko, V. Lukin etc // CD-ROM Proceedings of the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics. – Scottsdale, USA, 2009. – 6 p.

26. Wang Z. Multi-scale structural similarity for image quality assessment / Z. Wang, E.P. Simoncelli, A.C. Bovik // CD-ROM Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers 2003. – 2003. – 5 p.

27. On between-coefficient contrast masking of DCT basis functions / N. Ponomarenko, F. Silvestri, K. Egiazarian, M. Carli etc. // CD-ROM Proc. of the Third Int. Workshop on Video Processing and Quality Metrics. – USA, 2007. – 4 p.

28. Lossy compression of images without visible distortions and its applications / V. Lukin, M. Zriakhov, S. Krivenko, N. Ponomarenko etc. // Proceedings of ICSP 2010. – Beijing, China, October, 2010. – 4 p.

29. Said A. A new fast and efficient image codec based on the partitioning in hierarchical trees / A. Said, W. Pearlman // IEEE Trans. on Circuits Syst. Video Technology. – 1996. – Vol. 6. – P. 243-250. 30. Ponomarenko N.N. DCT Based High Quality Image Compression / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, K.Egiazarian, J. Astola // Proceedings of 14th Scandinavian Conference on Image Analysis. – Finland, June 2005. – P. 1177-1185.

31. Lossy compression of images with additive noise / N. Ponomarenko, V. Lukin, M. Zriakhov, K. Egiazarian etc. // Proceedings of International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. – Antwerpen, Belgium, Sept. 2005. – P. 381-386. 32. Зряхов М.С. Обеспечение заданного качества при сжатии изображений с потерями / М.С. Зряхов, В.В. Лукин // Радиотехника. – 2005. – № 143. – С. 76-82.

33. MacQueen J.B. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations / J.B. MacQueen // Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. – University of California Press. – 2007. – P. 281-297.

Поступила в редакцию 31.01.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. каф. проектирования радиоэлектронных систем летательных аппаратов В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Харьков.

СТИСНЕННЯ ГІПЕРСПЕКТРАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ТА ЇХ КЛАСИФІКАЦІЯ

В.В. Лукін, С.С. Кривенко, М.С. Зряхов, М.О. Попов, С.А. Станкевич, Л.П. Ліщенко

Проаналізовано вплив стиснення гіперспектральних зображень дистанційного зондування на надійність вирішення кінцевої задачі здобуття корисної інформації, а саме, класифікації різних типів ділянок поверхні. Показано, що при використанні стиснення із втратами при умові виконання певних обмежень на рівні спотворень, що вносяться, можливе рішення кінцевих задач практично з такою ж ефективністю, що й при використанні первинних (не стиснених) даних. Спотворення, що вносяться, доцільно контролювати, з допомогою метрики візуальної якості PSNR-HVS-M, значення якої повинні бути більше ніж 41,5 дБ.

Ключові слова: стиснення гіперспектральних зображень, надійність класифікації, критерії.

LOSSY COMPRESSION IF HYPERSPECTRAL IMAGES AND THEIR CLASSIFICATION

V.V. Lukin, S.S. Krivenko, M.S. Zriakhov, M.A. Popov, S.A. Stankevich, L.P. Lischenko

The influence of lossy compression of hyperspectral remote sensing images on correctness of solving the final task of useful information retrieval, in particular, classification and localization of dufferent types of surfaces is analyzed. It is shown that in the case of applying lossu compression with certain restrictions it is possible to provide solving the final tasks with almost the same efficiency as for original (uncompressed) data. Introduced distortions should be controlled by visual quality metric PSNR-HVS-M that is to be larger than 41.5 dB.

Keywords: hyperspectral image compression, classification reliability, criteria.

Лукин Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., проф. каф. приёма, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: lukin@xai.kharkov.ua.

Кривенко Сергей Станиславович – аспирант каф. приёма, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: krivenkos@inbox.ru.

Зряхов Михаил Сергеевич – канд. техн. наук, доц. каф. приёма, передачи и обработки сигналов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: zriakhov@mail.ru.

Попов Михаил Алексеевич – д-р техн. наук, проф., заместитель директора по научной работе Государственного учреждения «Научный Центр аэрокосмических исследований Земли Института геологических наук НАН Украины», Киев, Украина, e-mail: mpopov@casre.kiev.ua.

Станкевич Сергей Арсеньевич – д-р техн. наук, с.н.с., главный научный сотрудник Государственного учреждения «Научный Центр аэрокосмических исследований Земли Института геологических наук НАН Украины», Киев, Украина, e-mail: st@casre.kiev.ua.

Лищенко Людмила Павловна – канд. геолог. наук, старший научный сотрудник Государственного учреждения «Научный Центр аэрокосмических исследований Земли Института геологических наук НАН Украины», Киев, Украина, e-mail: lischenko.lp@gmail.com.