

А.И. Гладышев, А.И. Зимовец, А.А. Нечай, А.В. Обухов

---

ПРИМЕНЕНИЕ BIG DATA ДЛЯ АНАЛИЗА ОКОЛОЗЕМНОГО  
КОСМИЧЕСКОГО ПРОСТРАНСТВА

---

Проведен анализ развития космической деятельности иностранных государств, рассмотрена задача распознавания космических объектов, обоснована актуальность проводимого исследования. Поставлена задача распознавания космических объектов с применением технологий Big Data, предложена модель процесса распознавания космических объектов с использованием нейронных сетей и нечеткого вывода.

*Ключевые слова:* Big Data, нейронные сети, нечеткий вывод, распознавание космических объектов.

A.I. Gladyshev, A.I. Zimovets, A.A. Nechaj, A.V. Obuhov

---

THE USE OF BIG DATA FOR ANALYSIS OF NEAR-EARTH SPACE

---

The article analyzes the development of space activities foreign countries, the task of recognized space objects using Big Data technologies is set, and a model of the process of recognizing space objects using neural networks is proposed.

*Keywords:* Big Data, neural networks, fuzzy inference, space object recognition.

*Введение*

Анализ космической деятельности стран мира показывает, что еще в начале XXI в. количество запусков РКН за год было почти в 3 раза меньше, чем в 2019 г. (35 запусков, из них 32 успешных в 2000 г. против 102 запусков, из них 97 успешных в 2019 г.) [4]. Следует также помнить, что за один запуск на орбиту может выводиться до нескольких десятков спутников (так, за май – июль 2020 г. в ОКП было насчитано более 300 новых космических объектов, из них более 150 спутников Starlink [6]).

Настолько бурно развивающаяся космическая деятельность влечет за собой необходимость хранить колоссальные объемы информации [9]. Помимо очевидной необходимости хранить информацию о действующих космических аппаратах различного назначения важно иметь информацию о неуправляемых космических объектах – элементах космического мусора [10]. Высокоскоростное движение элементов космического мусора создает опасность столкновения функционирующих аппаратов с пассивными фрагментами [11]. При таких разрушениях может образоваться огромное количество новых фрагментов, образуя облако орбитальных обломков, что, в свою очередь, создает новые угрозы [18].

Технология работы с такими объемами информации называется Big Data («большие данные») [12]. В общем случае «большие данные» – это технологическое направление, связанное с обработкой постоянно растущих массивов данных [17]. Работать с такими объемами информации с помощью обычных программных средств достаточно проблематично. Для Big Data разрабатываются свои алгоритмы, программные комплексы и даже машины [3].

Для наблюдения за объектами в околоземном космическом пространстве существует система мониторинга космического пространства, представляющая собой совокупность объектов управления, обработки информации, радиолокационных, оптических и радиотехнических средств наблюдения космических объектов, средств связи и передачи данных, функционально объединенных в единую систему сбора и обработки данных, непрерывного контроля околоземного пространства, оценки космической обстановки и выдачи информации о ней потребителям [2].

Эффективность работы системы мониторинга космического пространства во многом зависит от характеристик каталогов космических объектов [8]. К таким характеристикам можно отнести полноту каталога, достоверность и точность, оперативность обновления. В то же время характеристики каталога определяются параметрами и составом программно-технических средств сбора и обработки информации, средств связи и передачи данных [15].

Современное развитие методов и средств получения информации из космоса дает возможность создать эффективную систему контроля космического пространства для наблюдения различных процессов и явлений в режиме реального времени [14]. В то же время наблюдается низкий уровень первичной и тематической обработки полученных данных, сложность доступа к имеющимся технологиям и накопленной информации, а также проблемы обработки этих данных [19].

Разнообразие и сложность технологий обработки данных нередко не позволяют освоить их в полном объеме в рамках одного источника информации [7]. Требуется взаимодействие с другими источниками данных. Наметившаяся тенденция перехода к распределенной обработке данных через глобальные информационные системы видится решением этих проблем [16].

Классифицируя и идентифицируя тот или иной космический объект (КО), мы можем спрогнозировать его движение, уточнить орбиту, рассчитать продолжительность его нахождения на орбите и оценить степень его опасности как для других КО, так и для космической обстановки в целом [13]. А так как число КО и объемы данных по ним стремительно растут, для решения такой важной задачи необходимо научиться работать с «большими данными» [20].

