

В пределах изученной территории расположен ряд артезианских бассейнов подземных вод, приуроченных к кайнозойским наложенным впадинам, выполненным палеоген-неогеновыми отложениями, литифицированными в буроугольной стадии. Источниками питания подземных вод артезианских бассейнов являются атмосферные осадки и перетекание из вышележащих и смежных горизонтов. Области питания в пределах артезианских бассейнов приурочены к краевым частям депрессий, где происходит перетекание подземных вод из смежных горизонтов зон трещиноватости и частично из аллювиальных водоносных горизонтов.

По условиям транзита и разгрузки подземных вод артезианские бассейны подразделяются на два типа. К первому типу относятся Нарвинский, Амбинский, Синеутесовский артезианские бассейны, которые представляют собой замкнутые структуры, окруженные горным обрамлением. Области транзита подземных вод в них не выделяются. Разгрузка подземных вод осуществляется восходящими потоками в долины магистральных рек, пересекающие бассейн, с последующим оттоком по аллювиальным отложениям и поверхностным стоком за пределы данных артезианских бассейнов. Для Нарвинского артезианского бассейна такой рекой является река Нарва в среднем её течении, для Амбинского – верхнее течение р. Амба и левые притоки р. Барабашевка в её верховьях, для Синеутесовского – левые притоки верхнего течения р. Нарва: р. Кузнецовка, Пугачевка, руч. Дозорный.

Остальные артезианские бассейны расположены вдоль морского побережья и открыты в сторону моря. Поток подземных вод, в данных бассейнах, направлен от горного обрамления к морю с разгрузкой непосредственно в морскую акваторию.

Питание водоносных горизонтов, содержащие поровые воды (водоносный горизонт голоценовых аллювиальных отложений и водоносный горизонт четвертичных морских и аллювиально-морских отложений) носит комплексный характер и осуществляется за счет инфильтрации атмосферных осадков, паводковыми и поверхностными водами, за счет разгрузки трещинных подземных вод и перетеканием из нижележащих горизонтов.

На протяжении длины реки взаимосвязь поверхностных и подземных вод носит различный характер. В верховьях рек на всем протяжении осуществляется разгрузка подземных вод в поверхностные водотоки и увеличение величины поверхностного стока. Среднее течение рек, за счет возрастания мощности аллювиальных отложений, расширения долины реки и сохранения высоких фильтрационных характеристик, характеризуется уменьшением поверхностного стока, то есть осуществляется питание аллювиального четвертичного горизонта за счет поверхностных вод (реки Рязановка, Пойма, Нарва, Барабашевка). В нижних частях рек за счет ухудшения фильтрационных параметров происходит разгрузка подземных вод аллювиального горизонта в водоток. Данные закономерности прослеживаются только в меженный период. На отдельных участках рек (сужение долины реки, уменьшение фильтрационных свойств водовмещающих отложений, разгрузки подземных вод глубоко залегающих горизонтов) эти закономерности нарушаются.

Притуманганская впадина с поверхности сложена песками, супесями с золовыми грядками и валами [2]. Основным источником питания подземных вод являются атмосферные осадки. В результате интенсивной инфильтрации и затрудненного стока, ввиду незначительного уклона местности, формируется слой пресных вод мощностью от 1–3 до 15 м, залегающих на соленых водах. Разгрузка подземных вод в Притуманганской впадине и приморских низменностях осуществляется оттоком в море, а также ввиду высокого положения уровня подземных вод испарением.

Таким образом, области питания, транзита и разгрузки подземных вод ограничены водоразделами подземных вод, совпадающими с водоразделами поверхностных вод магистральных долин рек, впадающих непосредственно в море. Изученную площадь можно характеризовать общими условиями водообмена и формирования подземных вод, с отсутствием региональных и значимых местных водоупоров.

Литература

1. Варнавский В. Г., Седых А. К., Рыбалко В. И. Палеоген и неоген Приамурья и Приморья. – АН СССР. ДВО, 1988.
2. Васильев Б. И., Шуваева А. С., Баянов В. Г. Геологическая карта СССР масштаба 1: 200000. Серия Сихотэ-Алинская. – Лист К-52-ХVII. Объяснительная записка. М, 1960.
3. Кириллова Е.Ф., Берсенева И.И., Кладовщиков В.Н. Гидрогеология СССР. Приморский край. том XXV. // Москва: Недра. – 1968.

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ СЕМАНТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ С БЕСПИЛОТНЫХ ЛЕТАТЕЛЬНЫХ АППАРАТОВ

Бирулина А.Г.

