

**Б.Т. КЕРИМХАН²*, А.М. НЕДЬЗВЕДЬ¹, А.К. ЖУМАДИЛЛАЕВА²,
Г.А. ДУЙСЕНОВА²**

¹Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь

²Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилева,
Нур-Султан, Казахстан

МЕТОДИКА АВТОМАТИЗАЦИИ АНАЛИЗА БОЛЬШИХ НАБОРОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ЗАДАЧ МОНИТОРИНГА

Разработана методика автоматизации анализа больших наборов изображений для задач мониторинга и дистанционного зондирования Земли. Она основана на том, что каждый наблюдаемый объект определяется как динамический объект, с заданными характеристиками. Объекты, у которых характеристики похожи или входят в заданные диапазоны объединяются в динамические группы, и мониторинг выполняется за выделенной группой.

Ключевые слова: динамический анализ объекта, динамический объект, типы движения, космические снимки, методы.

Введение. Распространение спутниковых изображений радикально изменило возможности контроля и понимания происходящих событий за счет мониторинга разновременных изображений. Это позволило решать множество сложных задач, начиная от рутинного контроля транспорта и всхода посевов и заканчивая мобилизацией ресурсов во время бедствий и оценки последствий глобального потепления [8]. Все эти достижения основываются на маркировке важных элементов, таких как создание объектов, их следов и дорог, которая зачастую выполняется вручную или с помощью полуавтоматических методов. Поскольку эти большие и сложные наборы данных продолжают экспоненциально увеличиваться, необходимы новые решения, чтобы уменьшить нагрузку рутинных задач на их специалистов-аналитиков изображений. Одним из наиболее эффективных путей, позволяющих автоматизировать такие задачи без наращивания вычислительных ресурсов и увеличения объемов хранения данных, являются системы аннотирования [5].

Материалы и методы. При мониторинге объекта важное значение имеет разновременная съемка, представляющая собой последовательную запись изображений в системах длительного временного диапазона для наблюдения и анализа, что дает возможность более детально изучить динамику [7]. Последовательность изображений можно рассматривать как одну из разновидностей кадровых изображений. В число ее преимуществ входят высокое временное разрешение и возможность комбинации съемки в течение длительного времени. Видеоизображения позволяют получить кадровую запись изменений формы и подвижности объектов, а также яркости их изображений [3].

Динамические характеристики выясняются на основе анализа нескольких кадров, определяют взаимодействия друг с другом. Описывают поведение объекта.

* E-mail корреспондирующего автора: bek_zhan_16@mail.ru

Динамические объекты – это физические тела и системы связанных тел, явления, технические устройства и системы связанных устройств, а также технологические процессы, способные воспринимать внешние физические воздействия и откликаться на них изменением выходных физических величин, характеризующих состояние и поведение объекта.

В узком смысле динамический объект функционирует во времени, а его пространственные параметры и характеристики приближенно учитываются при моделировании задержками времени, требуемые сигналам (воздействиям и реакциям) для распространения в пространстве [10]. Формально динамический объект можно определить и как объект, моделью которого является дифференциальное уравнение. Тогда все свойства, которыми обладает объект, содержатся в самом дифференциальном уравнении, в его решении. В общем случае динамические объекты являются нелинейными, в том числе они могут обладать и дискретностью, например, изменять быстро структуру при достижении воздействием некоторого уровня [7]. Для последовательности изображений динамический объект – это связанная группа пикселей, абсолютное положение которой или форма изменяется в течение определенного временного интервала.

Отдельный динамический объект характеризуется изменениями одного или всех параметров: структуры, площади, формы и координат.

Изменение структуры, формы и площади характеризуют внутренние изменения объекта, а координаты описывают его перемещение. Временной интервал для изменения характеристик объекта может быть разным и отмечает конкретные точки во времени. В результате данные характеристики носят дискретный характер [1]. Тем не менее, природа этих изменений, как правило, непрерывна, и различия характеристик в разные промежутки времени могут отражать свойства поведения объекта. Объекты с одинаковым поведением можно объединить в группу [2].

Динамическая группа – это объединение двух или нескольких динамических объектов, обладающих общими свойствами и расположенных на ограниченном расстоянии друг от друга. Эти свойства, прежде всего, отражают характер движения объектов в группе.

Характер движения в группе можно разбить на четыре основных вида:

- направленное движение объектов;
- агрегация объектов или их групп (движение к общему центру);
- рассеивание объектов (движение от центра);
- исчезновение (терминатор движения).

