

Научная статья

УДК 681.5.09

URL: <https://trudymai.ru/publications.php?ID=186899>

EDN: <https://www.elibrary.ru/ZWRFJA>

К ВОПРОСУ АНАЛИЗА ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ РАЗГОННЫХ БЛОКОВ ТИПА «БРИЗ-М» НА ОСНОВЕ КОМПЛЕКСА ДИАГНОСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

М.П. Бирюков¹, О.А. Плахин^{2✉}, Е.В. Копкин²

¹ Главный испытательный космический центр имени Г.С. Титова,
г. Краснознаменск, Россия

² Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского,
г. Санкт-Петербург, Россия

✉ vka@mil.ru

Цитирование: Бирюков М.П., Плахин О.А., Копкин Е.В. К вопросу анализа технического состояния разгонных блоков типа «Бриз-М» на основе комплекса диагностических моделей // Труды МАИ. 2025. № 145. URL: <https://trudymai.ru/publications.php?ID=186899>

Аннотация. В статье рассматривается комплекс моделей диагностирования технического состояния разгонного блока, созданный с применением методологии автоматизированного системно-когнитивного анализа. Изложена процедура построения статистических и системно-когнитивных моделей, базирующихся на обработке значительных массивов телеметрических данных. В процессе анализа исходные данные преобразуются в обучающую выборку – базу событий, после чего выявляются причинно-следственные связи между этими событиями, что позволяет перейти от данных к информации и знаниям. Полученные модели в различной форме аккумулируют знания о состоянии разгонного блока в зависимости от наблюдаемых значений телеметрируемых параметров. Приводится числовой пример, на основе эмпирических данных, иллюстрирующий процесс построения моделей.

Ключевые слова: техническое состояние, разгонный блок, диагностическая модель, автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ).

ON THE ISSUE OF ANALYZING THE TECHNICAL CONDITION OF «BRIZ-M» UPPER STAGES BASED ON A SET OF DIAGNOSTIC MODELS

M.P. Biryukov¹, O.A. Plakhin^{2✉}, E.V. Kopkin²

G.S. Titov Main Test and Space Systems Control Centre,

Krasnoznamensk, Russia

²Mozhaisky Military Space Academy, Saint Petersburg, Russia

✉ vka@mil.ru

Citation: Biryukov M.P., Plakhin O.A., Kopkin E.V. *On the issue of analyzing the technical condition of «Briz-M» upper stages based on a set of diagnostic models* // Trudy MAI. 2025. No. 145. (In Russ.). URL: <https://trudymai.ru/publications.php?ID=186899>

Abstract. This article discusses a set of diagnostic models for assessing the technical condition of an upper stage, created using the methodology of Automated System-Cognitive Analysis (ASCA). The procedure for constructing statistical and system-cognitive models based on the processing of large volumes of telemetry data is described. During the analysis, the initial data is transformed into a training sample—a database of events. Subsequently, cause-and-effect relationships between these events are identified, enabling the transition from data to information and knowledge. The resulting models accumulate knowledge about the state of the upper stage in various forms, depending on the observed values of the telemetry parameters. A numerical example based on empirical data is provided to illustrate the model-building process.

Keywords: technical condition, upper stage, diagnostic model, Automated System-Cognitive Analysis (ASCA).

Введение

Современные программы выведения космических аппаратов на целевые орбиты и траектории в значительной степени опираются на применение разгонных блоков и блоков выведения, которые стали неотъемлемым элементом космических миссий. Использование разгонных блоков существенно расширяет возможности запусков, способствуя более рациональной эксплуатации ракет-носителей и

снижению стоимости выведения полезной нагрузки. Среди ключевых преимуществ таких систем можно выделить:

1. Экономическую эффективность. Применение разгонных блоков позволяет использовать менее грузоподъемные ракеты-носители, что зачастую оказывается экономически целесообразнее по сравнению с одноэтапным выведением.

2. Многозадачность. С помощью разгонных блоков становится возможным одновременное выведение нескольких космических аппаратов как на однотипные, так и на различные орбиты.

3. Повышенную точность. Разгонные блоки обеспечивают коррекцию траектории полета после завершения основной фазы выведения, что способствует более точному выведению аппаратов.

4. Гибкость траекторий. Многие ракеты-носители не способны напрямую выводить полезную нагрузку на высокоэллиптические и геостационарные орбиты. Разгонные блоки позволяют реализовывать необходимые маневры для достижения таких орбит, включая траектории со сложной конфигурацией.

Центральным звеном контроля полета разгонных блоков и анализа их технического состояния выступает единый центр управления полетами в составе наземного автоматизированного комплекса управления Министерства обороны РФ. В его зоне ответственности находятся все типы разгонных блоков и блоков выведения: «Фрегат», «Бриз-М», семейство блоков «ДМ», «Персей» и блок выведения «Волга». При этом интенсивность пусковых операций может достигать десяти запусков в краткосрочный период, иногда по два запуска в сутки. Подобная нагрузка создает серьезные трудности для боевых расчетов, которые должны в установленные сроки, оперативно и с требуемой достоверностью выполнять задачи – от подготовки заключений перед пуском до формирования отчетной документации. Например, для блока выведения «Волга», который предусматривает реализацию нескольких схем выведения после отделения от ракеты-носителя, анализ телеметрической информации должен проводиться практически в реальном времени.

В связи с этим актуальной задачей становится оптимизация процессов анализа технического состояния таких сложных систем, как разгонные блоки, в

условиях ресурсных ограничений. Решение этой задачи требует внедрения интеллектуальных технологий автоматизации анализа технического состояния.

Моделирование разгонного блока как объекта анализа технического состояния

Успешная реализация процесса анализа технического состояния разгонного блока невозможна без построения адекватной модели объекта анализа.