Научный руководитель профессор Гусева Н.В.

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

Следствием урбанизации является возникновение проблем, связанных с неправомерным использованием земельных участков и незаконной застройки. Получение своевременной информации об изменениях в городском землепользовании и застройке является одним из элементов управления земельными ресурсами. Вместе с тем изменения в функциональной структуре, землепользовании территории города содержит большой потенциал для решения вопросов, связанных с планированием, налогообложением, охраной и развитием городского пространства.

С развитием беспилотных летательных технологий получение актуальной мониторинговой информации об использовании земельных ресурсов значительно упрощается, однако, возникает необходимость в разработке новых алгоритмов, обеспечивающих автоматизированное распознавание объектов на полученных изображениях.

Ручной поиск и векторизация объектов застройки и землепользования являются трудоемкими процессами, выполняемыми вручную, что может привести к получению неполной и неточной информации о существующих земельных правонарушениях. В связи с этим возрастает спрос на разработку методов автоматической обработки изображений с БПЛА для повышения скорости обработки данных и минимизации человеческой ошибки.

Алгоритмы машинного обучения совместно с данными, полученными с беспилотных летательных аппаратов (далее – БПЛА) широко применяются в задачах управления земельными ресурсами. Это позволяет создавать автоматизированные системы для обработки и анализа геоданных, а также принимать решения на основе полученных результатов. Для автоматической обработки таких изображений в настоящее время широко используются сверточные нейронные сети.

С помощью СНС можно решать задачи: семантической сегментации изображений, задачу классификации и локализации объекта на изображении, детектирование объекта (предсказывается класс и оценивается положение каждого из группы объектов) и сегментации экземпляров объектов.

Семантическая сегментация является важным инструментом для автоматической обработки и анализа геоданных. Она позволяет детектировать различные типы земной поверхности на основе анализа цветовой, текстурной и пространственной информации. Такими объектами могут быть: леса, города, водоемы, сельскохозяйственные угодья.

Историческое применение методов семантической сегментации землепользования началось в 1980-х годах, когда появились первые работы в области обработки цифровых изображений. В 1986 году Л. Гонзалес и П. Уэссер представили свою работу по автоматическому выделению объектов на изображении. В дальнейшем, в 1990-х годах, появилось много работ, посвященных сегментации и классификации земельного использования на основе спутниковых изображений.

Существует множество исследований, посвященных разработке методов семантической сегментации землепользования и застройки на основе спутниковых данных. Авторы использовали нейронные сети для обнаружения изменений землепользования на основе изображений с различным пространственным разрешением, полученных с космических аппаратов [1–5]. Для реализации метода семантической сегментации могут быть использованы различные архитектуры нейронных сетей, таких как U-Net, SegNet и DeepLab, а также использование методов машинного обучения, таких как SVM и Random Forest.

Сверточная нейронная сеть применяется для классификации земного покрова, превосходящим другие алгоритмы машинного обучения, такие как машина опорных векторов (SVM), случайный лес (RF), логистическая регрессия и другие подобные методы. Первая успешная нейросетевая архитектура для семантической сегментации была описана в 2014 году в работе Long, J [6] и показала достаточную точность.

Обучение алгоритмов семантической сегментации проводится на специальных наборах данных, которые состоят из пар изображение-маска, где маска показывает, какие пиксели на изображении принадлежат объектам нужных классов.