Направленное движение определяется тогда, когда несколько объектов движутся в одном и том же направлении.

Основными признаками такого движения являются:

- одновременное перемещение нескольких объектов из одной области изображения в другую;
- скорость движения объектов, превышающая скорость движения объектов фона;
- совпадающие направления движения объектов.

Агрегация – это движение объектов по направлению к общему центру. Движение объектов при этом может быть симметричным, но могут преобладать и два направления. Различают следующие признаки агрегации:

- несколько объектов перемещаются в одну область изображения из других областей;

- скорость движения этих объектов больше скорости хаотического движения;
- можно выделить, как минимум, два преобладающих направления движения.

Рассеивание – это движение объектов от общей точки на изображении. Признаки рассеивания:

- несколько объектов перемещаются по направлению от их общего центра в другие участки изображения;
- скорость их движения превышает скорость хаотического движения;
- можно выделить, как минимум, два преобладающих направления движения.

Рассеивание может привести к делению, образованию нескольких новых объектов в области расположения старой группы. Но, тем не менее, это не полное исчезновение динамического объекта, так как в данном случае объектов становится больше [1].

Исчезновение – это терминальная стадия жизнедеятельности объекта. В данном случае объект либо прекращает свое существование, либо становится динамическим. Это состояние можно классифицировать как терминатор движения.

Данные виды движения в группе определяют ее поведение. Именно они являются основными, и на их комбинации формируется более сложное движение, по которому можно выполнять как прогноз, так и мониторинг событий. Разумеется, для качественных результатов и прогноза требуется более двух разновременных снимков [12].

Исходя из подобной последовательности, можно определить три уровня объектов как на рисунке 1.



Рисунок 1 – Схема иерархии формирования характеристик динамических объектов и групп

На первом уровне определяются статические объекты. Это объекты мониторинга, выделенные на одном изображении. В данном случае их ключевыми характери-

стиками являются координаты объекта, его площадь и форма. Как только появляется изображение, сделанное в другое время, можно говорить об изменениях, и в данном случае объект приобретает динамический статус. При накоплении изображений во времени появляется возможность формирования динамической группы.

Несмотря на огромный класс задач мониторинга, по космическим снимкам количество наблюдаемых классов для динамических объектов ограничено. Все объекты также можно разделить на группы: простые и территориальные объекты. К простым объектам относятся: техника, здания, дороги, путепроводы, деревья, кусты, озера, ручьи и т.д. К территориальным объектам можно отнести районы застройки, поля, леса, водную поверхность и т.д. Если территориальные объекты имеют постоянное положение, то для таких объектов, как автомобили положение может быть разным, как и его наличие. Как правило, автомобиль, присутствующий на первом изображении, отсутствует на втором. Соответственно, нет возможности исследовать изменение его характеристик. Для таких объектов вводится понятие потока, который характеризуется путем, загруженностью, направлением, набором характеристик скоростей (средняя, интегральная, дисперсия) и усредненными характеристиками объекта. Кроме того, потоком может описываться движение по путепроводу [12].

Отображаемые объекты изображения можно разделить на три типа: текстурные, локально-информационные и смешанные. В классе текстурных изображений информационная содержательность заключена в тех или иных макропараметрах, характеризующих изображение или значительную его часть в целом. Для статистического описания текстурных изображений естественно использовать классические методы и статистические модели теории случайных полей. Локально информационные изображения характеризуются присутствием цельных объектов, имеющих конкретные геометрические характеристики. В смешанных изображениях содержатся объекты, имеющие признаки обоих типов.

Общая схема методики анализа динамических объектов для задач мониторинга показана на рисунке 2.

Методика включает в себя шесть стадий: получение и предобработка изображения, сегментация сцены изображения и выделение областей, сегментация сцены изображения и выделение областей, контроль выполнения условий для поведенческой характеристики, классификация поведенческой линии объектов региона.

Результаты. Получение и предобработка изображения осуществляется из Интернет-источников согласно выбранным координатам и времени. Для предобработки используется внешнее программное обеспечение – пакет SNAP от компании Santinel и QGIS.

Сегментация сцены изображения и выделение областей, содержащих основные объекты классов. В настоящее время существует достаточно много алгоритмов сегментации, но наиболее популярными и эффективными являются сети на основе архитектуры U-Net.

