

В.А. Панарин

(МУ «Градостроительство», Дзержинск)

В 1983 г. окончил физико-технический факультет Томского государственного университета. Работал в НИИ «Машиностроения», с 1992 г. – в Комитете по земельным ресурсам и землеустройству, в кадастровой палате г. Дзержинска Нижегородской области, с 2002 г. возглавлял Дзержинский аэрогеодезический центр в составе Верхневолжского аэрогеодезического предприятия. С 2006 г. работает в Администрации города Дзержинска, в настоящее время – директор МУ «Градостроительство».

Р.В. Панарин (Нижегородская архитектурно-строительная академия)

Студент V курса Нижегородской архитектурно-строительной академии по специальности «городской кадастр».

Применение космических снимков в муниципальном управлении урбанизированных территорий для задач территориального планирования

В настоящее время «ахиллесовой пятой» архитектурно-строительных проектов городских и сельских поселений, особенно проектов территориального планирования, зонирования территории и проектов планировки, является отсутствие качественных исходных данных. Это связано со «старением» картографических материалов уровня муниципальных образований (в масштабах от 1:10 000 до 1:500), отсутствием в ведомствах точных сведений о современном состоянии территорий (лесные зоны, водные зоны, луговая растительность, степень и площади загрязнений и нарушений земель, состояние городского озеленения и т. д.). Если выдаваемая в качестве исходных данных для проектирования информация по составу объектов капитального строительства достаточно актуальна для разработки, то перечисленные выше сведения, как правило, предоставляются по состоянию на 1990-е, а то и 1980-е гг. Их обновление традиционными наземными методами требует значительных финансовых вложений, которые, попросту, отсутствуют в ведомствах и бюджетах поселений. К тому же, данные сведения не относятся напрямую к затратам на создание архитектурно-строительных проектов городских и сельских поселений и не

могут быть включены в сметы на создание проектов. Исходные сведения при проектировании подаются сторонними организациями в виде справочных материалов, утвержденных ведомствами и, следовательно, автоматически легитимны для разработчиков проектов, хотя и содержат устаревшие и неточные сведения. Эти проблемы растут с годами как снежный ком и порождают даже для высококачественных проектов недостаточно адекватные действительности оценки объемов работ и затрат на реализацию заложенных в территориальных проектах целей.

Может ли разработчик проекта, поставщик исходных данных или заказчик работ уточнить исходные данные в ответственные для разработки проекта сроки и за приемлемую стоимость? Проекты территориального планирования создаются на большие площади, что автоматически подразумевает использование для этих целей данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Учитывая более низкие цены и высокие информативные свойства космических снимков высокого и сверхвысокого разрешения по сравнению с традиционными картографическими материалами, данные снимки являются наиболее пригодными для решения вышеназванных проблем.

Авторы попытались на примере муниципального образования город округ город Дзержинск Нижегородской области рассмотреть возможности применения данных ДЗЗ из космоса для решения задач территориального планирования. На основе этих данных создавался справочный материал оценки состояния городских территорий, который был положен в основу схем современного использования территорий в проектах генеральных планов, правилах землепользования и застройки и проектах планировки территорий.

Городской округ город Дзержинск находится в центре Нижегородской области на левом берегу реки Оки, в 37 км от Нижнего Новгорода. Площадь города составляет 42,2 тыс. га и включает 16 населенных пунктов. Рельеф равнинный, без сильных понижений и повышений. Одна из проблем – карстовые явления, что является осложняющим фактором как в производственной сфере города, так и для населения. Преобладают песчаные почвы. В северо-западной части – обширные площади торфяников, на восточной окраине города – месторождение силикатных песков промышленного применения. На территории города имеется памятник природы областного значения «Болота Пырские и озеро Пыра». Южная граница города проходит по реке Оке. На территории города расположено достаточно много озер. Примерно половину площади городского округа занимают леса и лесопосадки.

В промышленности в основном преобладает химическая отрасль. В целом, промышленность и обусловила развитие города и городских территорий, а также сильно повлияла на экологическую обстановку.

Соответственно, вышеназванные факторы определяют содержание и направленность территориального планирования города. Оценить данные факторы по имеющимся в городе картографическим материалам и результатам исследований достаточно сложно в связи с устаревшими исходными данными. Основные сведения не обновлялись с начала 1990-х гг. На таких сведениях с отрывочными обновленными данными, полученными при проведении землеустроительных и проектно-изыскательских работ, и разработан генеральный план города. Естественно, в юридическом смысле претензий к генеральному плану быть не может, так как его разработка основана на справочных сведениях ведомств, занимающихся природоохранными, землеустроительными и кадастровыми работами на городских территориях. Провести полный комплекс

работ по обновлению всех сведений до разработки проекта генерального плана города или проектов планировки территорий традиционными средствами не представляется возможным, в первую очередь, из-за отсутствия достаточных финансовых средств подведомственных организаций и администрации города.

Дистанционное зондирование имеет широкий круг приложений, включая такую область применения, как военная разведка, с которой берут начало многие из методов. Важно подчеркнуть, что, например, что данные, полученные в результате съемки из космоса, часто невозможно получить никакими другими методами, а в большинстве остальных случаев она является наиболее доступным по стоимости способом получения информации [1].

Для получения необходимой информации используются предварительно обработанные космические снимки. Основная особенность таких снимков в том, что при их обработке используются изображения одной и той же территории в различных диапазонах излучения электромагнитных волн: ультрафиолетовый, видимый, инфракрасный и радиоволновый, которые, в свою очередь, делятся на поддиапазоны (зоны спектра). После обработки таких изображений получают новый снимок, на котором более четко выделяются требуемые объекты или территории. После этого проводится классификация данных. Целью этой обработки космических снимков является замена визуального дешифрирования снимка автоматическим [2].

Следующим этапом обработки является объединение данных и их интеграция в геоинформационную систему (ГИС). Перенос данных в ГИС позволяет проводить обработку разновременных данных и хранить графическую информацию в векторном формате, что существенно облегчает отслеживание изменений по графической и семантической информации.

В качестве основы для получения справочных данных авторами были использованы космические снимки сверхвысокого разрешения, полученные с космического аппарата (КА) QuickBird.

Для обработки снимков можно использовать различное программное обеспечение. В данной работе применялся программный комплекс (ПК) ENVI, разработанный компанией ИТ Visual Information Solutions (США). Использование ПК ENVI было обусловлено следующими причинами:

- данный программный комплекс является одним из наиболее применяемых в области обработки космических снимков;
- комплекс обладает наилучшим аппаратом классификации для дешифрирования объектов и территорий;
- освоение комплекса и работа с ним вполне доступна специалистам управления архитектуры и градостроительства при наличии готовых методик обработки;
- использование ПК ENVI для обработки материалов космических съемок в технологии создания и обновления карт с использованием данных ДЗЗ позволит выполнять проекты с максимальным удобством в кратчайшие сроки и экономически эффективно;
- данный комплекс приобретен Управлением архитектуры и градостроительства города Дзержинска, что позволило проводить работы по обработке снимков без привлечения сторонних организаций.