Разгонный блок представляет собой сложную многопараметрическую динамическую систему, в которой протекают многочисленные физические процессы, существенно влияющие на его характеристики. Эти процессы крайне сложно описать с помощью аналитических моделей, основанных на уравнениях, а их разработка требует значительных ресурсов. Введение упрощающих допущений в аналитические модели снижает их универсальность, адекватность и достоверность.

Накопленные за годы эксплуатации объемы эмпирических данных телеметрии могут быть использованы для создания феноменологических информационных моделей, не имеющих аналитической формы и описывающих объект как «черный ящик». Такие модели отражают зависимости между входными и выходными параметрами, не раскрывая физических механизмов этих зависимостей.

Для реализации данного подхода предлагается использовать метод автоматизированного системно-когнитивного анализа и его программную реализацию – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос» [1].

Математический аппарат метода базируется на системной теории информации, является непараметрическим и позволяет обрабатывать тысячи градаций признаков и состояний нелинейных многопараметрических объектов при работе с неполными и зашумленными данными различной природы, измеряемыми в разных единицах.

На первом этапе создания модели выполняется формализация предметной области через формирование классификационных и описательных шкал с их градациями. Затем осуществляется кодирование исходных данных и формирование обу-

чающей выборки. Градации классификационных шкал соответствуют обобщенным состояниям объекта (например, техническим состояниям), а градации описательных шкал – значениям признаков, характеризующих свойства объекта. При табличном представлении данных каждой шкале соответствует столбец или строка таблицы.

После формализации эмпирических данных для выявления взаимосвязей между признаками и состояниями объекта анализа вычисляется матрица абсолютных частот $\mathbf{N}_{[M,W]}$ (матрица сопряженности), имеющая вид

$$\mathbf{N}_{[M,W]} = \begin{bmatrix} N_{11} & \dots & N_{1j} & \dots & N_{1W} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ N_{i1} & \dots & N_{ij} & \dots & N_{iW} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ N_{M1} & \dots & N_{Mj} & \dots & N_{MW} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

В матрице (1) классами (столбцами) являются состояния объекта анализа, а атрибутами (строками) – признаки. Значение каждого элемента N_{ij} матрицы $\mathbf{N}_{[M,W]}$ представляет собой фактическое число наблюдений i -го признака $(i = \overline{1, M})$ у объектов j -го класса $(j = \overline{1, W})$ по данным обучающей выборки, т.е. матрица абсолютных частот отражает число встреч различных значений (градаций) признаков по всем градациям классов. В терминологии АСК-анализа матрица (1) имеет название «Статистическая модель ABS».

Имея сформированную матрицу (1), можно вычислить:

$$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij} \quad - \text{суммарное количество наблюдений различных признаков у объектов, принадлежащих } j\text{-му классу};$$

$$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij} \quad - \text{суммарное количество наблюдений } i\text{-го признака у всех объектов исследуемой выборки};$$

$$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^M N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij} \quad - \text{суммарное количество наблюдений различных признаков у всех объектов исследуемой выборки.}$$

Исходя из того, что на практике имеет место существенная несбалансированность данных, т.е. сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающей выборки, относящихся к различным градациям одного класса или признака, то корректно сравнивать классы можно только с помощью посчитанных на основе матрицы (1) условных и безусловных вероятностей наблюдения признаков. Для этого следует сформировать матрицу $\mathbf{P}_{[M,W]}$ условных и безусловных вероятностей (процентных распределений)

$$\mathbf{P}_{[M,W]} = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1j} & \dots & P_{1W} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{i1} & \dots & P_{ij} & \dots & P_{iW} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{M1} & \dots & P_{Mj} & \dots & P_{MW} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Элементы P_{ij} матрицы (2) рассчитываются по следующим выражениям:

$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma}}$ – условная вероятность того, что объект принадлежит j -му классу

при условии наличия у него i -го значения признака;

$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma_j}}$ – условная вероятность наблюдения i -го значения признака у объектов j -го класса.

Значения P_{ij} представляют собой, строго говоря, не вероятности, а относительные частоты, которые, однако, при достаточно большом объеме выборки, неизначительно отличаются от вероятностей [2]. Кроме того, элементы P_{ij} можно выражать и в процентах. После формирования матрицы (2) можно вычислить:

$P_{\Sigma_j} = \frac{N_{\Sigma_j}}{N_{\Sigma}}$ – безусловную вероятность того, что объект принадлежит j -му классу;

$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma}}$ – безусловную вероятность наблюдения i -го значения признака по всей выборке.

Для расчета значений элементов P_{ij} матрицы (2) в качестве N_{Σ_j} можно использовать либо суммарное количество признаков по классу, либо суммарное количество объектов обучающей выборки по классу. Соответственно, получаются

две различных матрицы условных и безусловных вероятностей (процентных распределений), которые в терминологии АСК-анализа называются «Статистическая модель PRC 1» и «Статистическая модель PRC 2».

С помощью статистических моделей ABS, PRC 1 и PRC 2 можно синтезировать ряд системно-когнитивных моделей, отражающих количество информации, содержащейся в фактах наблюдения определенных значений признаков о принадлежности объекта анализа определенному классу.

На основе матриц (1) и (2) формируется матрица $I_{[M,W]}$ системно-когнитивной модели:

$$I_{[M,W]} = \begin{bmatrix} I_{11} & \dots & I_{1j} & \dots & I_{1W} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{i1} & \dots & I_{ij} & \dots & I_{iW} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{M1} & \dots & I_{Mj} & \dots & I_{MW} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

Если сравнить условные и безусловные относительные частоты путем деления, то получается частный критерий – «количество знаний по А. А. Харкевичу»

(в терминологии АСК-анализа – системно-когнитивные модели INF1 и INF2). В этих моделях значения I_{ij} рассчитываются по формулам:

$$I_{ij} = \Psi \log_2 \frac{P_{ij}}{P_{\Sigma}}; \quad (4)$$

$$I_{ij} = \Psi \log_2 \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma} N_{\Sigma j}}, \quad (5)$$

$\Psi = \frac{\log_2 W^{\varphi}}{\log_2 N_{\Sigma\Sigma}}$
где $N_{\Sigma\Sigma}$ – коэффициент эмерджентности Харкевича;

$$\varphi = \frac{\log_2 \sum_{m=1}^M C_W^m}{\log_2 W} \quad - \text{коэффициент эмерджентности Хартли [1].}$$

Отличие этих моделей заключается в том, что в модели INF1 в качестве $N_{\Sigma j}$ при расчетах по формулам (4) и (5) используется суммарное количество признаков

по классу, а в модели INF2 – суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

Количественные значения элементов I_{ij} матрицы $\mathbf{I}_{[M,W]}$ являются знаниями о том, что анализируемый объект будет находиться в j -м состоянии, если наблюдается i -е значение признака.

