

DOI 10.37882/2223-2966.2025.03.14

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ОБРАБОТКЕ КОСМИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ СПУТНИКОВ-КАРТОГРАФОВ

APPLICATION OF SWARM INTELLIGENCE TECHNOLOGIES IN SPACE INFORMATION PROCESSING MAPPING SATELLITES

R. Volotskova

Summary. In light of recent developments, there is a growing interest in artificial intelligence in the aerospace community. The penetration of AI into space technology is still at its initial stage, but the activity of this penetration is increasing every year. However, given the current level of technological development, several problems and limitations remain relevant. In this article, we will look at the application of artificial intelligence in space engineering and space technologies, as well as highlight issues and methods that are open to research. The tasks related to the influence of the state of the space group on the level of stability, as well as the role of AI in the development of space technologies, are formulated. A model of the Earth has been compiled, represented by a massive body with constant rotation and a model of satellite cartographers.

Keywords: swarm intelligence, AI, space technology, vector, graph, satellite.

Волоцкова Резеда Радиковна

старший преподаватель, Российский
биотехнологический университет
fmfizika13@yandex.ru

Аннотация. В свете последних событий наблюдается растущий интерес к искусственному интеллекту в аэрокосмическом сообществе. Проникновение ИИ в космическую технику находится пока на своей начальной стадии, однако активность этого проникновения с каждым годом возрастает. Однако, с учетом текущего уровня технологического развития, ряд проблем и ограничений всё ещё остаётся актуальным. В данной статье мы рассмотрим применение искусственного интеллекта в космической инженерии и космических технологиях, а также выделим открытые для исследования вопросы и методы. Сформулированы задачи, связанные с влиянием состояния космической группировки на уровень стабильности, а также с ролью ИИ в развитии космических технологий. Составлена модель Земли, представленную массивным телом с постоянным вращением и модель спутников-картографов.

Ключевые слова: роевой интеллект, ИИ, космическая технология, вектор, граф, спутник.

Спутники используются для сбора спутниковых изображений, которые применяются в картографии. Спутники связи используются как для телекоммуникаций и доступа в Интернет, так и для навигационных служб, таких как GPS и ГЛОНАСС. Другие области применения — изучение погоды, научные наблюдения и разведка.

Областью, где роевой интеллект доказывает свою эффективность, является управление движением множества спутников. В таких системах, когда требуется скоординированное движение большого количества объектов, каждый спутник-картограф принимает решения о своем движении, учитывая действия других спутников на различных уровнях иерархии.

Обмен информацией между спутниками-картографами полезен, но не обязателен для формирования геометрического и кинематического представления об окружающей среде в данный момент времени. Это представление влияет на выбор дальнейших действий каждого спутника [2]. Несмотря на развитие автомати-

зированных методов обработки данных, получаемых со спутников, во многих приложениях всё ещё необходима экспертиза человека для принятия решений с применением искусственного интеллекта и машинного обучения.

В области машинного обучения можно выделить два основных типа: обучение с учителем и обучение без учителя [3].

Обучение с учителем предполагает использование обучающих данных, снабженных соответствующими метками. В этой области нейронные сети и машины опорных векторов (SVM) показали наибольшую эффективность в обработке спутниковых данных.

Обучение без учителя фокусируется на выявлении закономерностей (признаков) непосредственно в самих данных. Для анализа пространственных отношений используются методы нечеткой кластеризации и многокритериальной оптимизации [4].

Интеграция информации из различных спутников-картографов реализуется с помощью графовых раз-

резов (исследование теоретико-порядковых свойств минимальных разрезов позволило выявить структуру дистрибутивной решетки) [7], проекционных методов, иерархической кластеризации, скрытых марковских моделей, случайных полей и марковских случайных полей (MRF) для контекстной регуляризации, самоорганизующихся карт (SOM) и гибридных генетических алгоритмов [5]. По мере увеличения числа процессоров отказ сети неизбежен. Неисправные вершины графа должны быть идентифицированы до их ремонта или замены. Выявление неисправных процессоров в сетях называют диагностикой системного уровня. Если все ошибочные вершины могут быть идентифицированы, а общее количество ошибочных вершин не более t тогда система называется t -диагностируемой. Если диагностируемость сети достигает минимальной степени вершины, то мы говорим, что сеть обладает максимальной диагностируемостью [8].

Методы сегментации, повторного извлечения информации с использованием нейронных сетей и генетического алгоритма, также нашли применение в обработке изображений с множеством компонент. Все перечисленные методы успешно применяются для анализа пространственных данных, то есть классификации на основе пикселей. Однако существуют задачи, требующие учета расположения пикселей во времени, что приводит к необходимости пространственно-временного анализа.