#### *Постановка задачи распознавания космических объектов*

Информация о КО представляет собой многомерный массив координатной и некоординатной информации, представляемый в формате TLE [5]. Космическая деятельность находится на пике своего развития, появляются все новые и новые типы и формы космических аппаратов, материалы, из которых они изготавливаются; все это ведет к расширению существующих классификационных признаков. Процесс обработки массивов информации о космических объектах становится все более трудоемким.

Для классификации таких объемов сложной разнородной информации целесообразно использовать технологию кластеризации. Кластерный анализ позволяет рассматривать достаточно большой объем информации и резко сокращать, сжимать большие массивы информации, делать их компактными и наглядными [1]. Задача кластеризации состоит в разделении исследуемого множества объектов на группы «похожих» объектов, называ-

емых кластерами. От обычной классификации кластеризация отличается возможностью отнесения объектов к заранее неопределенным классам. Определение кластеров и разбиение по ним объектов данных выражается в итоговой модели данных, которая является решением задачи кластеризации.

Общий подход к решению задачи кластеризации стал возможен после развития Л. Заде теории нечетких множеств. В рамках данного подхода удается формализовать качественные понятия, неопределенность, присущую реальным данным и процессам. Нечеткость может применяться как в представлении данных, так и в описании их взаимосвязи.

Таким образом, формально задачу распознавания КО можно сформулировать следующим образом.

Дано множество космических объектов  $K$ , каждый из которых представлен набором характеристик. Требуется построить множество кластеров  $N$  и отображение  $F$  множества  $K$  на множество  $N$ :

$$F : K \rightarrow N,$$

где  $F$  – модель данных, являющаяся решением задачи.

Множество  $K$  определяется следующим образом:

$$K = \{k_1, k_2, \dots, k_i\},$$

где  $k_i$  – исследуемый КО.

В таблице приведен пример набора данных для характеристики классификации КО.

**Набор данных для классификации КО**

Период	Долгота восх. угла	Апогей	Перигей	Тип КА
92,5935	86,39	777	779	Iridium
91,2349	45,26	651	1260	F/DEB
170,987	7,95	472	34766	F/DEB
91,4683	99,07	736	824	F/DEB
92,5944	98,72	787	790	F/DEB
119,326	86,4	776	779	Iridium
99,0578	22,41	9154	36161	F/DEB
96,1496	90,3	1246	1301	F/DEB
103,993	22,39	8679	36460	F/DEB
93,7549	87,8	1023	1052	OneWeb
104,975	87,78	987	1015	OneWeb
718,157	87,77	987	1014	OneWeb
1437,62	486	94,3	53	Starlink

В общем случае каждый из классифицируемых объектов обладает набором параметров:

$$k_i = \{m_1, m_2, \dots, m_j\}.$$

Каждая переменная может принимать значения из некоторого множества:

$$m_j = \{\vartheta_h^1, \vartheta_h^2, \dots\}.$$

Задача кластеризации состоит в построении множества

$$N = \{n_1, n_2, \dots, n_k, \dots, n_g\},$$

где  $n_k$  – кластер, содержащий похожие друг на друга объекты из множества  $K$ :

$$n_k = \{k_j, k_p, k_j \in K, k_p \in K \text{ и } d(k_j, k_p) < \sigma\},$$

где  $\sigma$  – величина, определяющая меру близости для включения объектов в один кластер;  $d(k_j, k_p)$  – мера близости между объектами, называемая расстоянием.

Неотрицательное значение  $d(k_j, k_p)$  называется расстоянием между элементами  $k_j$  и  $k_p$ , если выполняются следующие условия:

- 1)  $d(k_j, k_p) \geq 0$  для всех  $k_j$  и  $k_p$ ;
- 2)  $d(k_j, k_p) = 0$  тогда и только тогда, когда  $k_j = k_p$ ;
- 3)  $d(k_j, k_p) = d(k_p, k_j)$ ;
- 4)  $d(k_j, k_p) = d(k_j, k_r) + d(k_r, k_p)$ .

Если расстояние  $d(k_j, k_p)$  меньше некоторого значения  $\sigma$ , то говорят, что элементы отличны друг от друга и помещаются в один кластер. В противном случае говорят, что элементы отличны друг от друга и их помещают в разные кластеры.

Результатом кластерного анализа является набор кластеров, содержащий элементы исходного множества. Такая модель должна описывать как сами кластеры, так и принадлежность объекта к одному из них. Моделирование кластеризации с данными из таблицы представлено в виде диаграммы на рисунке 1. Для наглядности представления выбраны параметры «долгота восходящего угла», «перигей» и «апогей».