Для оптимального дешифрирования и автоматического получения зонального деления территории, соответствующего зонированию генерального плана, был выбран алгоритм классификации космического снимка.

Рассмотрим отдельно каждый из способов обработки снимков. На рис. 1. в качестве примера классификации приведен фрагмент космического снимка с пространственным разрешением 2,4 м на пиксель.

В ПК ENVI существует два алгоритма неконтролируемой классификации: K-Means и ISODATA (Iterative Self Organizing Data Analysis Technique – итеративный самоорганизующийся способ анализа данных) [3].

Классификатор **K-Means** использует статистические методы, чтобы сгруппировать n-мерные данные в их естественные спектральные классы. Этот алгоритм классификации без обучения использует кластерный анализ, требующий от оператора выбор числа групп, которые будут выделены из данных. Алгоритм произвольно определяет местонахождения центров этих групп, затем многократно повторяет эту процедуру до тех пор, пока оптимальная спектральная определимость не будет достигнута. Оператор задает следующие параметры:

- Number of Classes – число классов, которые будут выделены на снимке;
- Maximum Iterations – максимальное число итераций;
- Threshold – порог сходимости – количество пикселей (в процентах), которые меняют принадле-

- ность к классу при переходе к следующей итерации;
- Maximum Stdev from mean – максимальное стандартное отклонение от среднего;
- Maximum distance error – максимальная ошибка расстояния.

Пример использования данного алгоритма классификации приведен на рис. 2. В нем использованы следующие параметры: Number of Classes – 7, Maximum Iterations – 20, Threshold – 96, Maximum Stdev from mean – 13. Результат такой обработки трудно назвать удовлетворительным – даже водные объекты достаточно сложно дешифрируются, так как на них существуют заболоченные участки, которые отнесены к иному классу. При продолжительных экспериментах можно добиться лучших результатов, а также уточнить закономерности между разделяемыми классами.

При использовании классификатора **ISODATA** оператор задает следующие показатели:

- Number of Classes – число классов, которые будут выделены на снимке;
- Maximum Iterations – максимальное число итераций;
- Threshold – порог сходимости – количество пикселей (в процентах), которые меняют свою принадлежность к классу при переходе к следующей итерации;
- Maximum Stdev from mean – максимальное стандартное отклонение от среднего;



Рис. 1.
Фрагмент снимка с KA QuickBird

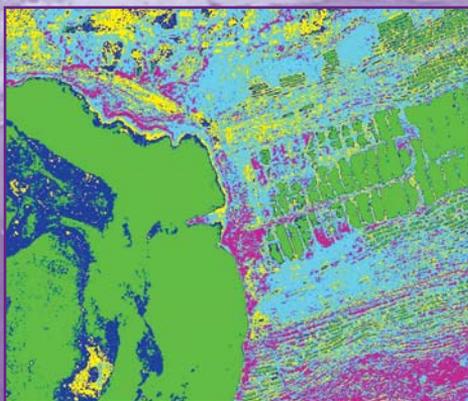


Рис. 2.
Результат классификации с использованием алгоритма K-Means

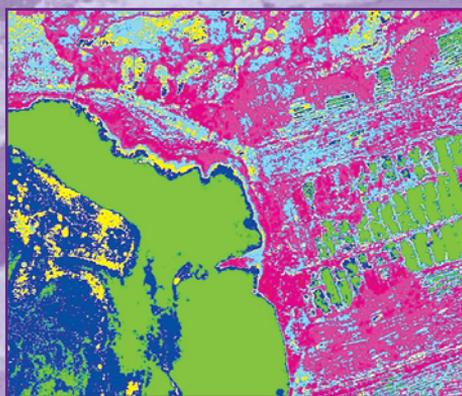


Рис. 3.
Результат классификации с помощью алгоритма ISODATA

- Minimum # Pixel in class – минимальное число пикселей для выделения класса (если выделенный класс будет меньше, чем указанный порог, то он будет удален, а пиксели отнесены к ближайшему классу);
- Maximum Class Stdev – максимальное стандартное отклонение внутри класса (если стандартное отклонение класса будет больше, чем указанный порог, то класс будет разбит на 2 класса);
- Minimum Class Distance – минимальное спектральное расстояние (в яркостных значениях, DN) внутри класса. Если расстояние между центрами классов меньше, чем введенное значение, тогда классы будут объединены;
- Maximum # Merge Paeirs;
- Maximum distance error – максимальная ошибка расстояния (в яркостных значениях, DN).

Пример классификации этим алгоритмом представлен на рис. 3. Заданные параметры: Number of Classes – 7, Maximum Iterations – 20, Threshold – 96, Maximum Stdev from mean – 13, Minimum # Pixel in class – 3, Maximum Class Stdv – 5. Как можно заметить, результат немногим лучше, чем при использовании алгоритма классификации K-Means. Более четко выделяются водные поверхности, понять принадлежность остальных 6 классов к чему-либо, достаточно сложно.

Результаты неконтролируемой классификации оказались неудовлетворительными, поэтому использовать этот метод для выделения необходимых для зонирования объектов и территорий нежелательно. Далее рассмотрим алгоритмы контролируемой классификации [3].

В ПК ENVI представлены следующие алгоритмы классификации с обучением:

- способ параллелепипедов (Parallelepiped);
- способ минимального расстояния – Евклидова метрика (Minimum Distance Classification);
- способ «Расстояние Махаланобиса» (Mahalanobis Distance Classification);
- способ максимального правдоподобия (Maximum Likelihood Classification);
- способ спектрального угла (Spectral Angle Mapper Classification);
- способ двоичного кодирования (Binary encoding classification).

Для проведения контролируемой классификации были выбраны следующие типы объектов:

- леса (цвет – зеленый);
- дороги – асфальтированные и любые площадки, покрытые асфальтом (цвет – коричневый);
- вода и водные поверхности (цвет – синий);
- травянистая растительность (цвет – темно-зеленый);

- пустоши – территории, не покрытые растительностью (цвет – красный);
- все здания и сооружения (цвет – желтый);
- болота (выделялись отдельно по снимку с КА Landsat-7).

Результаты классификации **способом параллелепипедов (алгоритм Parallelepiped)** приведены на рис. 4. Достаточно хорошо выделены водные объекты, хотя их границы могут быть размыты; в области растительности появились объекты класса «здания»; травянистая растительность также плохо классифицирована. Результат гораздо лучше, чем при неконтролируемой классификации, но все равно не является приемлемым.

Результаты классификации **способом минимального расстояния (алгоритм Minimum Distance Classification)** приведены на рис. 5. Основные параметры, задаваемые при классификации:

- Select Classes from Regions – список областей интереса;
- Maximum Stdev from mean – максимальное стандартное отклонение от среднего значения класса;
- Maximum distance error – максимальная ошибка расстояния (в яркостных значениях, DN). Пиксели, расстояние до которых будет больше, чем эта величина, не будут классифицированы.

Если задать второй и третий параметры одновре-

менно, то будет использоваться наименьшее значение из двух остальных. Результат более точный, чем в предыдущем методе, но также не очень хорошо классифицированы границы лесов и травянистой растительности, плохо классифицированы дороги и здания.