Нейронная сеть определяет, относится ли каждая точка на спутниковом снимке к объекту заданного класса. Семантическая сегментация — это не просто детектирование объектов. Получив маску по спутниковому снимку, выделяются достаточно большие скопления точек, принадлежащих объектам, из которых собираются в связные

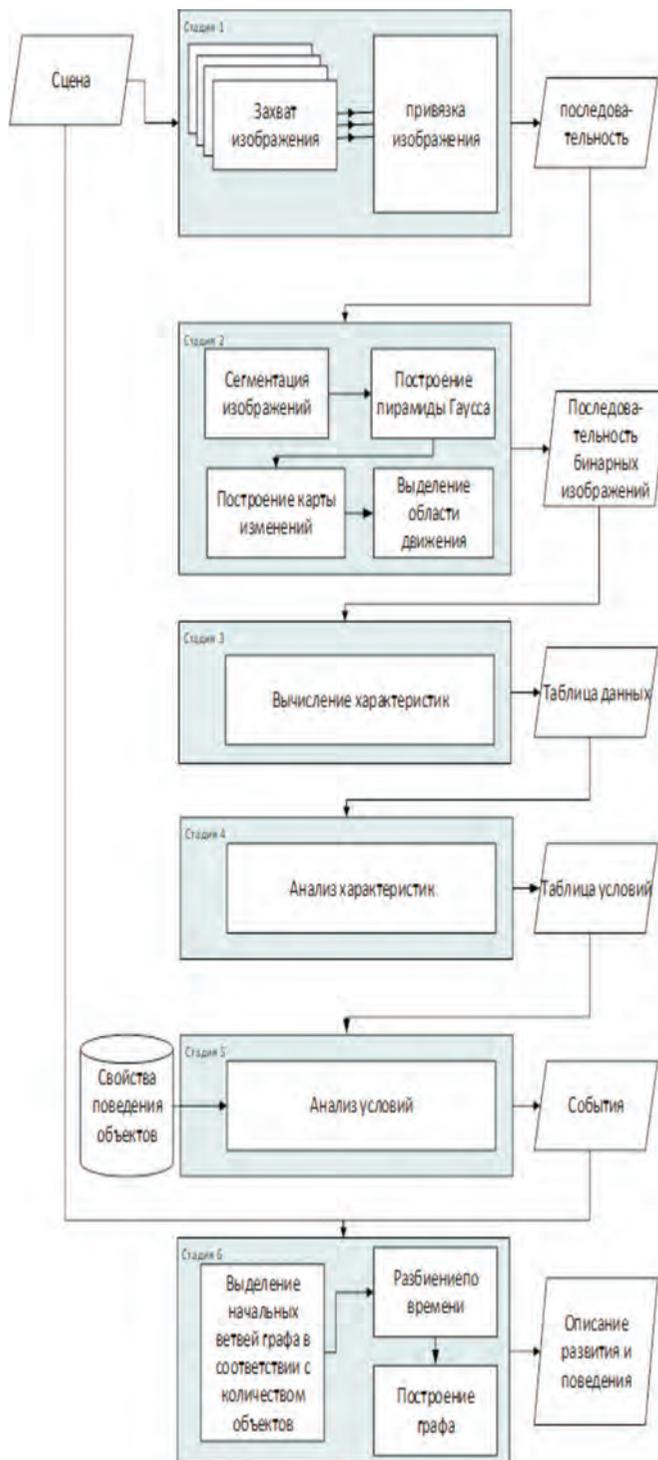


Рисунок 2 – Общая схема методики анализа динамических объектов для одновременных снимков

области, которые можно и представить как границы областей в векторной форме в виде многоугольников. Маска не будет абсолютно точной, а значит, объекты, которые находятся близко, могут склеиться в одну связную область. Проблема решается либо дополнительной тренировкой сети, либо алгоритмом элонгации. Таким образом, работу на данной стадии можно описать с помощью схемы, показанной на рисунке 3.



Рисунок 3 – Общая схема сегментации

Вычисление характеристик позволяет формализовать объект и привести его к параметрическому виду как набор характеристик, что позволяет исключить из хранения изображение. Контроль выполнения условий для поведенческой характеристики осуществляется для контроля объекта как элемент динамической группы. На данном этапе определяется принадлежность объекта к группе и ее классификация. Классификация поведенческой линии определяет формирование общей динамической картины в наблюдаемом регионе, которая формируется из элементов поведения динамических групп, присутствующих на спутниковых изображениях.