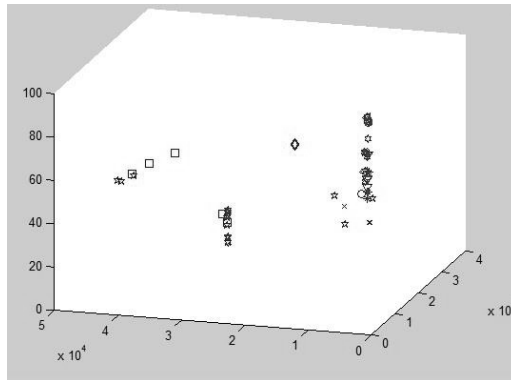


Рис. 1. Результаты кластеризации

### *Модель распознавания космических объектов на основе технологии больших данных*

Задача классификации, поставленная в таком виде, является предсказательной (predictive) задачей. Процесс ее решения состоит из двух этапов. На первом этапе на основании набора данных с известными результатами из частных каталогов средств распознавания строится модель. На втором этапе модель используется для предсказания результата на основании новых наборов данных.

Предлагаемая модель распознавания представлена на рисунке 2.

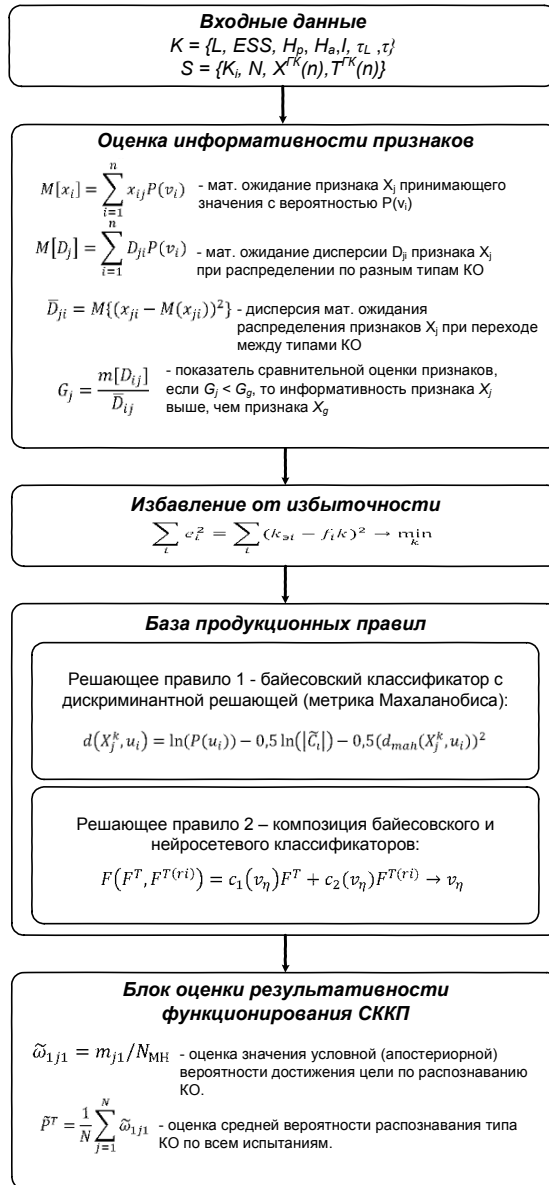


Рис. 2. Модель распознавания КА

В предложенной модели алгоритм обработки Big Data реализован посредством искусственных нейронных сетей и нечеткой логики (блок базы продукционных правил). Нечеткая логика в данном случае обеспечивает механизм логического вывода, а вычислительные нейронные сети обладают такими преимуществами, как обучение, адаптация, отказоустойчивость, параллелизм и обобщение. Обучающие методы нейронных сетей автоматизируют процесс описания знаний, существенно сокращая время разработки и затраты на получение данных функций.

*Заключение*

В статье рассмотрены задачи, поставленные перед системой контроля космического пространства, модель распознавания космических объектов и структура нечеткой нейронной сети, предложенной для решения поставленной задачи. Проведено сравнение алгоритмов нечеткого вывода, представлены базы правил и пример построения функции принадлежности.