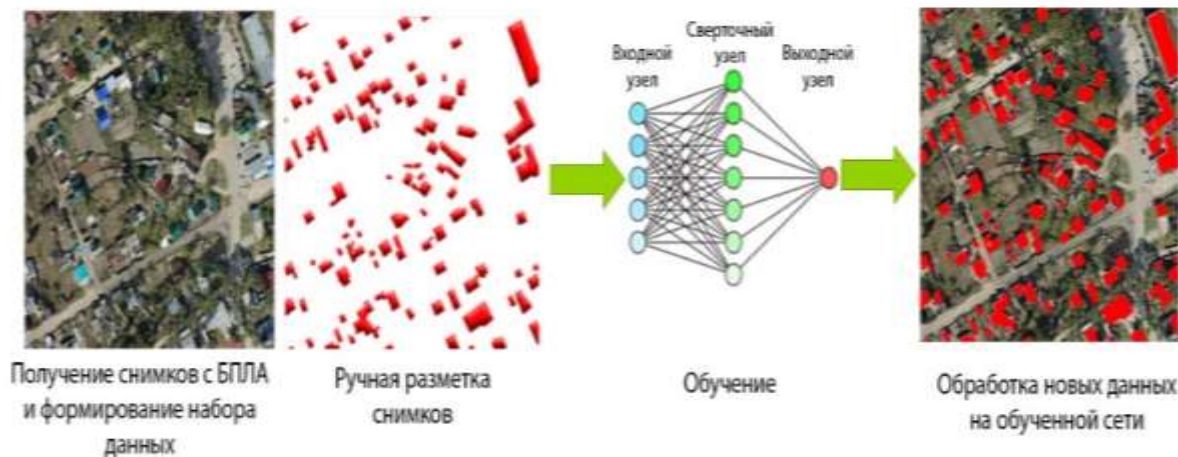


Рис. 1. Применение алгоритма семантической сегментации участка городской местности

Важно, чтобы наборы данных были достаточно разнообразными и покрывали все возможные варианты объектов и ситуаций, которые могут встретиться в реальных условиях. Вместе с тем изображения БПЛА и стали распространенным подходом к получению данных для машинного обучения и продемонстрировали потенциал создания новых наборов данных UAVid [7], UDD [8], DOTA [9], UAVDT [10].

Таким образом, возрастающее количество получаемой информации о землепользовании территории и увеличение мощностей вычислительных систем позволяет существенно расширить круг задач, решаемых на основе данных БПЛА, в том числе для мониторинга использования земельных ресурсов. Кроме того, стремительное развитие области машинного обучения позволяет разрабатывать новые прототипы программного обеспечения для автоматического детектирования незаконной застройки и обнаружения её границ, которые могут использоваться

специалистами, не обладающим специфическими знаниями в области машинного обучения, а также сократить время ручной обработки данных аэрофотосъемки.

Литература

1. Друки А. А. и др. Семантическая сегментация данных дистанционного зондирования Земли при помощи нейросетевых алгоритмов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2018. – Т. 329. – №. 1. – С. 59-68.
2. Береснев А. П., Зоев И. В., Марков Н. Г. Сверточные нейронные сети для семантической сегментации изображений земной поверхности // Булатовские чтения. – 2019. – Т. 1. – С. 46-51.
3. Горбачёв В. А. и др. Семантическая сегментация спутниковых снимков аэропортов с помощью свёрточных нейронных сетей // Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44. – №. 4. – С. 636-645.
4. Abida K. et al. Sentinel-2 data for land use mapping: Comparing different supervised classifications in semi-arid areas // Agriculture. – 2022. – Т. 12. – №. 9. – С. 1429.
5. Sharma R. et al. Modeling land use and land cover changes and their effects on biodiversity in Central Kalimantan, Indonesia // Land. – 2018. – Т. 7. – №. 2. – С. 57.
6. Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation // IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell. – 2017. – 39(4). – С. 640-651.
7. Xia G. S. et al. DOTA: A large-scale dataset for object detection in aerial images // Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2018. – С. 3974-3983.
8. Cheng G., Han J., Lu X. Remote sensing image scene classification: Benchmark and state of the art // Proceedings of the IEEE. – 2017. – Т. 105. – №. 10. – С. 1865-1883.
9. Lyu Y. et al. UAVid: A semantic segmentation dataset for UAV imagery // ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing. – 2020. – Т. 165. – С. 108-119.
10. Du D. et al. The unmanned aerial vehicle benchmark: Object detection and tracking // Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). – 2018. – С. 370-386.

АНАЛИЗ СТРАТЕГИЙ РАЗВИТИЯ ГОСУДАРСТВЕННОГО УПРАВЛЕНИЯ В ЧАСТИ ПРЕДОСТАВЛЕНИЯ ГОСУДАРСТВЕННЫХ И МУНИЦИПАЛЬНЫХ УСЛУГ ЗА ПЕРИОД 2000-2022 ГГ. В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Борисова А.Д.

Научный руководитель доцент Козина М.В.

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, г. Томск, Россия

В условиях цифровизации первоочередное значение для создания новых возможностей динамичного развития страны приобретает сфера оказания государственных и муниципальных услуг в области предоставления пространственных данных, а также создание сервисов, функционирующих на их основе [2].

В настоящем исследовании был проведён анализ стратегий развития государственного управления в части предоставления государственных и муниципальных услуг за период 2000–2022 гг. в Российской Федерации, результаты которого представлены в виде блок-схемы на рисунке. И проиллюстрировано современное состояние предоставления таких услуг в области предоставления пространственных данных об объектах недвижимости.



Рис. Хронология развития государственного управления в части предоставления государственных и муниципальных услуг