Классификация **способом «Расстояние Махаланобиса» (алгоритм Mahalanobis Distance Classification)** использует статистику для каждого класса. Он подобен классификации способом максимального правдоподобия, но более быстрый и предполагает, что ковариации всех классов равны. Все пиксели классифицированы к самому близкому классу, выбранному областью интереса. Если определить порог расстояния, то некоторые пиксели могут быть неклассифицированными, если они выходят за пределы порога. Задаваемые параметры:

- Select Classes from Regions – список областей интереса;
- Set Max Distance Error – максимальная ошибка расстояния (в DN).

Результаты классификации с параметром Set Max Distance Error, равным 6, приведены на рис. 6. Как видно, достаточно хорошо выделяются водные объекты, так как данный параметр позволяет классифицировать даже те участки, которые иногда закрыты трясиной и классифицируются как объекты травянистой растительности. С другой стороны, из-за этого часто проис-

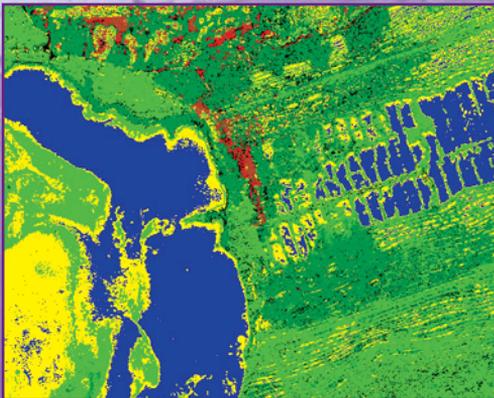


Рис. 4.
Результат классификации с помощью алгоритма Parallelepiped

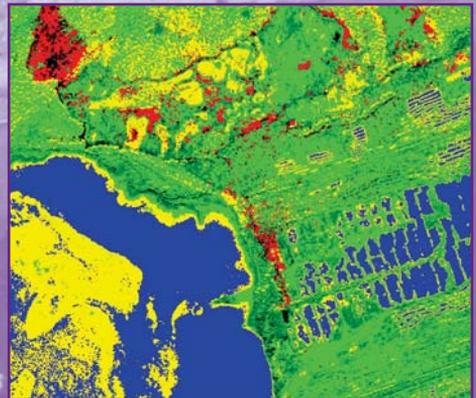


Рис. 5.
Результат классификации с использованием алгоритма Minimum Distance Classification



Рис. 6.
Результат классификации с использованием алгоритма Mahalanobis Distance Classification

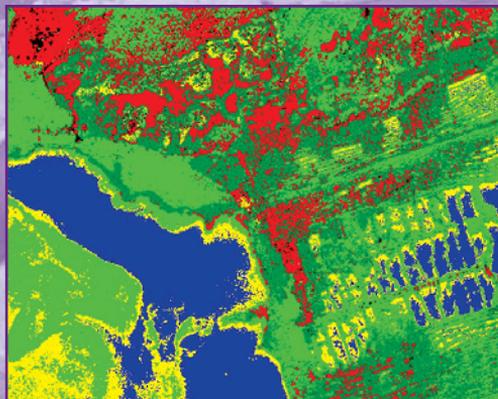


Рис. 7.
Результат классификации с использованием алгоритма Maximum Likelihood Classification

ходит нарушение границ объекта. Требуется достаточно дифференцированный подход для выделения отдельных классов.

При использовании **способа максимального правдоподобия (алгоритм Maximum Likelihood Classification)** были заданы следующие параметры:

- Select Classes from Regions – список областей интереса;
- Data Scale Factor – фактор масштаба данных – знаменатель масштаба, который используется для преобразования целых значений отражения или излучения в дробные значения. Например, для коэффициента отражения, измеряемого в диапазоне от 0 до 10 000, нужно установить фактор масштаба в 10 000. Для данных с целыми значениями яркости устанавливают фактор масштаба, равный максимальному значению, которое аппаратура может измерить $2^n - 1$, где n – радиометрическое разрешение оптико-электронной аппаратуры. Например, для 8-битовых систем (типа Landsat-7) устанавливают фактор масштаба в 255, для 10-битовых (типа NOAA 12 AVHRR) – в 1023, для 11-битовых (типа IKONOS) – в 2047 [3];
- Maximum Stdev from mean – максимальное стандартное отклонение от среднего значения класса.

Как можно увидеть на рис. 7, результат классификации при значениях параметров: Data Scale Factor – 2047, Maximum Stdev from mean – 5, получился даже хуже,

чем в предыдущем методе. Границы классифицированных объектов не совпадают с реальными границами объектов, водные объекты идентифицированы плохо.

Способ спектрального угла (алгоритм Spectral Angle Mapper Classification). В данном случае отношение пикселя к классу определяется за счет полученного максимального значения спектрального угла между средним значением класса и остальными значениями пикселей в n -мерном пространстве спектральных признаков (где n – число используемых каналов). Задаваемые параметры для расчета по данному алгоритму следующие:

- количество определяемых классов за счет загрузки файла областей интереса или файла в формате EVF;
- Maximum Angle – максимальный угол (задается в радианах) [3].

Пример результата классификации по данному алгоритму, представленный на рис. 8, имеет параметр Maximum Angle, равный 0,12. При более точной настройке можно получить более приемлемый результат. Результат не плохой, хотя видны явные ошибки по определению лесных массивов, как обычно хорошо определяются водные массивы. Точность определения остальных объектов – неудовлетворительная.

Параметры, задаваемые для реализации **способа двоичного кодирования (алгоритм Binary encoding classification)** следующие:

- Select Classes from Regions – список областей интереса;
- Minimum Encoding Threshold – минимальный порог кодирования, который задается для разграничения классов.

Результат классификации со значением параметра Minimum Encoding Threshold, равным 0,55, приведен на рис. 9. Как видно, он неудовлетворительный, так как не произошло разделения на травянистую и лесную растительность. Хорошо классифицированы водные объекты. Пустоши классифицированы неудовлетворительно. Дороги часто перепутаны с водными объектами.

Еще два способа классификации, а именно, «Дерево решений» (алгоритм Decision Tree Classifier) и «Нейронная сеть» (алгоритм Neural Net Classification), строго говоря, относятся к контролируемой классификации, так как для работы обоих требуется задать эталонные области.

Алгоритм **способа классификации «Дерево решений»** выполняет многоступенчатую классификацию. Он состоит из ряда бинарных решений, которые используются, чтобы правильно определить категорию для каждого пикселя. Решение введенного выражения на каждой ступени классификации делит пиксели изображения на два класса. Каждый новый класс может быть разделен еще на два класса по другому выражению и так – до получения желаемого результата. Стоит также отметить возможность данного классификатора использовать данные из разных источников. Например, мультиспектральные данные могут быть исполь-

зованы с цифровой моделью рельефа [3]. К сожалению, опробовать данный способ не удалось, так как для его исследования требуются специальные знания, которыми сотрудники администрации города не обладают. Поэтому изучение этих функций не проводилось. Однако следует отметить, что данный способ представляет достаточно большой интерес для выделения каких-либо уникальных объектов (зон) или узкой ветви данных, но может использоваться и для выделения отдельных классов, и является перспективным для будущих исследований в данном направлении.

