

УДК 528.854.4

doi: 10.53816/23061456_2025_7-8_29

**АЛГОРИТМ ПОДГОТОВКИ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ
ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ СЛОЖНЫХ ТЕХНИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ
С КОМПЕНСАЦИЕЙ НЕПОЛНОТЫ
ИНФОРМАЦИОННОГО ПРИЗНАКОВОГО ПРОСТРАНСТВА**

**ALGORITHM FOR PREPARING INITIAL DATA FOR RECOGNITION
OF COMPLEX TECHNICAL OBJECTS WITH COMPENSATION
OF INCOMPLETE INFORMATION SIGNIFICANT SPACE**

Канд. техн. наук А.В. Обухов¹, канд. техн. наук А.И. Зимовец², А.В. Гаврилова²

Ph.D. A.V. Obukhov, Ph.D. A.I. Zimovets, A.V. Gavrilova

¹ *Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ»,*
² *Военно-космическая академия им. А.Ф. Можайского*

В статье рассматривается предварительный этап обработки информации, необходимый для эффективного распознавания сложных объектов в условиях неполноты, неопределенности и неоднородности исходных данных. Актуальность исследования обусловлена растущими требованиями к интеллектуальным системам анализа данных, функционирующим в нестандартных и слабоформализованных ситуациях. Предлагаемый алгоритм базируется на интеграции современных методов обработки больших данных, включая искусственные нейронные сети, механизмы нечеткого вывода, а также математический аппарат байесовских нечетких сетей. Такая комбинация позволяет повысить устойчивость системы к внешним искажениям информации. Целью статьи является описание общей архитектуры и функциональной структуры модулей программного обеспечения, обеспечивающих сокращение времени обработки данных без снижения качества распознавания.

Ключевые слова: Байесовские нечеткие сети, большие данные, интеллектуальные системы, нейронные сети, нечеткий вывод, сложные технические объекты.

The article examines the preliminary stage of information processing required for the effective recognition of complex objects under conditions of data incompleteness, uncertainty, and heterogeneity. The relevance of the study is driven by the increasing demands placed on intelligent data analysis systems operating in non-standard and weakly formalized environments. The proposed algorithm is based on the integration of modern big data processing methods, including artificial neural networks, fuzzy inference mechanisms, and the mathematical framework of Bayesian fuzzy networks. This combination enhances the system's robustness against external information distortions. The purpose of the article is to describe the general architecture and functional structure of the software modules that enable reduced data processing time without compromising recognition accuracy.

Keywords: Bayesian fuzzy networks, Big data, Intelligent systems, Neural networks, Fuzzy inference, Complex technical objects.

Введение

Наблюдение текущей обстановки в околоземном космическом пространстве является важной задачей, которая должна быть решена в интересах предупреждения опасных сближений и упреждения столкновений отечественных космических аппаратов (КА) с различными техногенными объектами искусственного происхождения. Безопасное функционирование отечественных группировок КА в условиях постоянно возрастающего количества техногенных объектов становится проблематичным. Из-за отказа оборудования или недостаточного количества топлива, вышедшие из строя КА не всегда могут быть вовремя переведены на орбиты захоронения, что влечет за собой риск столкновения с действующими КА. Минимизировать такую вероятность возможно, если вести непрерывное и глобальное наблюдение обстановки в космическом пространстве. Вопросы обеспечения безопасности функционирования КА в космическом пространстве, научные разработки и предлагаемые технические решения в настоящее время являются актуальными и востребованными.

С учетом серьезных изменений в области разработки и развертывания зарубежными странами космических аппаратов двойного назначения, значительного совершенствования их технических характеристик и повышения защищенности благодаря технологиям снижения заметности, особое внимание уделяется безопасности в космосе. На орбитах Земли стремительно накапливается космический мусор, включающий отработавшие спутники, фрагменты ракет и других аппаратов. Эти объекты представляют серьезную угрозу для активных спутников и космических станций, поскольку столкновения с ними могут привести к повреждению или разрушению техники, создавая цепные реакции неконтролируемого увеличения обломков. Все это подчеркивает необходимость обработки больших объемов данных о сложных технологических объектах, что позволяет лучше понимать риски и управлять безопасностью на орбите [1–3].