Другими словами, значения I_{ij} представляют собой частные критерии знаний – они показывают, какое количество знаний о том, что объект принадлежит j -му классу, содержится в факте наблюдения i -го значения признака.

Когда $I_{ij} > 0$ – i -й признак способствует принадлежности объекта j -му классу, когда $I_{ij} < 0$ – препятствует этому, когда же $I_{ij} = 0$ – не влияет на это. В векторе i -го признака (строка матрицы $\mathbf{I}_{[M,W]}$) отображается, какое количество знаний о принадлежности объекта анализа к каждому из классов содержится в том факте, что данный признак наблюдается. В векторе j -го класса (столбец матрицы $\mathbf{I}_{[M,W]}$) отображается, какое количество знаний о принадлежности объекта анализа соответствующему классу содержится в каждом из признаков.

Модели INF 1 и INF 2 позволяют рассчитать, какое количество информации (или знаний) содержится в любом факте о наступлении любого события, причем для этого не требуется повторности этих фактов и событий.

Если сравнивать фактические и теоретически ожидаемые абсолютные частоты путем вычитания, то получается частный критерий знаний: «хи-квадрат» (Системно-когнитивная модель INF 3). Элементы I_{ij} в этой модели рассчитываются по формуле

$$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}}{N_{\Sigma\Sigma}} . \quad (6)$$

В моделях INF 4 и INF 5 значения I_{ij} рассматриваются как частные критерии – аналоги ROI (Return On Investment – коэффициент возврата вложений), и вычисляются по формулам:

$$I_{ij} = \frac{P_{ij} - P_{i\Sigma}}{P_{i\Sigma}} ; \quad (7)$$

$$I_{ij} = \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}} - 1 \quad (8)$$

Значения I_{ij} в системно-когнитивных моделях INF 6 и INF 7 представляют собой разности условной и безусловной вероятностей и рассчитываются по формулам:

$$I_{ij} = P_{ij} - P_{i\Sigma}; \quad (9)$$

$$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}} - \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}} = \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma} - N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}}{N_{\Sigma j} N_{\Sigma\Sigma}} \quad (10)$$

В моделях INF 4 и INF 6 в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу, а в моделях INF 5 и INF 7 – суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

Взаимосвязь статистических и системно-когнитивных моделей иллюстрируется рисунком 1.

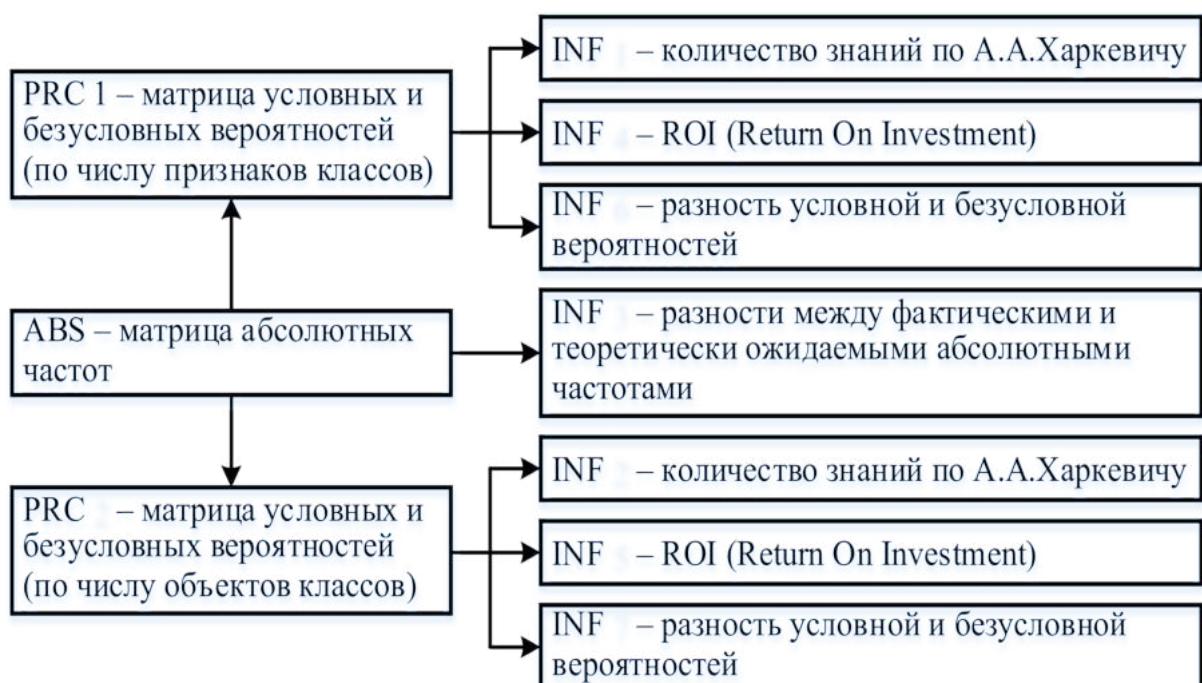


Рисунок 1 – Взаимосвязи статистических и системно-когнитивных моделей объекта анализа.