Построение графа поведения динамических объектов на изображении определяет схему поведения объектов мониторинга.

Заключение. Разработана методика автоматизации анализа больших наборов изображений для задач мониторинга и дистанционного зондирования Земли. Она основана на том, что каждый наблюдаемый объект определяется как динамический объект, с заданными характеристиками. Объекты, у которых характеристики похожи или входят в заданные диапазоны объединяются в динамические группы и мониторинг выполняется за выделенной группой.

ЛИТЕРАТУРА

1 Риттер Г. Х. Справочник по алгоритмам компьютерного зрения в алгебре изображений / Г. Х. Риттер, Дж. Н. Уилсон. – Бока-Ратон: CRC Press, 1996. - 357 с.

2 Роннебергер О. U-Net: Сверточные сети для сегментации биомедицинских изображений / О. Роннебергер, П. Фишер, Т. Брокс // Вычисление медицинских изображений и компьютерное вмешательство. – 2015. – Т.9351. - С. 234 – 241.

3 Ростен Э. Быстрее и лучше: подход машинного обучения к обнаружению углов / Э. Ростен, Р. Портер, Т. Драммонд // Компьютерное зрение и распознавание образов: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2010. – Т. 32, вып. 1. – С. 105 – 119.

- 4 Хах С. Обнаружение апоптоза для неклеящихся клеток при покадровой фазово-контрастной микроскопии / С. Хах, Т. Канадэ // Вычисление медицинских изображений и компьютерное вмешательство. – 2013. – Т. 16, iss. 2. – С. 59-66.
- 5 Улучшенная оценка карты глубины по стереоизображениям на основе гибридного метода / П. Каменкай [и др.] // Радиоинженерия. – 2012. – Т. 21, iss. 1. – С. 70-78.
- 6 Исикава-Анкерхольд, Х. К. Передовые методы флуоресцентной микроскопии - FRAP, FLIP, FLAP, FRET и FLIM / Х. К. Исикава-Анкерхольд, Р. Анкерхольд, Г. П. Драммен // Молекулы. – 2012. – Т. 17, iss. 4 – С. 4047-4132.
- 7 Катаока Х. Оценка распознавания человеческой деятельности на основе зрения в рамках плотной траектории / Х. Катаока [и др.] // Достижения в области визуальных вычислений. ISVC 2015. Конспекты лекций по информатике, Спрингер, Чам; Бебис Г. и др. (eds). – 2015. – Том 9474. – С. 634-646
- 8 Ке Ю. PCA-SIFT: Более четкое представление для локальных дескрипторов изображений / Ю. Ке, Р. Суктханкар // Proc. Стажер IEEE. Конф. Компьютерное зрение и распознавание образов. – 2004. – Вып. 2 – С. 506 - 513.
- 9 Хетарпал К. Обнаружение сопряженных точек на паре перекрывающихся изображений с использованием эпиполярной корреляции / К. Хетарпал, К. Салуджа // Интерн. журнал научных исследований и менеджмента (IJSRM). – 2015. – Т. 3, вып. 7. - С. 3312 – 3315.
- 10 Кирбас С. Обзор методов и алгоритмов извлечения сосудов / С. Кирбас, Ф. Квек // ACM Computing. – 2004. – Т. 36, iss. 2. – С. 81-121.
- 11 Ковалев В. Текстурная анизотропия белого вещества головного мозга, выявленная с помощью анатомической МРТ / В. Ковалев, Ф. Круггель // IEEE Transactions on Medical Imaging. – 2007. – Т. 26, вып. 5. – С. 678- 685.
- 12 Ковалев В.А. Анализ текстур в трех измерениях как ключ к медицинской диагностике / В. А. Ковалев, М. Петру ; под ред. И. Банкмана / Справочник по медицинской визуализации: Обработка и анализ. – США, Сан-Диего: Academic Press, – 2000. – С. 231-246.