В результате проведенных исследований был выбран **способ «Нейронная сеть» (Neural Net Classification)**, который использовался для выделения следующих основных классов:

- лес;
- дороги;
- водная поверхность;
- травянистая растительность;
- пустоши.

Способ классификации «Нейронная сеть» в ПК ENVI использует стандартный алгоритм обратного распространения. В качестве функции активации может использоваться одна из сигмоидальных функций. В ENVI применяются следующие:

- рациональная сигмоида;
- гиперболический тангенс.

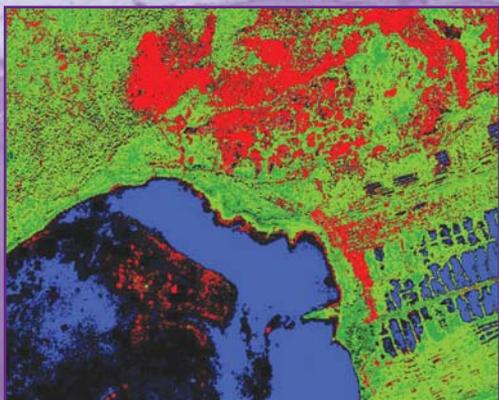


Рис. 8.
Результат классификации с использованием алгоритма Spectral Angle Mapper Classification

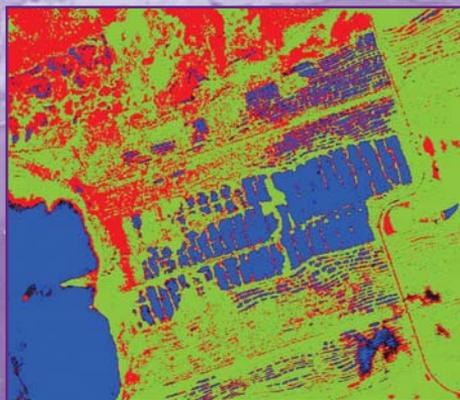


Рис. 9.
Результат классификации с использованием алгоритма Binary encoding classification

Выделение основных объектов проводилось по снимку с КА QuickBird. В связи с недостаточной спектральной информативностью этого снимка, классификация болот уточнялась по снимку с КА Landsat-7. Данным алгоритмом были выделены следующие основные объекты и территории:

- лес;
- дороги (асфальтированные и любые площадки, покрытые асфальтом);
- водные поверхности;
- травянистая растительность;
- территории, не покрытые растительностью;
- зона застроенных территорий – здания и сооружения;
- болота.

Создание векторной карты по выбранным зонам и объектам проводилось по следующей схеме:

- 1) создание эталонных областей;
- 2) классификация снимка нейронными сетями;
- 3) постклассификационная обработка снимков для каждого класса в отдельности
- 4) векторизация надежно выделенных классов объектов (водные поверхности, лесные массивы, пустоши, луга и т. д.);
- 5) удаление из снимка зон с надежно выделенными классами объектов для последующей классификации более сложно выделяемых объектов;

6) обработка оставшихся областей при помощи дополнительных методов;

7) составление тематической карты-схемы выбранной области.

В ПК ENVI эталонными областями или областями, которые приняты для определения класса, являются области интереса (Regions of Interest – ROI). На рис. 10 представлен пример создания ROI.

Как было сказано выше, важно, чтобы области были максимально однородны, иначе результат будет отрицателен. Области интереса также используются для того, чтобы вырезать фрагменты из снимков.

После создания ROI запускалась нейронная классификация, со следующими задаваемыми параметрами:

- Select Classes from Regions («выберите классы из областей») – список ROI, т. е. список количества классов, который необходимо создать в будущем;
- метод активации (Activation) – Logistic (рациональная сигмоида) и Hyperbolic (гиперболический тангенс); в данном случае использовался метод Logistic;
- Training Threshold Contribution – значение этого параметра может изменяться от 0 до 1,0. Он определяет размер внутреннего веса относительно уровня активации узла. Этот параметр используется, что-

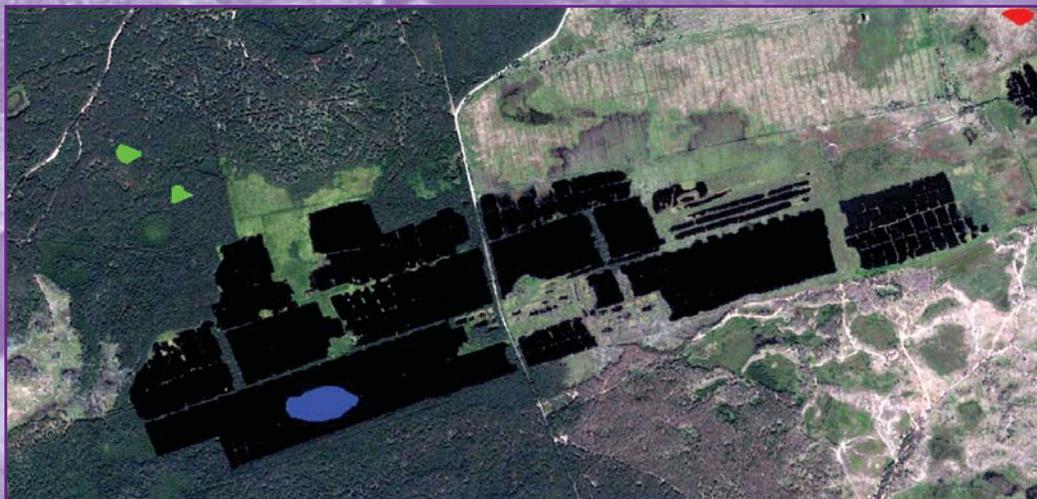


Рис. 10.
Пример создания области интереса

бы приспособить изменения к внутреннему весу узла. Алгоритм в интерактивном режиме регулирует вес между узлами и произвольным порогами узлов, чтобы минимизировать ошибку между слоем выхода и желаемым результатом. Значение 0 не регулирует внутренний вес узлов. Регулируя внутренний вес узлов, можно добиться лучших результатов классификации, но слишком большой вес может привести к сильным обобщениям и, как следствие, к потере информации. В расчетах использовалось значение 0,91.

- Training Rate и Training Momentum – параметры, определяющие как быстро стабилизируется нейронная сеть. Величина «Training Rate» определяет регулирование веса. При высоких значениях нейронная сеть сходится быстро, но возможно раньше времени. При низких значениях будет взято большое число повторений, что приведет к большим затратам времени. Опасность использования больших значений «Training Rate» состоит в том, что при моделировании сеть может колебаться, а не стабилизироваться. Параметр «Training Momentum» помогает уменьшить колебания между итерациями и позволяет при ис-

пользовании высоких значений «Training Rate» избежать определенного риска несходимости. При больших значениях обучение проходит с большими шагами, чем при более низких значениях. В расчетах для первого параметра использовалось значение, равное 0,15, а для второго – 0,85.