На основе сформированной матрицы (3) для каждой из системно-когнитивных моделей можно рассчитать вариабельность значений частных критериев значений фактора, класса или модели в целом:

– значимость (ценность) значения признака для решения задачи идентификации (для каждой из строк матрицы $\mathbf{I}_{[M,W]}$):

$$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}, \quad (11)$$

$$\bar{I}_i = \frac{1}{W} \sum_{j=1}^W I_{ij}$$

где – среднее значение координат вектора признака;

– степень детерминированности (обусловленности) класса (для каждого из столбцов матрицы $\mathbf{I}_{[M,W]}$):

$$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}, \quad (12)$$

$$\bar{I}_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_{ij}$$

где – среднее значение координат вектора класса;

– качество (ценность) модели:

$$H = \sqrt{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}, \quad (13)$$

$$\bar{I} = \frac{1}{W \cdot M} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M I_{ij}$$

где – средняя информативность признаков по матрице информативностей (3).

Практическая значимость разработанных моделей заключается в их способности решать широкий спектр задач анализа технического состояния: от оперативной диагностики и прогнозирования до поддержки принятия управлеченческих решений [3]. Дополнительно модели служат инструментом исследования закономерностей функционирования разгонного блока через анализ взаимосвязей в системно-когнитивной модели.

Пример построения моделей бортовых обеспечивающих систем разгонного блока

Для примера построим комплекс статистических и системно-когнитивных моделей разгонного блока типа «Бриз».

Для создания обучающей выборки будем использовать телеметрическую информацию (ТМИ), полученную от разгонного блока по результатам запуска 69 объектов. В качестве классификационных шкал (классов) использованы отклонения от параметров целевых орбит разгонного блока в точке выведения по перигею, апогею и наклонению орбиты. В качестве описательных шкал использованы значения 79 телеметрируемых параметров (ТМП) одной из бортовых обеспечивающих систем разгонного блока. Фрагмент обучающей выборки представлен в таблице 1.

Таблица 1

Обучающая выборка (фрагмент)

№ Объекта	Отклонение Перигей, км	Отклонение Апогея, км	Отклонение Наклонение, мин	Давление в шаробаллонах на ШТБ, кгс/см ²				Давление в магистрали наддува БНДГ, кгс/см ²				Температура кронштейнов ДМТ в точках: 1, 2, 3, 4, °C		
				TMП_1	TMП_2	TMП_3	...	TMП_77	TMП_78	TMП_79	...			
				23ДШБ1	23ДНГН33	23ДНГН33	...	12ТКДМТ50	12ТКДМТ51	12ТКДМТ52	...			
1	-4,3	18	-0,5	293,09	1,34	1,48	...	74,41	66,35	74,67	...			
2	-0,4	-2	-2,4	284,32	1,32	1,54	...	74,51	59,03	60,98	...			
3	-21,1	27,5	-0,9	294,58	1,02	1,84	...	53,00	56,18	53,00	...			
4	-34	-6,4	-0,6	319,06	1,21	1,54	...	22,64	20,59	19,36	...			
5	-422,3	30	5	-	-	-	...	26,62	29,47	29,09	...			
6	-1,7	-0,7	0	-	-	-	...	18,67	19,70	19,12	...			
7	-159,7	336,2	7	-	-	-	...	18,67	19,70	19,12	...			
...			
64	-192	33,6	2,5	219,16	1,28	1,92	...	33,06	32,47	31,50	...			
65	-139,1	-43,7	3,4	235,06	1,33	1,97	...	34,54	35,50	33,62	...			
66	8,7	76,4	-1,7	231,21	1,26	1,73	...	29,53	32,75	29,85	...			
67	-0,7	17,9	0,5	238,50	1,31	1,67	...	29,54	33,41	30,46	...			
68	-2406,3	-0,9	89,5	223,97	1,27	1,82	...	32,75	30,07	32,64	...			
69	-431,5	-33,5	23,3	246,12	1,25	1,77	...	29,25	29,57	31,24	...			

Таким образом, исходные данные для синтеза трех статистических и семи системно-когнитивных моделей представляют собой таблицу размерностью 69 строк и 82 столбца. Следует отметить также, что не все ячейки таблицы являются заполненными, ввиду отсутствия отдельных значений ТМП по некоторым объектам.

Для каждого из трех классов сформированы по 4 их градации. Для отклонений по перигею и апогею: «меньше 60 км.»; «от 60 до 120 км.»; «от 120 до 180 км.»; «больше 180 км.». Для отклонений по наклонению орбиты: «меньше 4 угл. мин.»; «от 4 до 8 угл. мин.»; «от 8 до 12 угл. мин.»; «больше 12 угл. мин.».

Для каждого из 79 ТМП выделены 3 градации, полученные путем деления всего диапазона их значений на 3 одинаковых интервала. Описательные шкалы и их градации представлены в таблице 2 (частично, ввиду их большого объема).

Таблица 2

Описательные шкалы и их градации (фрагмент)

Наименование и код ТМП		Диапазон значений		Название ТМП
23ДШБ1	ТМП_1	ТМП_1-1	[202,595; 241,417]	Давление в шаробаллонах на ЦТБ, кгс/см ²
		ТМП_1-2	[241,417; 280,238]	
		ТМП_1-3	[280,238; 319,060]	
23ДНСПУ6	ТМП_2	ТМП_2-1	[35,250; 36,740]	Давление после редуктора СПУ, кгс/см ²
		ТМП_2-2	[36,740; 38,230]	
		ТМП_2-3	[38,230; 39,720]	
23ДНРВ7	ТМП_3	ТМП_3-1	[15,945; 16,777]	Давление после редуктора ВД, кгс/см ²
		ТМП_3-2	[16,777; 17,608]	
		ТМП_3-3	[17,608; 18,440]	
...
12ТКДМТ52	ТМП_78	ТМП_78-1	[15,690; 35,350]	Температура кронштейнов ДМТ в точках: 3, 4, °C
		ТМП_78-2	[35,350; 55,010]	
		ТМП_78-3	[55,010; 74,670]	
12ТКДМТ53	ТМП_79	ТМП_79-1	[16,020; 33,657]	
		ТМП_79-2	[33,657; 51,293]	
		ТМП_79-3	[51,293; 68,930]	

Сначала сформируем статистические модели ABS, PRC 1 и PRC 2.