Обнаружение объектов — сложная задача на спутниковых снимках по следующим причинам: в пределах сотен мегапикселей на спутниковом снимке крошечная часть (приблизительно от 10–20 до нескольких сотен пикселей); отсутствие данных об обучении; оптимизация алгоритма обнаружения небольших объектов; адаптация алгоритма для работы с различными масштабами и объектами. На рисунке 1 показано сегментированное спутниковое изображение для идентификации нескольких объектов на спутниковом снимке. Для разных объектов используются разные цвета обозначено условными обозначениями.

Для решения таких задач разработаны стратегии динамической кластеризации, позволяющие проводить пространственно-временные исследования. Определе-

ние изменений — это одно из направлений применения пространственно-временных данных, позволяющее выявить тенденции, наблюдаемые в определённом месте в течение заданного периода. Для анализа изменений на изображениях с различным уровнем детализации была использована модель машинного обучения, основанная на алгоритме дерева решений.

Вычитание преобразованного изображения, поворот, анализ вектора изменения или перекрёстное корреляционный анализ также используется в качестве метода обнаружения изменений. За последние несколько десятилетий также широко используются нейронные сети и методы ядра. Составные ядра были специально разработаны для комбинации мультисенсорной и мультисервисной информации.

Работа с гиперспектральными космическими изображениями сопряжена с трудностями, обусловленными их высокой размерностью и нелинейной природой. Это приводит к увеличению времени вычислений и ухудшению качества модели из-за наличия коллинеарности. Спектральные полосы представляют собой характеристики исследуемых объектов, которые используются в моделировании. Для выбора объектов на спутниковых снимках предлагались классические методы, основанные на дискриминационных критериях. Более современные подходы используют машинное обучение, например, генетические алгоритмы или рекурсивное исключение признаков на основе SVM или ArcGIS Living Atlas. Предварительно подготовленные модели в ArcGIS Living Atlas разработаны для более широкого применения, чем модель, которую вы бы подготовили самостоятельно, но вы можете обнаружить, что ни одна из моделей в ArcGIS Living Atlas напрямую не соответствует вашему AOI [10].

Предположим, в начале исследования вы рассматриваете возможность использования этого геоцентрического спутника LEO для сбора данных с изображений. Для этого вам нужно знать, где он находится в данный момент, на какой высоте и с какой скоростью движется. Если вам нужны изображения городов, вам нужно знать, над какими городами он находится в данный момент.

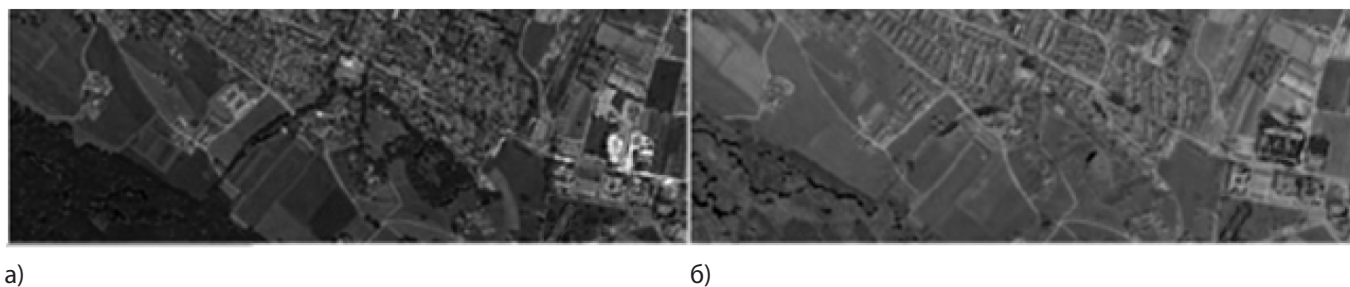


Рис. 1. Демонстрация алгоритма анализа временных рядов и обнаружения изменений (здания и дороги подсвечиваются: а) светло-серым; б) темно-серым [9]