- Training RMS Exit Criteria – параметр, отвечающий за значение среднеквадратической погрешности, которая определяет, когда должно закончиться обучение. Если значение среднеквадратической погрешности, которое показывается на графике в процессе обучения, ниже заданного, обучение остановится, даже если число итераций не было выполнено, классификация будет запущена. В расчетах использовано значение этого параметра – 0,12.
- Number of Hidden Layers – число необходимых скрытых уровней. Для выполнения линейной классификации значение равно 0, т. е. без скрытых уровней. Разные области на выходных данных должны быть линейно отделимыми в многомерном пространстве. Для выполнения нелинейной классификации устанавливается значение уровня равно 1 или больше. В расчетах использовалось значение, равное 1.

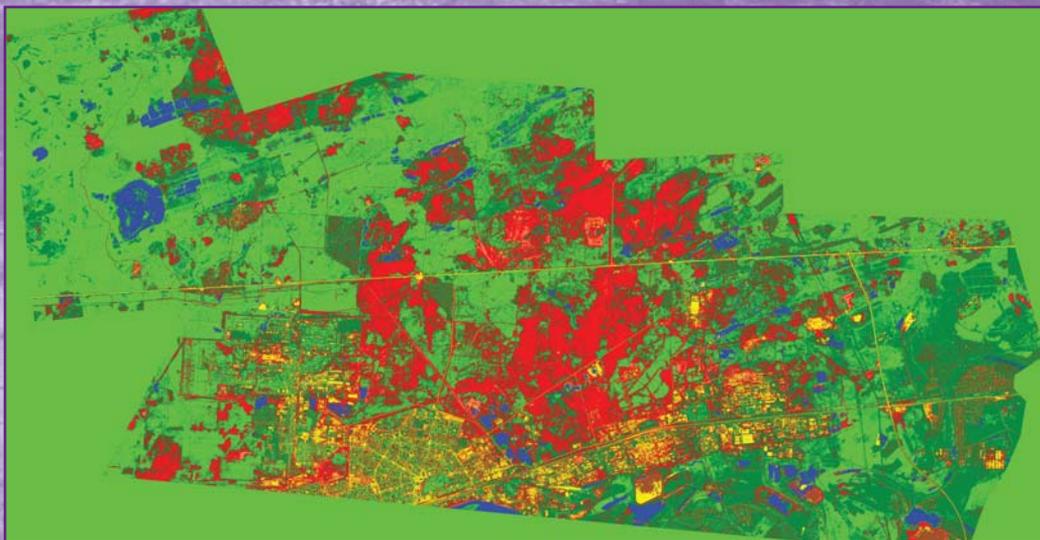


Рис. 11.
Результат классификации нейронными сетями космического снимка с KA QuickBird

- Number of Training Iterations – количество итераций обучения. В работе было принято равным 1900.
- Min Output Activation Threshold – минимальный порог. Если значение активации классифицируемого пикселя меньше, чем это пороговое значение, то пиксель будет отмечен как неклассифицированный. В расчетах – 0.

Длительность процесса классификации зависит не только от введенных параметров, но и от размера обрабатываемого снимка и характеристик вычислительной техники, на которой выполняется обработка. На рис. 11 показан результат классификации нейронными сетями космического снимка с КА QuickBird.

Под словосочетанием «постклассификационная обработка» понимается генерализация изображения, объединение смежных классов, удаление лишних классов. ПК ENVI представляет ряд методов для решения задачи постобработки классифицированных снимков. Так как в основном изменение и удаление классов для данной классификации не требуется, то ключевым методом постобработки будет являться генерализация изображения. Для этого использовался алгоритм Majority/Minority, который позволяет объединять участки в более цельные (убирать маленькие пробелы, связанные с неудачной классификацией тенями и прочим), а также убирать мелкие классифицированные области, получившиеся за счет различных вкраплений и искажений на снимке (например, теней). Для каждого из классифицированных

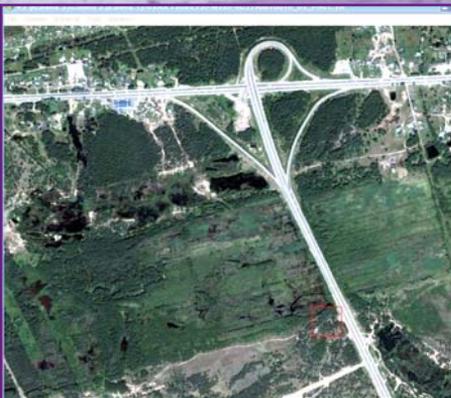


Рис. 13
Участок дороги на снимке

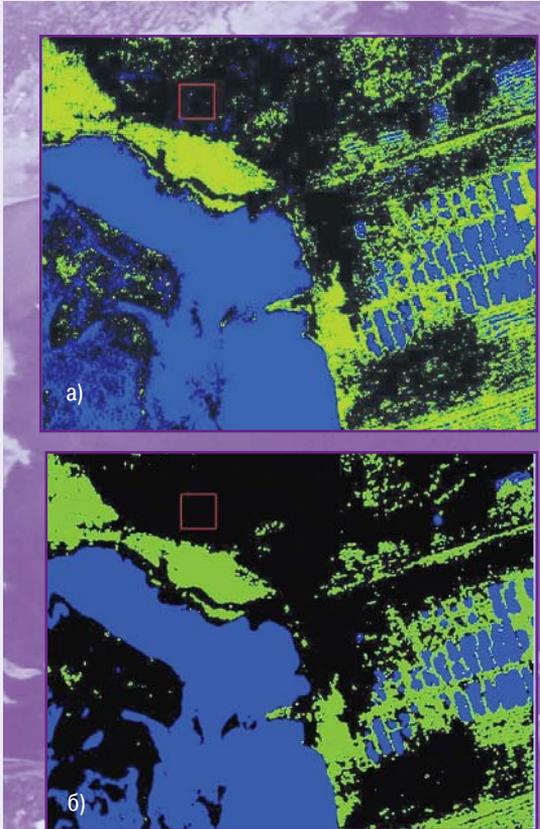


Рис. 12.
Результат постклассификационной обработки водных и лесных объектов с помощью алгоритма Majority/Minority:
а) снимок до обработки;
б) снимок после постобработки

объектов требуется отдельно проводить постобработку, чаще всего, для уменьшения влияния различных факторов. На рис. 12 приведены снимки до и после постклассификационной обработки водных (основной задачей являлось убирать тени от домов, классифицированные как водные объекты) и лесных объектов (задача убирать мелкие классифицированные объекты, которые не являются лесными массивами). Как отрицательный момент такой обработки следует отметить, что в результате происходит потеря данных, хоть и незначительная.