Элементы матрицы $N_{[237,12]}$ абсолютных частот вида (1) указывают число встреч различных значений (градаций) признаков по всем градациям классов.

Элементы матрицы $P_{[237,12]}$ условных и безусловных вероятностей (процентных распределений) вида (2), указанные в процентах, отражают относительные частоты встреч градаций признаков по градациям классов. При этом для расчета значений матрицы $P_{[237,12]}$ в модели PRC 1 использовалось суммарное количество признаков по классу, а в модели PRC 2 – суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

После формирования матриц для моделей ABS, PRC 1 и PRC 2 можно приступить к синтезу системно-когнитивных моделей INF 1 – INF 7, т.е. матриц информативности $I_{[237,12]}$ вида (3).

При построении моделей INF 1 и INF 2 элементы матриц информативности $I_{[237,12]}$ рассчитывались по формулам (4) и (5).

Для модели INF 3 элементы I_{ij} матрицы (3) рассчитывались по формуле (6).

Для моделей INF 4 и INF 5 при расчетах использовались формулы (7) и (8), а для моделей INF 6 и INF 7 – формулы (9) и (10).

Отметим, что для моделей INF 1, INF 4 и INF 6 в качестве $N_{\Sigma j}$ при расчетах использовалось суммарное количество признаков по классу, а для моделей INF 2, INF 5 и INF 7 – суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

Результаты моделирования, а именно – матрицы $N_{[237,12]}$, $P_{[237,12]}$ и $I_{[237,12]}$ – в виде их фрагментов, представлены на рисунках 2 – 6.

Описательные шкалы и их градации	Классы и их градации												Сумма
	Перигей > 180 км	Перигей < 60 км	Перигей от 120 до 180 км	Перигей от 60 до 120 км	Аполей > 180 км	Аполей < 60 км	Аполей от 120 до 180 км	Аполей от 60 до 120 км	Наклонение > 12 мин	Наклонение < 4 мин	Наклонение от 4 до 8 мин	Наклонение от 8 до 12 мин	
TMГ_1-1	8	16	4	4	1	30	0	1	4	18	8	2	96
TMГ_1-2	1	5	0	2	0	7	0	1	1	3	4	0	24
TMГ_1-3	8	11	0	4	2	18	1	2	3	15	2	3	69
TMГ_2-1	6	10	2	4	2	16	1	3	5	13	3	1	66
TMГ_2-2	10	16	1	2	0	28	0	1	2	15	9	3	87
TMГ_2-3	1	6	1	4	1	11	0	0	1	8	2	1	36
TMГ_3-1	1	3	0	0	0	3	1	0	0	2	0	2	12
TMГ_3-2	13	22	3	8	3	40	0	3	6	25	12	3	138
TMГ_3-3	3	7	1	2	0	12	0	1	2	9	2	0	39
...
TMГ_78-1	15	26	4	6	3	44	1	3	15	26	4	6	153
TMГ_78-2	2	5	1	2	0	10	0	0	2	5	1	2	30
TMГ_78-3	1	5	0	2	1	6	0	1	1	5	0	2	24
TMГ_79-1	15	23	3	7	3	42	1	2	15	23	3	7	144
TMГ_79-2	2	10	2	2	1	14	0	2	2	10	2	2	48
TMГ_79-3	1	3	0	1	1	4	0	0	1	3	0	1	15
Сумма числа признаков	1314	2570	363	747	269	4356	70	299	598	2812	1221	363	14982
Сумма числа объектов обучающей выборки	18	36	5	10	4	60	1	4	8	39	17	5	207
безусловная вероятность класса, %													

Рисунок - 2 Статистические модели ABS и PRC 1 (матрицы $N_{[237,12]}$, и $P_{[237,12]}$).

Описательные шкалы и их градации	Классы и их градации												Безусловная вероятность признака, %
	Перигей > 180 км	Перигей < 60 км	Перигей от 120 до 180 км	Перигей от 60 до 120 км	Аполей > 180 км	Аполей < 60 км	Аполей от 120 до 180 км	Аполей от 60 до 120 км	Наклонение > 12 мин	Наклонение < 4 мин	Наклонение от 4 до 8 мин	Наклонение от 8 до 12 мин	
TMГ_1-1	44,44	44,44	80,00	40,00	25,00	50,00	0,00	25,00	50,00	46,15	47,06	40,00	46,377
TMГ_1-2	5,56	13,89	0,00	20,00	0,00	11,67	0,00	25,00	12,50	7,69	23,53	0,00	11,594
TMГ_1-3	44,44	30,56	0,00	40,00	50,00	30,00	100,00	50,00	37,50	38,46	11,76	60,00	33,333
TMГ_2-1	33,33	27,78	40,00	40,00	50,00	26,67	100,00	75,00	62,50	33,33	17,65	20,00	31,884
TMГ_2-2	55,56	44,44	20,00	20,00	0,00	46,67	0,00	25,00	25,00	38,46	52,94	60,00	42,029
TMГ_2-3	5,56	16,67	20,00	40,00	25,00	18,33	0,00	0,00	12,50	20,51	11,76	20,00	17,391
TMГ_3-1	5,56	8,33	0,00	0,00	0,00	5,00	100,00	0,00	0,00	5,13	0,00	40,00	5,797
TMГ_3-2	72,22	61,11	60,00	80,00	75,00	66,67	0,00	75,00	75,00	64,10	70,59	60,00	66,667
TMГ_3-3	16,67	19,44	20,00	20,00	0,00	20,00	0,00	25,00	25,00	23,08	11,76	0,00	18,841
...
TMГ_78-1	83,33	72,22	80,00	60,00	75,00	73,33	100,00	75,00	87,50	69,23	82,35	60,00	73,913
TMГ_78-2	11,11	13,89	20,00	20,00	0,00	16,67	0,00	0,00	15,38	11,76	40,00	14,493	
TMГ_78-3	5,56	13,89	0,00	20,00	25,00	10,00	0,00	25,00	12,50	15,38	5,88	0,00	11,594
TMГ_79-1	83,33	63,89	60,00	70,00	75,00	70,00	100,00	50,00	87,50	53,85	94,12	80,00	69,565
TMГ_79-2	11,11	27,78	40,00	20,00	0,00	23,33	0,00	50,00	0,00	38,46	0,00	20,00	23,188
TMГ_79-3	5,56	8,33	0,00	10,00	25,00	6,67	0,00	0,00	12,50	7,69	5,88	0,00	7,246
безусловная вероятность класса, %	8,70	17,39	2,42	4,83	1,93	28,99	0,48	1,93	3,86	18,84	8,21	2,42	