Учитывая важные изменения в сфере создания и развертывания зарубежными странами космических аппаратов двойного назначения, значительное совершенствование технического

облика КА [4, 5] и повышение их защищенности за счет технологического снижения заметности [6, 7], важность задачи обработки больших объемов данных о сложных технологических объектах не оставляет сомнений.

В настоящее время для решения задачи распознавания применяются такие способы обработки информации, как описание распознаваемых объектов на языке признаков (такой способ не исключает дублирования характеристик, что является его слабой стороной), статистический подход (однако при его применении точность распознавания зависит от квалификации эксперта, обрабатывающего данные) и выбор оптимального решающего правила, в частности применение вероятностных систем распознавания без обучения (однако в современных условиях стремительной эволюции космической техники этот способ становится малоэффективным).

Таким образом, можно сделать вывод о том, что традиционных инструментов и методов недостаточно, чтобы справиться с объемом, динамикой и сложностью представляемой информации. Анализ таких объемов данных в реальном масштабе времени требует применения новых технологий, архитектур и инструментария, обеспечивающих высокий уровень производительности. В статье предлагается комплексное применение различных современных методов обработки больших объемов данных, включающих в себя такие технологии, как искусственный интеллект и нечеткий вывод, применение систем, работающих со слабоструктурированными данными, а также теории вероятности и математической статистики, теории байесовских нечетких сетей.

Математическая постановка задачи распознавания сложных объектов

Под задачей распознавания понимается отнесение наблюдаемого объекта по измеренным координатным и некоординатным признакам к одному из заранее определенных типов. Для космических объектов координатными данными являются сведения о дальности, угловом положении космического аппарата, а также параметрах движения его центра масс, некоординатными — сведения о форме, структуре внешней поверхности, отражательных и излучательных

характеристиках объекта и его элементов, параметрах стабилизации и ориентации, получаемых из принимаемых от объекта сигналов.

Необходимость подготовки исходных данных для системы распознавания обусловлена их неполнотой и разнородностью. За один сеанс наблюдения один космический объект (КО) может появиться в нескольких зонах обзора станций наблюдения различной природы. Объединив эти данные, возможно собрать более полную информацию о КО за короткий срок.

В качестве исходных данных на вход системы распознавания космических объектов подается информация о параметрах КО от средств наблюдения различной природы (оптических и радиолокационных). При этом выходными данными является множество типов космических объектов.

Таким образом, требуется найти соответствие между входным потоком данных и каталогизированными выходными значениями типов КО:

$$\begin{cases} k_i = \arg \max P_i(S) \\ P_i(S) \geq P_{\text{треб}} \\ t_i \leq t_{\text{треб}} \end{cases}, \quad (1)$$

где k_i — КО, подлежащий распознаванию;

$P_i(S)$ — вероятность распознавания типа КО при текущем состоянии каталога космических объектов;

$P_{\text{треб}}$ — требуемая точность распознавания;

$t_{\text{треб}}$ — требуемое время распознавания.

Компенсировать недостатки существующих методов распознавания КО можно, разработав систему распознавания с самообучением, которая будет учитывать неполноту и неточность исходных данных. Для решения поставленной задачи предлагается применять такие современные способы обработки больших объемов данных, как нейронные сети и нечеткий вывод, теории байесовских нечетких сетей.

Алгоритм подготовки исходных данных для распознавания сложных технических объектов

На рис. 1 представлен подготовительный этап обработки информации — схема алгоритма формирования базы правил нечеткого вывода.

На данном этапе производится формирование весовых коэффициентов параметров наблюдения космических объектов и базы правил нечеткого вывода. Фрагмент обучающей выборки представлен в табл. 1, где Shine — средний приведенный блеск, ESS — эффективная площадь рассеяния, НР — высота перигея, НА — высота апогея, ОI — наклонение орбиты КО, PSC — периодичность блеска КО, ОР — период обращения КО. Отсутствие значений в некоторых полях таблицы обусловлено неполнотой получаемых от средств наблюдения данных.