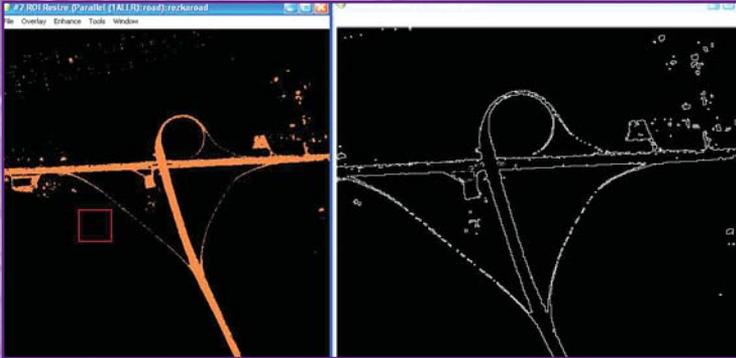


Рис. 14

Результат классификации дорог с помощью алгоритма «нейронная сеть» с их последующей автоматической векторизацией

На следующем этапе проводилась автоматическая векторизация (оцифровка) – преобразование растрового изображения в векторные слои без участия оператора. Исходные файлы получают в формате EVF и далее экспортируются в файлы для работы в геоинформационных системах. Время, затрачиваемое на векторизацию, зависит от характеристик оборудования, на котором установлен программный комплекс, и количества объектов векторизации.

Выделение болот на снимке с КА Landsat-7 происходило по аналогичной методике, только вместо нейронных сетей применялся метод максимального правдоподобия.

Процесс векторизации транспортных сетей показан на рис. 13-15, где соответственно приведены результаты до классификации, после классификации нейронными сетями с последующим получением материалов в векторном виде и правкой контуров дорог оператором. Для точного нанесения дорог требуется использования дополнительных данных, а также доводка контуров оператором или автоматически с помощью модуля FX. Подробнее об использовании данного модуля описано далее при рассмотрении зоны застройки. Как одно из решений, возможно нанесение дорог не полигоном, а линейным объектом. Другой возможностью является определение типов покрытий дорог при использовании дополнительных спектральных диапазонов. По этим данным возможно уточнение транспортных схем при планировании.

Для выделения зоны застройки (жилой и промышленной) на исходный космический снимок требуется перенести оцифрованные контуры классифицированных областей, которые затем «вырезаются». В результате такой процедуры на снимке остаются только территории застройки. Однако провести разделение полученной территории застройки на промышленную и жилую по снимкам с КА QuickBird невозможно. Для этих целей необходимы гиперспектральные снимки, по которым может выполняться корректная

оценка степени загрязнений. Эта задача достаточно сложна и требует наличия наработанных эталонов, соответствующих определенному уровню загрязнений. В связи с этим, такое разделение остается задачей будущих исследований. Поэтому при обработке создавалась общая территория зоны застройки с вкраплениями неклассифицированных участков.

В зоне застройки в целях мониторинга объектов строительства можно провести оцифровку зданий и со-

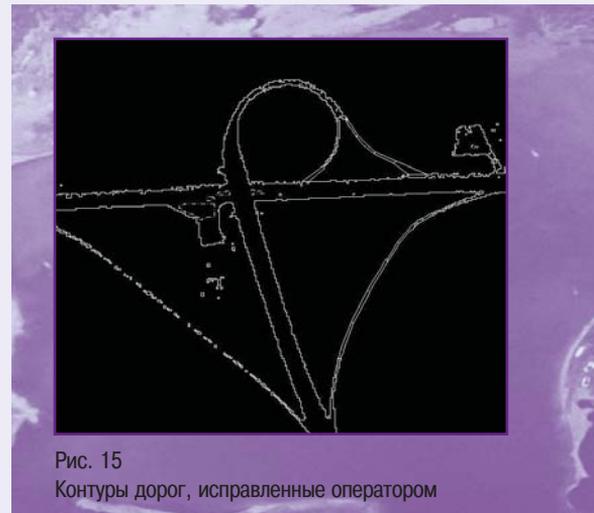


Рис. 15

Контуры дорог, исправленные оператором

оружений. Так как это не являлось основной целью работы (разработка генеральных планов не предполагает точные сведения о строениях), проводилась выборочная оцифровка для показа возможностей процедуры. Оцифровку по отдельным объектам застройки наиболее оптимально выполнять в специальном модуле ПК ENVI FX. Пример такой классификации приведен на рис. 16. Глубокой проработки возможностей модуля не проводилось, но его возможности достаточно широки, и в дальнейшем планируется более подробная разработка данного направления. Основным отличием модуля FX от существующих и вышеописанных классификаторов является возможность не только классифицировать объекты по спектральным признакам, но и проводить отбор по дополнительным «правилам» таким как площадь, форма, структура и т. д. В частности, получены надежные результаты по выделению высотных домов из общего фона. Правда, следует отметить, что контуры зданий, выделенные в автоматическом режиме, имеют значительные погрешности, но для целей учета и мониторинга этот результат можно считать вполне удовлетворительным.



Рис. 16.
Пример обработки космического снимка с применением модуля FX для получения контура здания

После того, как все оцифрованные полигоны импортированы в ГИС, можно приступать к созданию тематической карты-схемы. Напомним, что в данной работе разрабатывалась методика создания карты-схемы сов-

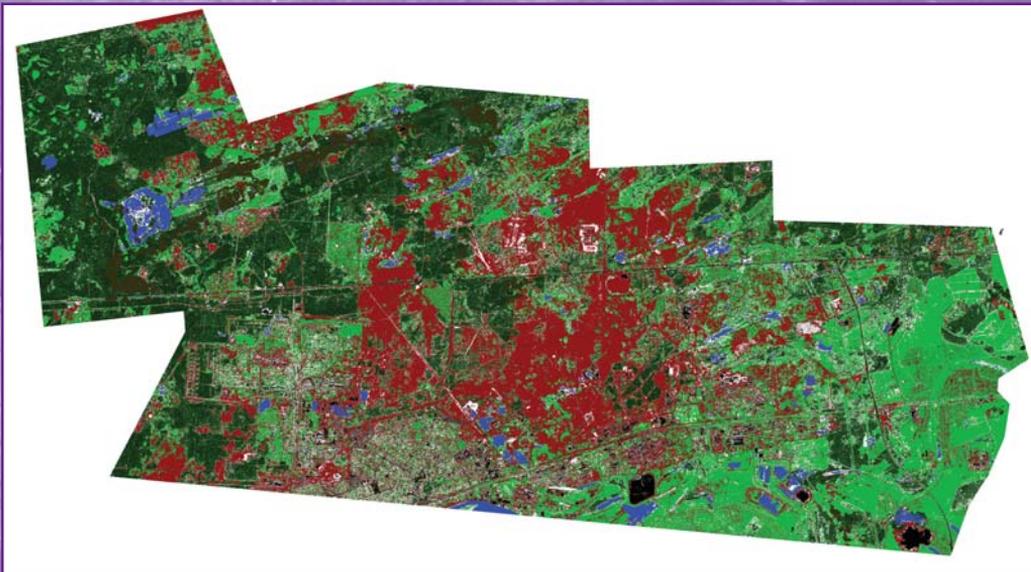


Рис. 17.
Пример интеграции в ГИС оцифрованных контуров классифицированного изображения



Рис. 18.
Результат сравнения полученных контуров леса и лесных массивов на снимке

ременного использования территорий как уточняющего материала при создании генеральных планов городов, правил землепользования и застройки, проектов планировки территории и при ведении дежурного плана города. Задачи создания топографической карты на всю территорию города не ставилось, поэтому итоговым результатом явилось создание примера карты-схемы современного использования территории. Карта-схема создавалась с использованием геоинформационных технологий. На рис. 17 показан результат импорта оцифрованных контуров классифицированных участков городской территории и в ГИС.