Рисунок 3 - Статистическая модель PRC 2, системно-когнитивная модель INF 1 (матрицы $P_{[237,12]}$ и $I_{[237,12]}$).

Окончательные шаги их градации	Классы и их градации										Эффективность принятия		
	Перигей > 180 км	Перигей < 60 км	Перигей от 120 до 180 км	Перигей от 50 до 120 км	Апогей > 180 км	Апогей < 60 км	Апогей от 120 до 180 км	Апогей от 50 до 120 км	Наполнение < 4 млн	Наполнение от 4 до 12 млн	Население от 6 до 12 млн		
ТМПГ_1-1	-0,03	-0,03	0,37	-0,10	-0,42	0,05	0,00	-0,42	0,05	0,00	0,01	-0,10	0,208
ТМПГ_1-2	-0,49	0,12	0,00	0,37	0,00	0,00	0,00	0,52	0,05	-0,26	0,46	0,00	0,289
ТМПГ_1-3	0,19	-0,06	0,00	0,12	0,27	-0,07	0,74	0,27	0,08	0,10	-0,70	0,40	0,339
ТМПГ_2-1	0,03	-0,09	0,15	0,15	0,30	-0,12	0,77	0,58	0,45	0,03	-0,40	-0,31	0,350
ТМПГ_2-2	0,19	0,04	-0,50	-0,50	0,00	0,07	0,00	-0,35	-0,35	-0,06	0,16	0,24	0,265
ТМПГ_2-3	-0,77	-0,03	0,09	0,56	0,24	0,04	0,00	0,00	-0,22	0,11	-0,26	0,09	0,318
ТМПГ_3-1	-0,03	0,24	0,00	0,00	0,00	-0,10	1,91	0,00	0,00	-0,08	0,00	1,30	0,643
ТМПГ_3-2	0,05	-0,06	-0,07	0,12	0,08	0,00	0,00	0,08	0,08	-0,03	0,04	-0,07	0,066
ТМПГ_3-3	-0,06	0,02	0,04	0,04	0,00	0,04	0,00	0,19	0,19	0,14	-0,32	0,00	0,134
...	
ТМПГ_78-1	0,06	-0,02	0,05	-0,14	0,01	-0,01	0,20	0,01	0,11	-0,04	0,07	-0,14	0,099
ТМПГ_78-2	-0,18	-0,03	0,22	0,22	0,00	0,09	0,00	0,00	0,00	0,04	-0,14	0,68	0,225
ТМПГ_78-3	-0,49	0,12	0,00	0,37	0,52	-0,10	0,00	0,52	0,05	0,19	-0,46	0,00	0,322
ТМПГ_79-1	0,12	-0,06	-0,10	0,00	0,05	0,00	0,24	-0,22	0,15	-0,17	0,20	0,09	0,146
ТМПГ_79-2	-0,49	0,12	0,37	-0,10	0,00	0,00	0,00	0,52	0,00	0,34	0,00	-0,10	0,263
ТМПГ_79-3	-0,18	0,09	0,00	0,22	0,83	-0,06	0,00	0,00	0,37	0,04	-0,14	0,00	0,274
Степень редукции класса	0,243	0,160	0,274	0,321	0,410	0,101	0,458	0,270	0,300	0,174	0,251	0,329	

Рисунок 4 - Системно-когнитивные модели INF 2 и INF 3 (матрицы $I_{[237,12]}$).