**Литература**

1. Анализ данных и процессов / А.А. Баргесян и др. 3-е изд., перераб. и доп. СПб.: БХВ-Петербург, 2009. 512 с.
2. Бирюкова Д.Р. Космическая политика как один из механизмов обеспечения стратегических интересов России // Постсоветские исследования. 2018. Т. 1, № 7. С. 679–689.
3. Борисов А.А., Краснов С.А., Нечай А.А. Технология блокчейн и проблемы ее применения в различных информационных системах // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2018. Вып. 2. С. 63–67.
4. Железняков А.Б. Космическая деятельность стран мира в 2019 году // Инновации. 2020. № 1 (255). С. 27–33.
5. Зимовец А.И., Хомоненко А.Д. Обоснование выбора модели хранения данных для системы мониторинга космического пространства // Автоматика на транспорте. 2019. Т. 5, № 2. С. 221–232.
6. Информационно-аналитические отчеты многоканального мониторингового телескопа. Результаты анализа фотометрической информации по космическим объектам на околоземных орбитах. Январь 2018 – июль 2020. URL: <https://mmt9.ru/report> (дата обращения: 01.09.2020).
7. Калинин С.В., Котиков П.Е., Нечай А.А. Решение репликационных проблем в базах данных для повышения устойчивости программного обеспечения автоматизированных систем // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 4. С. 18–21.
8. Лоскутов А.И., Дуников А.С., Артюшкин А.Б., Нечай А.А. Математическая модель системы символической синхронизации наземной приемно-регистрирующей станции телеметрической информации в условиях флуктуаций амплитуды сигнала // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 1. С. 11–19.
9. Лошкарева Е.А., Радченко Т.Б. Важность развития системы контроля космического пространства России и Европы для борьбы с космическим мусором // Конференция «Инновации в авиации и космонавтике». 2015. С. 67–71.
10. Нечай А.А. Формирование безопасной информационной среды // Актуальные проблемы современности: наука и общество. 2019. № 4 (25). С. 43–44.
11. Нечай А.А., Борисов А.А., Борисова Ю.И. Точечный анализ данных дистанционного зондирования Земли средствами языка программирования Python // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2019. Вып. 1. С. 49–55.
12. Нечай А.А., Копьев А.И. Метод управляемого распределения ресурсов между ядрами процессора // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2018. Вып. 2. С. 101–107.
13. Новиков А.Н., Нечай А.А., Малахов А.В. Математическая модель обоснования вариантов реконфигурации распределенной автоматизированной контрольно-измерительной

системы // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2016. Вып. 1-2. С. 56–59.

14. Новиков А.Н., Нечай А.А., Малахов А.В. О подходе к обоснованию рациональной номенклатуры эталонной базы измерительных комплексов на основе нечетких моделей // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 1. С. 72–79.

15. Полончик О.А., Артюшкин А.Б., Нечай А.А., Полончик Е.О. Радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли на базе спутников со стабилизацией вращением // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 1. С. 35–41.

16. Свиначук А.А., Калинин С.В., Нечай А.А. Использование графического процессора для ускорения распределенных вычислений при прогнозе экстремальных значений температуры воздуха // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 4. С. 33–38.

17. Свиначук А.А., Нечай А.А. Использование квантовых вычислений при выборе управленческого решения // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2018. Вып. 2. С. 31–36.

18. Шаймарданов А.М., Нечай А.А., Лепехин С.В. Математические модели систем автоматического управления с широтно-импульсной модуляцией // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2019. Вып. 2. С. 27–39.

19. Ширококов В.В., Нечай А.А. Алгоритм планирования энергосберегающей параллельной обработки информации с учетом информационной важности и времени поступления задач // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 1. С. 88–93.

20. Khomonenko A.D., Plyaskin S.P., Zimovets A.I. About Complex Objects Defining Via Integration of Data from Various Sources // MMISR 2019 Models and Methods of Information Systems Research Workshop in the Flame of the Betancourt International Engineering Forum, 2020, pp. 46–51.

### Literatura

1. Analiz danyh i processov / A.A. Bargesyan i dr. 3-e izd., pererab. i dop. SPb.: BHV-Peterburg, 2009. 512 s.

2. Biryukova D.R. Kosmicheskaya politika kak odin iz mekhanizmov obespecheniya strategicheskikh interesov Rossii // Postsovetskie issledovaniya. 2018. T. 1, № 7. S. 679–689.

3. Borisov A.A., Krasnov S.A., Nechaj A.A. Tekhnologiya blokchejn i problemy ee primeneniya v razlichnyh informacionnyh sistemah // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2018. Vyp. 2. S. 63–67.