В качестве выходных данных взяты 4 типа космических спутников (Starlink, Iridium, OneWeb и GeoEye), фрагменты космического мусора (F/DEB) и один запасной тип — «неизвестные КО» (UNID) для некаталогизированных объектов.

Для моделирования обучающей выборки были использованы исходные данные информационно-аналитических отчетов Многоканального мониторингового телескопа Российской академии наук ММТ-9 [8].

А. Этап формирования весовых коэффициентов параметров наблюдения

Формирование весовых коэффициентов необходимо для того, чтобы компенсировать недостатки, связанные с формированием базы

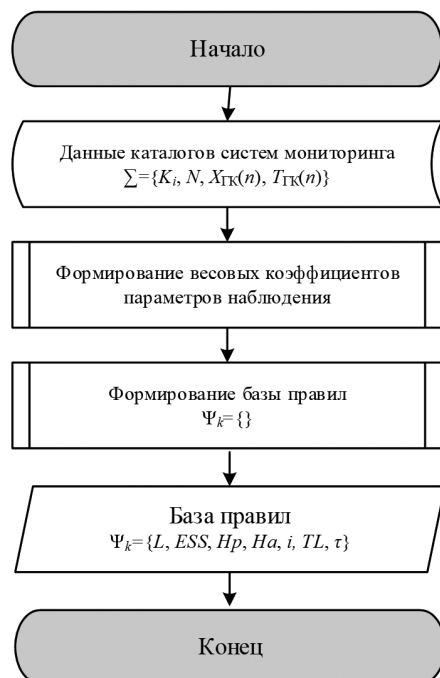


Рис. 1. Схема формирования базы правил нечеткого вывода

Фрагмент обучающей выборки для формирования лингвистических переменных

Shine	ESS	HP	HA	OI	PCS	OP	Res
2,6	135,21	29375	171	27,02	510,22	–	UNID
4,5	–	779	776	86,4	100,4	–	Starlink
6,1	–	780	776	86,39	100,4	–	Starlink
5,9	–	779	777	86,4	100,4	–	Starlink
Shine	ESS	HP	HA	OI	PCS	OP	Res
5,4	–	701	677	87,03	98,53	–	Starlink
4,8	–	656	652	86,661	97,81	–	Starlink
8,9	–	443	441	51,64	93,43	–	UNID
6,2	–	779	776	86,4	100,4	–	Starlink
10	–	1136	676	97,68	103,12	0,11	F/DEB
3,3	–	23234	23210	56,69	844,71	–	UNID
8,1	–	2288	1065	99,66	119,91	0,05	F/DEB
2,4	–	35965	805	5,55	646,35	0,4	F/DEB
3	2,49	21490	21275	55,15	767,19	3,18	UNID
8,6	–	692	659	87,44	98,26	–	OneWeb
7,1	–	615	582	87,55	96,66	–	OneWeb

правил (в частности, проблему дублирования параметров наблюдения, которая ведет за собой избыточность исходных данных и приводит к нагрузке ресурсоемкости всей системы).

Для вычисления весовых коэффициентов параметров наблюдения был разработан комбинированный способ расчета на основе метода базового критерия и энтропийном подходе. Все множество признаков наблюдения разбивается на группы важности, самые несущественные критерии относят к базовой группе и задают значения коэффициента β_i , показывающего уровень превосходства критериев i -й группы по сравнению с критериями базовой группы. В рамках работы все признаки наблюдения были разделены на три группы.

1. Координатные признаки x_i : высота перигея (HP), высота апогея (HA), наклонение орбиты (OI), период обращения (OP), доступные для наблюдения любыми средствами.

2. Частные некоординатные признаки x_{jk} , такие как периодичность изменения блеска (PCS), присущая для наблюдения только оптическим средствам.

3. Общие некоординатные признаки x_{jl} , такие как средний приведенный блеск (Shine) и эк-

вивалентная площадь рассеяния (ESS). Средний приведенный блеск наблюдается оптическими средствами, эквивалентная площадь рассеяния является радиолокационной характеристикой, однако оба этих показателя могут характеризовать физические характеристики КО — его форму, размеры, материалы, из которых он состоит.