Описательные идеи и их градации	Классы и их градации										Эффективность Принадлежность			
	Первый > 100 км	Первый ≤ 60 км	Первый от 120 до 180 км	Ангрейд > 180 км	Ангрейд < 60 км	Ангрейд от 120 до 180 км	Ангрейд от 60 до 120 км	Население > 12 млн	Население ≤ 4 млн	Население от 4 до 12 млн				
TMГЛ_1-1	-0.42	-0.47	1.67	-0.79	-0.72	2.09	-0.45	-0.92	0.17	-0.02	0.16	-0.33	0.949	
TMГЛ_1-2	-1.10	0.88	-0.58	0.80	-0.43	0.02	-0.11	0.52	0.04	-1.50	2.04	-0.56	0.965	
TMГЛ_1-3	1.95	-0.84	-1.67	0.56	0.76	-2.06	0.68	0.62	0.25	2.05	-3.62	1.33	1.717	
TMГЛ_2-1	0.21	-1.32	0.40	0.71	0.81	-3.19	0.69	1.68	2.37	0.61	-2.38	-0.60	1.612	
TMГЛ_2-2	2.37	1.08	-1.11	-2.34	-1.56	2.70	-0.41	-0.74	-1.47	-1.33	1.91	0.89	1.714	
TMГЛ_2-3	-2.16	-0.18	0.13	2.21	0.35	0.53	-0.17	-0.72	-0.44	1.24	-0.93	0.13	1.093	
TMГЛ_3-1	-0.05	0.94	-0.29	-0.60	-0.22	-0.49	0.94	-0.24	-0.48	-0.25	-0.98	1.71	0.783	
TMГЛ_3-2	0.90	-1.67	-0.34	1.12	0.52	-0.12	-0.64	0.25	0.49	-0.90	0.75	-0.34	0.824	
TMГЛ_3-3	-0.42	0.31	0.06	0.06	-0.70	0.66	-0.18	0.22	0.44	1.64	-1.18	-0.94	0.774	
...		
TMГЛ_78-1	1.58	-0.25	0.29	-1.63	0.25	-0.48	0.29	-0.05	0.89	-1.72	1.53	-0.71	1.056	
TMГЛ_78-2	-0.63	-0.15	-0.27	0.50	-0.54	1.28	-0.14	-0.66	-1.20	0.37	-0.44	1.27	0.765	
TMГЛ_79-3	-1.10	0.88	-0.58	0.80	0.57	-0.98	-0.11	0.52	0.04	1.50	-0.96	-0.58	0.855	
TMГЛ_79-1	2.37	-1.70	-0.49	-0.18	0.41	0.13	0.33	-0.87	1.25	-6.03	4.26	0.51	2.453	
TMГЛ_79-2	-2.21	1.77	0.84	-0.39	-0.86	0.04	-0.22	1.04	-1.92	5.99	-3.91	-0.16	2.443	
Степень редукции класса	TMГЛ_79-3	-0.32	0.43	-0.36	0.25	0.73	-0.36	-0.07	-0.30	0.40	0.18	-0.22	-0.36	0.383
Степень		
рекурсии класса	1,400	1,753	0,839	1,243	0,833	1,048	0,425	0,724	0,989	1,704	1,447	0,882		

Рисунок 4 - Системно-когнитивные модели INF 2 и INF 3 (матрицы $I_{[237,12]}$).

Описательные шкалы и их градации	Классы и их градации												Значимость границы
	Перигей > 160 км	Перигей < 60 км	Перигей от 120 до 180 км	Перигей от 60 до 120 км	Апогей > 180 км	Апогей < 60 км	Апогей от 120 до 180 км	Апогей от 60 до 120 км	Наклонение > 12 град	Наклонение < 4 мин	Наклонение от 4 до 8 мин	Наклонение от 8 до 12 мин	
ТМГЛ_1-1	-0,05	-0,03	0,72	-0,16	-0,42	0,07	0,00	-0,46	0,04	0,00	0,02	-0,14	0,296
ТМГЛ_1-2	-0,52	0,21	0,00	0,67	0,00	0,00	0,00	1,09	0,04	-0,33	1,05	0,00	0,500
ТМГЛ_1-3	0,32	-0,07	0,00	0,16	0,61	-0,10	2,10	0,45	0,09	0,16	-0,64	0,79	0,672
ТМГЛ_2-1	0,04	-0,12	0,25	0,22	0,69	-0,17	2,24	1,28	0,90	0,05	-0,44	-0,37	0,760
ТМГЛ_2-2	0,31	0,07	-0,53	-0,54	0,00	0,11	0,00	-0,42	-0,42	-0,08	0,27	0,42	0,336
ТМГЛ_2-3	-0,68	-0,03	0,15	1,23	0,55	0,05	0,00	0,00	-0,30	0,18	-0,32	0,15	0,474
ТМГЛ_3-1	-0,05	0,46	0,00	0,00	0,00	-0,14	16,84	0,00	0,00	-0,11	0,00	5,88	4,997
ТМГЛ_3-2	0,07	-0,07	-0,10	0,16	0,21	0,00	0,00	0,09	0,09	-0,03	0,07	-0,10	0,101
ТМГЛ_3-3	-0,12	0,05	0,06	0,03	0,00	0,06	0,00	0,28	0,28	0,23	-0,37	0,00	0,180
...
ТМГЛ_78-1	0,12	-0,01	0,08	-0,21	0,09	-0,01	0,40	-0,02	0,15	-0,06	0,12	-0,19	0,184
ТМГЛ_78-2	-0,24	-0,03	0,38	0,34	0,00	0,15	0,00	0,00	0,00	0,07	-0,18	1,75	0,354
ТМГЛ_78-3	-0,52	0,21	0,00	0,67	1,32	-0,14	0,00	1,09	0,04	0,33	-0,49	0,00	0,567
ТМГЛ_79-1	0,19	-0,07	-0,14	-0,03	0,16	0,00	0,49	-0,30	0,22	-0,22	0,36	0,15	0,334
ТМГЛ_79-2	-0,52	0,21	0,72	-0,16	0,00	0,00	0,00	1,09	0,00	0,66	0,00	-0,14	0,391
ТМГЛ_79-3	-0,24	0,17	0,00	0,34	2,71	-0,08	0,00	0,00	0,67	0,07	-0,18	0,00	0,537
Степени редукции класса	0,435	0,252	0,726	0,707	1,668	0,117	4,306	0,736	0,781	0,253	0,426	1,027	

Рис. 5 Системно-когнитивные модели INF 4 и INF 5 (матрицы $I_{[237,12]}$)