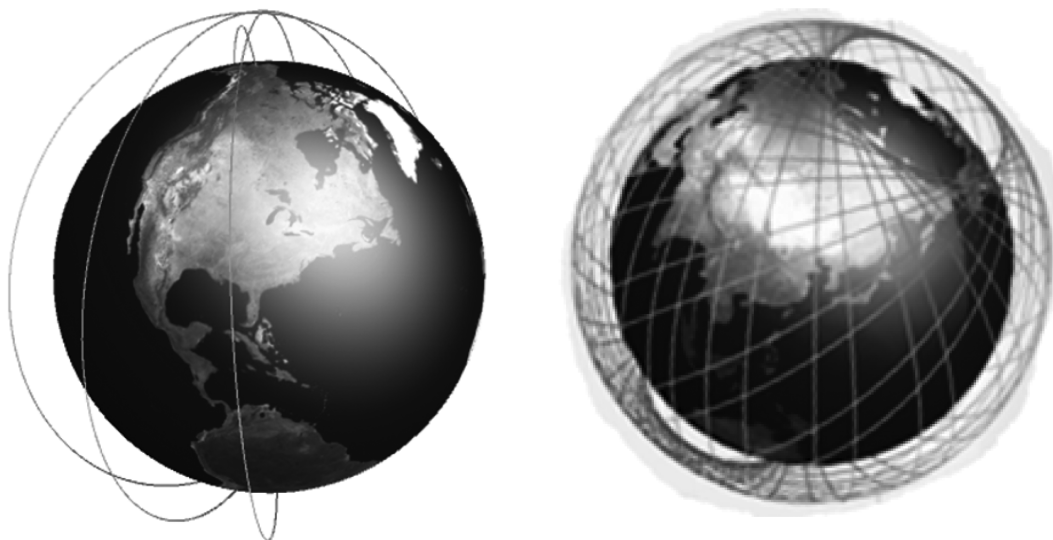


Рис. 2. Модель Земли и траектория спутника-картографа и роевых спутников

Модель SystemModeler в сочетании с данными и вычислительными ресурсами в Mathematica может ответить на все эти вопросы. Моделирование подобной системы в SystemModeler осуществляется с помощью интуитивно понятного интерфейса перетаскивания. Для создания модели необходимо сформировать три подсистемы: модель Земли, представленную массивным телом с постоянным вращением; модель спутников-картографов, реализованную как масса с приложенными движущими силами; и систему управления, построенную на основе двух пропорционально-дифференциальных регуляторов. Модель, созданная в WolframSystemModeler, представляет собой геоцентрический спутник на наклонной круговой низкой околоземной орбите (2000 километров).

Результаты моделирования, как правило, требуют дополнительной обработки и анализа для обеспечения их

интерпретации. Он не позволяет ответить на вопросы о географическом положении спутника-картографа, его скорости или близости к крупным населённым пунктам. Хотя можно определить высоту спутника, это потребует дополнительных расчётов

Современные методы роевого интеллекта открывают новые возможности для эффективного анализа и интерпретации спутниковых данных. Глубокое обучение, машинное обучение и гибридные подходы позволяют решать сложные задачи, связанные с обработкой больших объёмов информации, и принимать обоснованные решения на основе этой информации. Продолжающееся развитие технологий ИИ обещает еще больше инноваций в этой области, делая спутниковые данные мощным инструментом для управления и исследования нашей планеты

ЛИТЕРАТУРА

1. Radhika K., Varadarajan S. (2018) A neural network based classification of satellite images for 473 change detection applications. *Cogent Engineering* 5(1):1–9 474
2. Bilgin G., Erturk S., Yildirim T. (2008) Unsupervised classification of hyperspectral-image data 475 using fuzzy approaches that spatially exploit membership relations. *IEEE Geosci Rem Sens Lett* 5(4):673–677 477
3. Cannon R.L., Dave J.V., Bezdek J.C., Trivedi M.M. (1986) Segmentation of a thematic mapper 478 image using the fuzzy c-means clustering algorithm. *IEEE Trans Geosc Rem Sens GE*— 479 24(3):400–408 480
4. Bandyopadhyay S., Maulik U., Mukhopadhyay A. (2007) Multiobjective genetic clustering for 481-pixel classification in remote sensing imagery. *IEEE Trans Geosc Rem Sens* 45(5):1506–1511 482
5. Tyagi M., Bovolo F., Mehra A.K., Chaudhuri S., Bruzzone L. (2008) A context-sensitive clustering 483 technique based on graph-cut initialization and expectation-maximization algorithm. *IEEE 484 Geosc Rem Sens Lett* 5(1):21–25 485
6. Bachmann C.M., Donato T.F., Lamela G.M., Rhea W.J., Bettenhausen M.H., Fusina R.A., Du Bois 486 K.R., Porter J.H., Truitt B.R. (Oct 2002) Automatic classification of land cover on smith island, 487 va, using hmap imagery. *IEEE Trans Geosc Rem Sens* 40(10):2313–2330
7. Гришкевич А.А., Пiatek Л., Бурмутаев А. Нахождение одно-, двухи трехэлементных разрезов графа // Вестник ЮУрГУ. Серия: Математическое моделирование и программирование. 2008. №15 (115). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/nahozhdenie-odno-dvuh-trehelementnyh-razrezov-grafa> (дата обращения: 14.02.2025).
8. Волоцкова Р.Р. Диагностируемость и связность надежности сети / Р.Р. Волоцкова, В.М. Миньков, И.Ф. Валеев // Наука. Технология. Производство — 2023: Материалы Всероссийской научно-технической конференции, посвященной 75-летию ООО «Газпром нефтехим Салават», Салават, 24–28 апреля 2023 года. Том Часть 1. — Салават: Уфимский государственный нефтяной технический университет, 2023. — С. 21–22. — EDN LMDCPZ.
9. <https://www.techemergence.com/ai-applications-for-satellite-images>.
10. ArcGIS Living Atlas

© Волоцкова Резеда Радиковна (fmfizika13@yandex.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»