Нормировка локальных критериев производится по следующей формуле:

$$\sum_{i=1}^q n_i \cdot \beta_i \cdot \alpha = 1,$$

$$\text{при условии } \sum_{i=1}^q n_i = n, \quad (2)$$

где q — количество групп важности локальных критериев;

n_i — количество локальных критериев, которые входят в состав i -й группы;

β_i — коэффициент степени превосходства критериев i -й группы;

α — коэффициент критериев базовой группы, при этом $\alpha = \alpha_q = \alpha \cdot \beta_q$.

Процесс определения весовых коэффициентов производится следующим образом. Пусть при обучении нейронной сети по априорно известным данным были получены:

– матрица $M \times N$, где M — количество типов распознавания; N — количество параметров распознавания;

– статистические вероятности правильного распознавания j -го типа на основе i -го параметра P_{ij} , $i = 1, \dots, N$; $j = 1, \dots, M$.

Таким образом, искомая матрица будет выглядеть следующим образом:

$$P_{ij} = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1N} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{M1} & P_{M2} & \dots & P_{MN} \end{pmatrix}, \quad i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M. \quad (3)$$

На следующем этапе производится вычисление значений энтропии в соответствии с формулой

$$H_{ij} = -P_{ij} \ln P_{ij}, \quad i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M. \quad (4)$$

Вычисляется результирующее значение энтропии признаков:

$$H_i = \sum_{j=1}^M P_{ij}, \quad i = 1, \dots, N; j = 1, \dots, M. \quad (5)$$

Далее производится поиск минимального значения энтропии:

$$H_{\min} = \min H_i, \quad i = 1, \dots, N. \quad (6)$$

И назначаются весовые коэффициенты относительно минимального значения энтропии:

$$\hat{c} = H_{\min} / H_i, \quad i = 1, \dots, N. \quad (7)$$

Результат присвоения весовых коэффициентов для заданной обучающей выборки параметрам наблюдения представлен в табл. 2.

Вероятностная функция точности распознавания будет выглядеть как сумма весовых коэффициентов координатных параметров, частных некоординатных параметров и дизъюнкция общих некоординатных параметров.

В. Этап формирования базы правил нечеткого вывода

Моделирование базы правил нечеткого вывода было реализовано в среде MatLab с помощью адаптивной сети ANFIS [9]. Для проведения расчетов использовались треугольная и трапециевидная функции принадлежности с использованием нечеткого вывода Мамдани. Разработан пользовательский интерфейс для обработки информации о космических объектах на основе базы продукционных правил из MatLab с применением байесовского нечеткого классификатора на языке Python. [10, 11]. В программе имеется возможность менять состав входных и выходных лингвистических переменных, корректировать значения их термов, добавлять значения признаков и классов. Программа наглядно показывает расчетные значения классов КО в зависимости от исходных данных.

Основные результаты моделирования представлены на рис. 2–3.

Предложенный алгоритм позволяет описать структуру обработки больших объемов разнородных данных для задачи распознавания космических объектов. Его особенностью является реализация сразу нескольких направлений обработки больших данных, таких как нейронные сети, байесовский нечеткий вывод и технологии вычисления массового параллелизма.

Таблица 2

Ранжирование весовых коэффициентов параметров наблюдения

№ п/п	Наименование параметра	Обозначение параметра	Весовой коэффициент	Группа важности
1	Высота перигея	HP	0,1732	I
2	Высота апогея	HA	0,1731	
3	Наклонение орбиты	OI	0,1729	
4	Период обращения	OP	0,1727	
5	Периодичность изменения блеска	PCS	0,1613	II
6	Средний приведенный блеск	Shine	0,1032	III
7	Эквивалентная площадь рассеяния	ESS	0,1029	