Для контроля выполненной классификации было сделано совмещение векторного слоя и изображения снимка (рис. 18). Данная процедура позволила точно определить границы лесов.

Для оценки был проведен расчет площадей водных поверхностей и лесов на территории города по результатам классификации и площади соответствующих зон по разработанному генеральному плану города. Площадь водных объектов по генеральному плану города составляет 1,1 тыс. га, и по результатам около 1,09 тыс. га, т. е. практически сходится. Точно совпадать площади и не могут, так как часть водной поверхности покрыта тиной, и эти площади попали в другие зоны.

С лесами дело обстоит сложнее. По генеральному плану площадь лесов и лесопарков составляет 19,3 тыс. га и озелененных территорий (парков, скверов, бульваров, спортивных зон) — 0,15 тыс. га, т. е., в общем, 19,45 тыс. га. По данным классификации все площади, покрытые древесной растительностью, составляют около 14,9 тыс. га. Такая разница является не результатом плохой классификации космической съемки, а объясняется рядом важных причин. Обозначим некоторые из них:

- **Облачность.** Облака на данных снимках приводят примерно к потере 10% информации, что составляет около 4 тыс. га.
- **Площадь лесов и лесопарков на генеральном плане** определяется не по реальным границам (т. е. площади, занятой древесной растительностью), а по границам лесничеств и лесопарков. Но как раз данная разница и является крайне интересной для изучения, так как показывает сколько зеленых насаждений необходимо восстановить для реальной оценки затрат и некоторых показателей балансов территорий. Следует подчеркнуть, что это не является ошибкой разработчиков генерального плана или лесных хозяйств, а реальная неизбежность традиционных методов.
- **Использовались снимки, полученные по результатам съемки, выполненной в 2005 г.** Справки по лесным массивам представлены лесными хозяйствами по состоянию на момент запроса и являются результатом многочисленных разновременных, в том числе и достаточно старых по времени (десятки лет) измерений границ. Провести полностью топографическую съемку территории муниципального образования для городского бюджета не представляется возможным, поэтому обновление данных о лесных массивах идет очень медленно традиционными методами.

По качеству полученный результат классификации можно считать удовлетворительным. К тому же, как говорилось ранее, созданная по снимкам карта-схема современного использования территорий не является юридической основой для создания генеральных планов или правил землепользования и застройки, а всего лишь уточняющий материал.

Для оценки результата выполненной работы на схему зонирования реального генерального плана города наложены границы зон, полученных в результате обработки космического снимка (рис. 19). На нем видно, что границы лесных массивов не совпадают. Частичное расхождение границ связано еще и с тем, что привязку данных, полученных в результате оцифровки космического снимка с данными на генплане (в формате JPG) сделать очень сложно. Для этого требуется использовать дополнительные модули (что в данной работе не планировалось). Площадь лесного массива, получившаяся в результате генерализации, составляет 12 831 га, в то время как после классификации данная площадь составляла 12 801 га, т. е. увеличилась на ме-

нее 0,5%. Такое изменение говорит о том, что генерализация не дает существенной ошибки и не является причиной расхождения данных. Сравнить остальные данные по другим зонам не имеет смысла, так как они будут говорить больше о точности генерализации, нежели о расхождении реальных площадей полученной карты-схемы с площадями зонирования по генеральному плану или иных градостроительных документов. Однако их анализ позволяет разработчикам градостроительной документации получить большое количество сведений для уточнения объемов при реализации генерального плана. Мероприятия, проводимые по планированию тех или иных зон, возложенные на территориальное планирование и отсутствие достоверной схемы реального использования территории приводит к неизбежным ошибкам проектирования и, как следствие, к ошибкам при оценках затрат и сроков реализации планов и проектов.

По космическим снимкам можно уточнять площади загрязнений и состояние территорий, что позволяет точнее оценить рекреационные зоны и мероприятия по

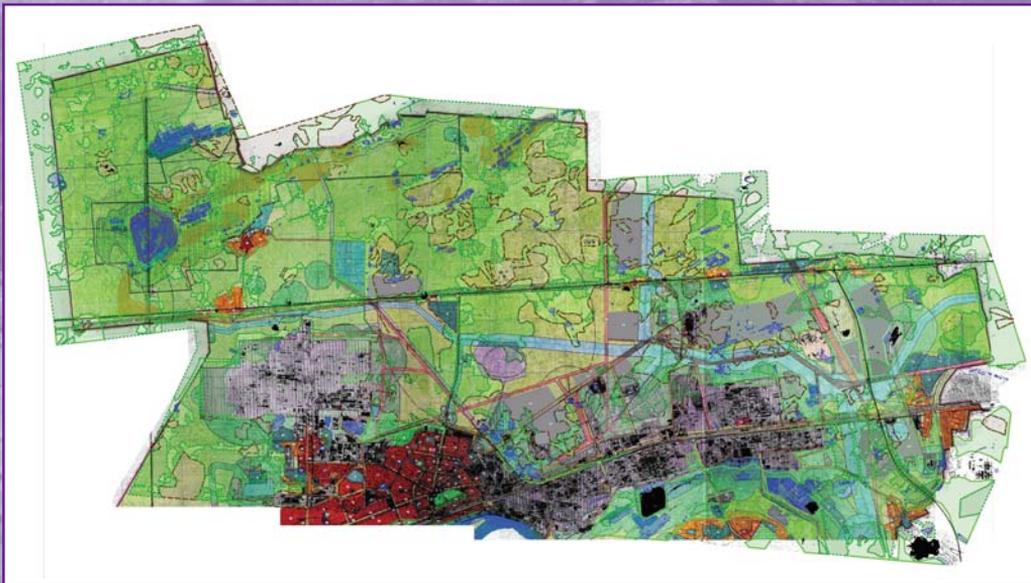


Рис. 19.

Наложение границ зон, полученных путем автоматизированной классификации, на генеральный план города

их восстановлению или защите. Теоретически, составление карт загрязнений проводится по той же методологии, но для их создания требуются гиперспектральные снимки и эталоны территорий. По ним выбирают диапазоны, отвечающие за определенный вид классификации. Дальнейшая обработка может проводиться по приведенному выше алгоритму.

Достаточно перспективным направлением для классификации территорий является применение радиолокационных снимков. Их качество не зависит от облачности. Эти снимки позволяют точнее определять неоднородности покрытий, что является дополнительным материалом для уточнения зонирования и выделения объектов при мониторинге. Разновременные радиолокационные снимки на одну и ту же территорию позволяют осуществлять мониторинг колебаний и изменений высотного положения земной поверхности. Эти данные могут оказаться эффективным средством не только для выделения карстовых зон, но и для наблюдения за их развитием. Радиолокационные снимки позволяют получить мгновенные оценки на больших территориях, в связи с чем, работа с ними менее трудоемка и значительно дешевле, чем наземные измерения. Учитывая, что город Дзержинск расположен в карстовой зоне, такие методы космических съемок жизненно важны для города. Авторами не проводились исследования в данном направлении из-за отсутствия радиолокационных снимков на территорию городского округа.