REFERENCES

- 1 Ritter G. X. Handbook of computer vision algorithms in image algebra / G. X. Ritter, J. N. Wilson. – Boca Raton: CRC Press, 1996. – 357 p.
- 2 Ronneberger O. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. – 2015. – Vol.9351. – P. 234 – 241.
- 3 Rosten E. Faster and Better: A Machine Learning Approach to Corner Detection / E. Rosten, R. Porter, T. Drummond // Computer Vision and Pattern Recognition: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2010. – Vol. 32, iss. 1. – P. 105 – 119.
- 4 Huh S. Apoptosis detection for non-adherent cells in time-lapse phase contrast microscopy / S. Huh, T. Kanade // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. – 2013. – Vol. 16, iss. 2. – P. 59 –66.
- 5 Improved Depth Map Estimation from Stereo Images Based on Hybrid Method / P. Kamencay [et al.] // Radioengineering. – 2012. – Vol. 21, iss. 1. – P. 70 –78.
- 6 Ishikawa-Ankerhold, H. C. Advanced fluorescence microscopy techniques-FRAP, FLIP, FLAP, FRET and FLIM / H. C. Ishikawa-Ankerhold, R. Ankerhold, G. P. Drummen // Molecules. – 2012. – Vol. 17, iss. 4 – P. 4047–4132.
- 7 Kataoka H. Evaluation of Vision-Based Human Activity Recognition in Dense Trajectory Framework / H. Kataoka [et al.] // Advances in Visual Computing. ISVC 2015. Lecture Notes in Computer Science, Springer, Cham; Bebis G. et al. (eds). – 2015. – Vol 9474. – P. 634-646

8 Ke Y. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors / Y. Ke, R. Sukthankar // Proc. IEEE Intern. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. – 2004. – Vol. 2 – P. 506 – 513.

9 Khetarpal K. Detection of Conjugate Points on Pair of Overlapping Image Using Epipolar Correlation / K. Khetarpal, K. Saluja // Intern. Journal of scientific research and management (IJSRM). – 2015. – Vol. 3, iss. 7. – P. 3312 – 3315.

10 Kirbas C. A review of vessel extraction techniques and algorithms / C. Kirbas, F. Quek // ACM Computing. – 2004. – Vol. 36, iss. 2. – P. 81 – 121.

11 Kovalev V. Texture Anisotropy of the Brain's White Matter as Revealed by Anatomical MRI / V. Kovalev, F. Kruggel // IEEE Transactions on Medical Imaging. – 2007. – Vol. 26, iss. 5. – P. 678 – 685.

12 Kovalev, V. A. Texture analysis in three dimensions as a cue to medical diagnosis / V. A. Kovalev, M. Petrou ; ed. I. Bankman / Handbook of Medical Imaging: Processing and Analysis. – USA, San Diego: Academic Press, – 2000. – P. 231 – 246.

**Б. Т. КЕРІМХАН², А. М. НЕДЪЗВЕДЬ¹, А. К. ЖУМАДИЛЛАЕВА²,
Г. А. ДҮЙСЕНОВА²**

¹ Беларусь мемлекеттік университеті, Минск, Беларусь,

² Л.Н. Гумилев ат. Еуразия ұлттық университеті, Нұр-Сұлтан, Қазақстан

МОНИТОРИНГ ТАПСЫРМАЛАРЫ ҮШІН ҮЛКЕН СУРЕТТЕР ЖИЫНТЫҒЫН ТАЛДАУДЫ АВТОМАТТАНДЫРУ ӘДІСІ

Жерді бақылау және қашықтықтан зондау міндеттері үшін үлкен суреттер жиынтығын талдауды автоматтандыру әдістемесі жасалды. Ол әрбір бақыланатын объект берілген сипаттамалары бар динамикалық объект ретінде анықталатындығына негізделген. Сипаттамалары ұқсас немесе берілген диапазондарға кіретін объектілер динамикалық топтарға біріктіріліп, бақылау бөлінген топта орындалады.

Түйін сөздер: динамикалық объектіні талдау, динамикалық объект, қозғалыс түрлері, гарыштық суреттер, әдістер.

**B. T. KERIMKHAN², A. M. NEDZVED¹, A. K. ZHUMADILLAYEVA²,
G. A. DUISENOVA²**

¹ Belarusian state university, Minsk, Belarus,

² L.N. Gumilyov Eurasian national university, Nur-Sultan, Kazakhstan

ANALYSIS OF LARGE IMAGE SETS FOR AUTOMATED MONITORING TASKS

A technique for automating the analysis of large sets of images for monitoring and remote sensing of the Earth has been developed. It is based on the fact that each observed object is defined as a dynamic object with specified characteristics. Objects whose characteristics are similar or fall within the specified ranges are combined into dynamic groups and monitoring is performed for the selected group.

Keywords: dynamic object analysis, dynamic objects, types of movement, space images, methods.