4. Zheleznyakov A.B. Kosmicheskaya deyatel'nost' stran mira v 2019 godu // Innovacii. 2020. № 1 (255). S. 27–33.

5. Zimovec A.I., Homonenko A.D. Obosnovanie vybora modeli hraneniya danyh dlya sistemy monitoringa kosmicheskogo prostranstva // Avtomatika na transporte. 2019. T. 5, № 2. S. 221–232.

6. Informacionno-analiticheskie otchety mnogokanal'nogo monitoringovogo teleskopa. Rezul'taty analiza fotometricheskoy informacii po kosmicheskim ob'ektam na okolozemnyh orbitah. Yanvar' 2018 – iyul' 2020. URL: [https://mmt9.ru/report\(data obrashcheniya: 01.09.2020\)](https://mmt9.ru/report(data obrashcheniya: 01.09.2020)).

7. Kalinichenko S.V., Kotikov P.E., Nechaj A.A. Reshenie replikacionnyh problem v bazah danyh dlya povysheniya ustojchivosti programmogo obespecheniya avtomatizirovannyh sistem

// Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 4. S. 18–21.

8. *Loskutov A.I., Dunikov A.S., Artyushkin A.B., Nechaj A.A.* Matematicheskaya model' sistemy simvol'noj sinhronizacii nazemnoj priemno-registriruyushchej stancii telemetricheskoj informacii v usloviyah fluktuacij amplitudy signala // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 1. S. 11–19.

9. *Loshkareva E.A., Radchenko T.B.* Vazhnost' razvitiya sistemy kontrolya kosmicheskogo prostranstva Rossii i Evropy dlya bor'by s kosmicheskim musorom // Konferenciya "Innovacii v aviacii i kosmonavtike". 2015. S. 67–71.

10. *Nechaj A.A.* Formirovanie bezopasnoj informacionnoj sredy // Aktual'nye problemy sovremennosti: nauka i obshchestvo. 2019. № 4 (25). S. 43–44.

11. *Nechaj A.A., Borisov A.A., Borisova Yu.I.* Tochechnyj analiz dannyh distancionnogo zondirovaniya Zemli sredstvami yazyka programmirovaniya Python // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2019. Vyp. 1. S. 49–55.

12. *Nechaj A.A., Kop'ev A.I.* Metod upravlyaemogo raspredeleniya resursov mezhdru yadrami processora // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2018. Vyp. 2. S. 101–107.

13. *Novikov A.N., Nechaj A.A., Malahov A.V.* Matematicheskaya model' obosnovaniya variantov rekonfiguracii raspredelennoj avtomatizirovannoj kontrol'no-izmeritel'noj sistemy // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2016. Vyp. 1-2. S. 56–59.

14. *Novikov A.N., Nechaj A.A., Malahov A.V.* O podhode k obosnovaniyu racional'noj nomenklatury etalonnoj bazy izmeritel'nyh kompleksov na osnove nechetkih modelej // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 1. S. 72–79.

15. *Polonchik O.L., Artyushkin A.B., Nechaj A.A., Polonchik E.O.* Radiolokacionnye sistemy distancionnogo zondirovaniya Zemli na baze sputnikov so stabilizaciej vrashcheniem // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 1. S. 35–41.

16. *Svinarchuk A.A., Kalinichenko S.V., Nechaj A.A.* Ispol'zovanie graficheskogo processora dlya uskoreniya raspredelennyh vychislenij pri prognoze ekstremal'nyh znachenij temperatury vozduha // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 4. S. 33–38.

17. *Svinarchuk A.A., Nechaj A.A.* Ispol'zovanie kvantovyh vychislenij pri vybore upravlencheskogo resheniya // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2018. Vyp. 2. S. 31–36.

18. *Shajmardanov A.M., Nechaj A.A., Lepekhin S.V.* Matematicheskie modeli sistem avtomaticheskogo upravleniya s shirotno-impul'snoj modulyaciej // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2019. Vyp. 2. S. 27–39.

19. *Shirobokov V.V., Nechaj A.A.* Algoritm planirovaniya energosberegayushchej parallel'noj obrabotki informacii s uchedom informacionnoj vazhnosti i vremeni postupleniya zadach // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 1. S. 88–93.

20. *Khomonenko A.D., Plyaskin S.P., Zimovets A.I.* About Complex Objects Defining Via Integration of Data from Various Sources // MMISR 2019 Models and Methods of Information Systems Research Workshop in the Flame of the Betancourt International Engineering Forum, 2020, pp. 46–51.