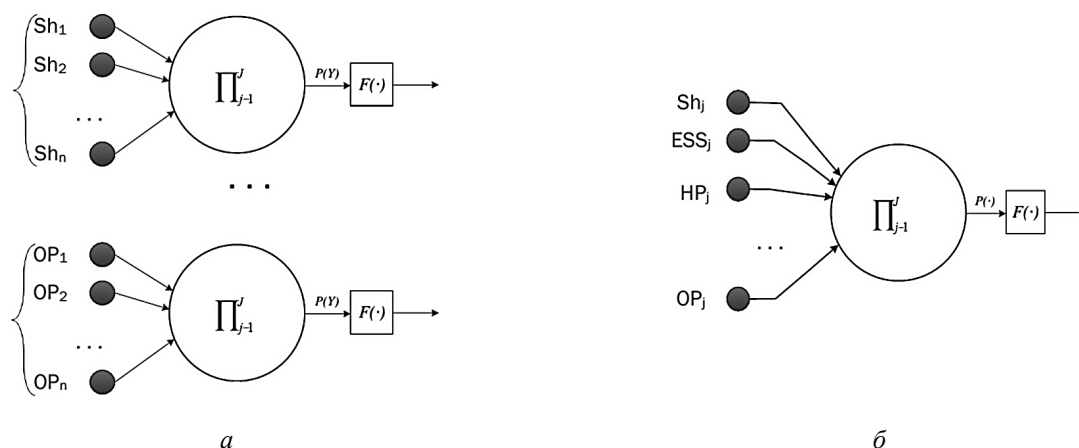


Рис. 2. Формальная модель байесовского классификатора: а — нормализация отдельных признаков наблюдения; б — нормализация по типам

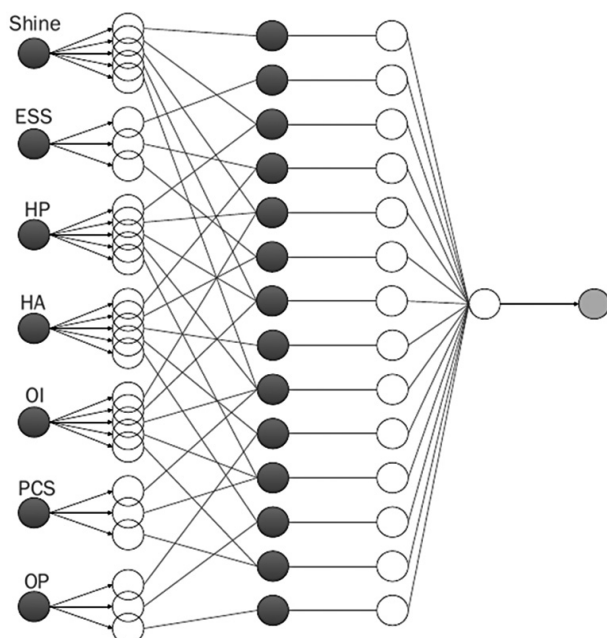


Рис. 3. Структура сгенерированной системы нечеткого вывода

Реализация алгоритма в рамках специального программного обеспечения обработки больших данных позволит сократить время обработки без существенной потери качества распознавания.

Заключение

Сочетание байесовского подхода и нейронечеткого вывода является современным направлением в решении задач обработки больших объемов данных, в частности распознавания слож-

ных технических объектов. Предложенный алгоритм имеет широкие возможности применения в отношении значений параметров распознавания.

Перспективные направления предложенного исследования состоят, прежде всего, в сочетании с другими способами обработки больших объемов данных и в направлении расширения применения разработанного алгоритма на другие задачи. Это позволит обеспечить совершенствование предложенного алгоритма и расширить возможности практического применения.