Еще одним важным направлением использования космических снимков в муниципалитетах является оценка загрязнений воздуха. В данной работе не проводились такие исследования, так как это скорее задача экологов, а не градостроителей. Но использование одних космических снимков разными подразделениями администрации города значительно повышают их эффективность, одновременно снижая затраты на их приобретение.

Проведенные исследования будут не полными, если не ответить на естественно возникающие вопросы: сколько это будет стоить и какова эффективность применения снимков?

Для ответа сравним два показателя. Одним из них является стоимость снимков и их обработки, а в качестве второго – рассмотрим три фактора: стоимость традиционных методов исследования территорий и получения картографических материалов; отсутствие

действий по уточнению исходных данных (что дали, то и правильно); благосостояние городского населения.

Для ответа на поставленные вопросы первоначально рассмотрим стоимость традиционных методов исследований территорий и получения по ним картографических материалов. Для оценки стоимости этих работ будем использовать базовые цены из справочника на инженерные изыскания [4]. Цена на создание топографических планов масштаба 1:2000 на 1 га составит в среднем 2081 руб. (застроенная территория) и 674 руб. (незастроенная), т. е. на 1 км² на каждую из территорий будем иметь, соответственно, 208 100 руб. и 67 400 руб. Цена на создание карты масштаба 1:10 000 на 1 га составит 673 руб. (застроенная территория) и 273 руб. (незастроенная), т. е. на 1 км² – 67 300 руб. и 27 300 руб. Принимая территорию городского округа площадью 422 км², а застроенной территории на ней около 74,6 км² можно оценить стоимость затрат на создание:

- плана в масштабе 1:2000 – около 40 млн. руб. (полевые работы), 10 млн руб. (камеральные);
- карты масштаба 1:10 000 – около 17,6 млн руб. (полевые работы вместе с камеральными).

Приведенные расчеты не учитывают добавочных коэффициентов, транспортных расходов, т. е. взяты максимально близкие к самым низким ценам. Если сюда добавить обследование состояния территории (пробы почв, воды, оценка реального состояния растительности и т. д.) стоимость возрастет еще в несколько раз.

Стоимость архивных космических снимков с КА QuickBird составляет 472 руб. за 1 км², а при заказе новой съемки – в 1,5 раза дороже.

Цена создания цифровой модели местности (ЦММ) на основе космических снимков с КА ALOS/PRISM составляет ~70 руб. за 1 км² (одна сцена из трех). Данный спутник является единственным, который выполняет съемку одновременно трех сцен («вперед», «в надр» и «назад»), что позволяет получать стереоскопические изображения, обеспечивающие получение высот точек местности с точностью 5 м.

На архивные данные со спутника EO-1 (Hyperion) цена от 70 до 130 руб. за 1 км², на новую съемку от 250 до 450 руб. за 1 км² (цены варьируются в зависимости от требуемой коррекции). Данные с КА EO-1 являются интересными в связи с тем, что они включают информацию, получаемую 220 спектральными каналами. В настоящее время – это единственный КА, позволяю-

ший получать столь детализированную информацию. Снимки с КА EO-1 можно использовать при оценке загрязнения и состояния земель.

Стоимость архивных данных с КА Terra ~ 6 руб. за 1 км², а архивных – с КА TerraSAR-X при разрешении: 1 м ~800 руб. за 1 км²; 3 м ~70 руб. за 1 км²; 16 м ~4,5 руб. за 1 км². Для наблюдений за изменениями на земной поверхности требуется от двух и более разновременных снимка. Следует отметить, что и стоимость наблюдений за деформациями земной поверхности наземными методами также растет пропорционально количеству измерений (хотя и не в прямой пропорции, а в сторону уменьшения стоимости повторных измерений).

Цена космических изображений с группировки спутников RapidEye составляет ~55 руб. за 1 км² (архивные) и ~80 руб. за 1 км² (новые). Данные этих спутников могут быть использованы параллельно для мониторинга сельскохозяйственных угодий.

Из приведенной информации видно, что покупка даже самых дорогих космических снимков (с КА TerraSAR-X) потребует почти в 15 раз меньше средств, чем наземная топографическая съемка той же территории. Так, например, для создания полноценной карты города по космическим снимкам со спутников TerraSAR-X, EO-1, ALOS и QuickBird с построенной моделью рельефа потребуется ~1,8 млн руб. Даже если считать, что на дополнительную обработку (векторизацию и ортотрансформированную привязку по наземным пунктам) потребуется еще 1 млн руб., общая цена составит всего около 3 млн руб. Поэтому экономическая эффективность использования именно данных ДЗЗ из космоса значительно выше, чем использование наземных видов съемки.

Приведенные цифры ни в коей мере не умаляют значение геодезических наземных методов. Есть задачи, где подходят только эти методы или без них обойтись

нельзя. Никто не отменял необходимости планов, особенно масштабов 1:500 и 1:1000. Полученные цифры справедливы только для решения конкретных задач, изложенных в данной статье.

Второй фактор оценить сложнее. Но тем не менее, ясно, что ошибки в оценке экологической ситуации, озеленения геологической изученности (карсты и пр.), загрязненности ведут к неверной оценке необходимых бюджетных ассигнований на освоение территорий, их инвестиционной привлекательности, увеличения затрат на риски и т. д. В целом по городу сложно определить реальные цифры, так как отсутствует база для сравнения. Однако, совершенно ясно, что эти затраты многократно превышают стоимость закупки и обработки космических снимков.

Третий фактор, благосостояние жителей, их здоровье просто невозможно оценить в рублях. Ведь главное, для чего существуют города, и проводится градостроительная деятельность – это благосостояние населения. Как известно, самыми значащими и большими ошибками для жителей, в конечном итоге, являются ошибки в градостроительной деятельности, основой для которой является территориальное планирование.

Таким образом, применение данных ДЗЗ из космоса в муниципальном управлении и, в частности, градостроительной деятельности является новым перспективным и эффективным методом, имеющим массу применений и сулящим в будущем открытия все новых возможностей по мере освоения и накопления данных, ускорения технического прогресса и алгоритмов обработки.

Авторы выражают благодарность за предоставленные исходные материалы, техническую и методическую помощь при проведении исследований Управлению архитектуры и градостроительства Администрации городского округа город Дзержинск и компании «Совзонд».

Список литературы

1. Рис У. Основы дистанционного зондирования. – М: Техносфера, 2006. – 336 с.
2. Чандра А.М., Гош С.К. Дистанционное зондирование и геоинформационные системы. – М: Техносфера, 2008. – 312 с.

3. Программный комплекс ENVI: Учебное пособие. – М.: «Совзонд», 2007. – 229 с.

4. Российская Федерация. Госстрой России. Справочник базовых цен на инженерные изыскания для строительства. Инженерно-геодезические изыскания: Постановление Госстроя России от 23.12.2003 № 213 – М.: ПНИИИС, 2004.