Список источников

1. Зимовец А.И., Раскин А.В., Тарасов И.В., Марчук С.И. Международные аспекты использования космического пространства // Стратегическая стабильность. 2017. № 4 (81). С. 54–59.
2. Железняков А.Б. Космическая деятельность стран мира в 2022 году // Инновации. 2023. № 1 (291). С. 17–25.
3. Железняков А.Б. Космическая деятельность стран мира в 2023 году // Инновации. 2024. № 3 (299). С. 9–19.
4. Ардашов А.А., Силантьев С.Б., Фоминов И.В. Состояние и перспективы развития универсальных космических платформ для малых космических аппаратов // Труды Военно-космической академии им. А.Ф. Можайского. 2013. № 640. С. 34–41.
5. Гаврилова А.В., Конорев Д.В., Макаров М.М. Принцип построения бортовой радиолокационной системы при решении задач обна-

ружения малоразмерных объектов // Радиолокационное исследование природных сред: материалы XXXIII Всеросс. симп., посвящ. 100-летию со дня рождения д.т.н. проф. Клюева Н.Ф. (СПб, 19–20 апреля 2023 г.) С. 49–54.

6. Пайсон Д.Б. Малые спутники в современной космической деятельности // Технологии и средства связи. 2016. № 6 (117). Т. 6. С. 64–69.

7. Судакова Д.И. Отчетвенные спутники дистанционного зондирования Земли: анализ и современные тенденции // Проблемы и перспективы развития агропромышленного комплекса России. 2017. № 11. С. 31–32.

8. Информационно-аналитические отчеты ММТ-9. URL: <http://mmt9.ru/report/> (дата обращения: 15.01.2024).

9. Зимовец А.И., Зоткин М.Ю., Хомоненко А.Д., Яковлев Е.Л. Идентификация космических объектов на основе интеграции данных от различных систем наблюдения и нечеткого вывода // Научные технологии в космических исследованиях Земли. 2020. Т. 12. № 5. С. 4–13.

10. Зимовец А.И., Обухов А.В., Певнева А.Г. Модель нечеткого байесовского классификатора для обработки информации // Современные научные технологии. 2021. № 12–1. С. 78–83.

11. Зимовец А.И., Логашев С.В., Фоменко Ю.С. Программа обработки информации для классификации космических объектов с применением нечеткого вывода // Свид. о гос. рег. программ для ЭВМ RU 2021612668. 2021.

References

1. Marchuk S.I., Raskin A.V., Tarasov I.V., Zimovets A.I. International aspects of outer space utilization // Strategic Stability. 2017. No 4 (81). Pp. 54–59.

2. Zheleznyakov A.B. Space activities of world countries in 2022 // Innovations. 2023. No 1 (291). Pp. 17–25.

3. Zheleznyakov A.B. Space activities of world countries in 2023 // Innovations. 2024. No 3 (299). Pp. 9–19.

4. Ardashov A.A., Fominov I.V., Silantyev S.B. Current state and development prospects of universal space platforms for small spacecraft // Proceedings of A.F. Mozhaysky Military Space Academy. 2013. No 640. Pp. 34–41.

5. Gavrilova A.V., Konorev D.V., Makarov M.M. Principle of constructing an onboard radar system for detecting small-sized objects // Radar Research of Natural Media: Proceedings of the XXXIII All-Russian Symposium dedicated to the 100th anniversary of D.Sc.(Tech.) Prof. N.F. Klyuev (St. Petersburg, April 19–20, 2023). Pp. 49–54.

6. Payson D.B. Small satellites in modern space activities // Technologies and Communication Tools. 2016. No 6 (117). Vol. 6. Pp. 64–69.

7. Sudakova D.I. Domestic Earth remote sensing satellites: analysis and current trends // Problems and Prospects for the Development of the Agro-Industrial Complex of Russia. 2017. No 11. Pp. 31–32.

8. Information and Analytical Reports ММТ-9. URL: <http://mmt9.ru/report/> (accessed: 15.01.2024).

9. Khomonenko A.D., Yakovlev E.L., Zimovets A.I., Zotkin M.Yu. Identification of space objects based on data integration from various observation systems and fuzzy inference // High Technology in Earth Space Research. 2020. Vol. 12. No 5. Pp. 4–13.

10. Obukhov A.V., Pevneva A.G., Zimovets A.I. Model of a fuzzy Bayesian classifier for information processing // Modern High Technologies. 2021. No 12–1. Pp. 78–83.

11. Fomenko Yu.S., Logashev S.V., Zimovets A.I. Information processing program for classification of space objects using fuzzy inference // State registration certificate for computer program RU 2021612668. 2021.