Описательные шкалы и их градации	Классы и их градации												
	Перигей > 180 км	Перигей < 60 км	Перигей от 120 до 180 км	Протяжённость от 60 до 120 км	Апогей > 180 км	Апогей < 60 км	Апогей от 120 до 180 км	Апогей от 60 до 120 км	Наклонение > 12 мин	Наклонение < 4 мин	Наклонение от 4 до 8 мин	Наклонение от 8 до 12 мин	Значимость признака
TMГЛ_1-1	-0,04	-0,04	0,73	-0,14	-0,46	0,08	0,00	-0,46	0,08	0,00	0,01	-0,14	0,300
TMГЛ_1-2	-0,52	0,20	0,00	0,73	0,00	0,01	0,00	1,16	0,08	-0,34	1,03	0,00	0,513
TMГЛ_1-3	0,33	-0,08	0,00	0,20	0,50	-0,10	2,00	0,50	0,13	0,15	-0,65	0,80	0,645
TMГЛ_2-1	0,05	-0,13	0,25	0,25	0,57	-0,16	2,14	1,35	0,96	0,05	-0,45	-0,37	0,765
TMГЛ_2-2	0,32	0,06	-0,52	-0,52	0,00	0,11	0,00	-0,41	-0,41	-0,08	0,26	0,43	0,331
TMГЛ_2-3	-0,68	-0,04	0,15	1,30	0,44	0,05	0,00	0,00	-0,26	0,18	-0,32	0,15	0,480
TMГЛ_3-1	-0,04	0,44	0,00	0,00	0,00	-0,14	16,25	0,00	0,00	-0,12	0,00	5,90	4,840
TMГЛ_3-2	0,08	-0,06	-0,10	0,20	0,13	0,00	0,00	0,13	0,13	-0,04	0,06	-0,10	0,101
TMГЛ_3-3	-0,12	0,03	0,06	0,06	0,00	0,06	0,00	0,33	0,33	0,22	-0,36	0,00	0,191
...	
TMГЛ_78-1	0,13	-0,02	0,08	-0,19	0,01	-0,01	0,35	0,01	0,18	-0,06	0,11	-0,19	0,152
TMГЛ_78-2	-0,23	-0,04	0,38	0,38	0,00	0,15	0,00	0,00	0,00	0,06	-0,19	1,76	0,529
TMГЛ_78-3	-0,52	0,20	0,00	0,73	1,16	-0,14	0,00	1,16	0,00	0,33	-0,49	0,00	0,553
TMГЛ_79-1	0,20	-0,08	-0,14	0,01	0,08	0,01	0,44	-0,28	0,26	-0,23	0,35	0,15	0,225
TMГЛ_79-2	-0,52	0,20	0,73	-0,14	0,00	0,01	0,00	1,16	0,00	0,66	0,00	-0,14	0,460
TMГЛ_79-3	-0,23	0,15	0,00	0,38	2,45	-0,08	0,00	0,00	0,73	0,06	-0,19	0,00	0,733
Степень редукции класса	0,439	0,249	0,729	0,732	1,544	0,117	4,159	0,765	0,808	0,252	0,422	1,031	

Рис. 5 Системно-когнитивные модели INF 4 и INF 5 (матрицы $I_{[237,12]}$)

Описательные шкалы и их градации	Классы и их градации										Значимость признака		
	Перигей > 160 км	Перигей < 60 км	Перигей от 120 до 180 км	Перигей от 60 до 120 км	Апогей > 180 км	Апогей < 60 км	Апогей от 120 до 180 км	Апогей от 60 до 120 км	Наклонение > 12 мин	Наклонение < 4 мин	Наклонение от 4 до 8 мин	Наклонение от 8 до 12 мин	
TMP ₁ -1-1	-0.03	-0.02	0.46	-0.11	-0.27	0.05	0.00	-0.31	0.03	0.00	0.01	-0.09	0.190
TMP ₁ -1-2	-0.08	0.03	0.00	0.11	0.00	0.00	0.00	0.17	0.01	-0.05	0.17	0.00	0.080
TMP ₁ -1-3	0.15	-0.03	0.00	0.07	0.28	-0.05	0.97	0.21	0.04	0.07	-0.30	0.37	0.310
TMP ₁ -2-1	0.02	-0.05	0.11	0.09	0.30	-0.07	0.99	0.56	0.40	0.02	-0.19	-0.17	0.344
TMP ₁ -2-2	0.18	0.04	-0.31	-0.31	0.00	0.06	0.00	-0.25	-0.25	-0.05	0.16	0.25	0.195
TMP ₁ -2-3	-0.16	-0.01	0.04	0.30	0.13	0.01	0.00	0.00	-0.07	0.04	-0.68	0.04	0.114
TMP ₁ -3-1	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	-0.01	1.35	0.00	0.00	-0.01	0.00	0.47	0.400
TMP ₁ -3-2	0.07	-0.07	-0.09	0.15	0.19	0.00	0.00	0.08	0.06	-0.03	0.06	-0.09	0.093
TMP ₁ -3-3	-0.03	0.01	0.02	0.01	0.00	0.02	0.00	0.07	0.07	0.06	-0.10	0.00	0.047
***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***
TMP ₁ -78-1	0.12	-0.01	0.08	-0.22	0.09	-0.01	0.41	-0.02	0.15	-0.06	0.13	-0.19	0.167
TMP ₁ -78-2	-0.05	-0.01	0.08	0.07	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.01	-0.04	0.35	0.105
TMP ₁ -78-3	-0.08	0.03	0.00	0.11	0.21	-0.02	0.00	0.17	0.01	0.05	-0.08	0.00	0.091
TMP ₁ -79-1	0.18	-0.07	-0.13	-0.02	0.15	0.00	0.47	-0.29	0.21	-0.21	0.35	0.14	0.227
TMP ₁ -79-2	-0.17	0.07	0.23	-0.05	0.00	0.00	0.00	0.35	0.00	0.21	0.00	-0.04	0.144
TMP ₁ -79-3	-0.02	0.02	0.00	0.03	0.27	-0.01	0.00	0.00	0.07	0.01	-0.02	0.00	0.080
Степень редукции класса	0.103	0.068	0.186	0.144	0.259	0.024	0.417	0.187	0.154	0.060	0.113	0.203	

Рис. 6 Системно-когнитивные модели INF 6 и INF 7 (матрицы $I_{[237,12]}$)

Классы и их градации													
Описательные шкалы и их градации	Первый > 180 км						Второй < 60 км						
	Первый от 120 до 180 км			Первый от 60 до 120 км			Второй > 180 км			Второй < 60 км			
ТМП ₁ -1	-1,93	-1,93	33,62	-6,38	-21,38	3,62	0,00	-21,38	3,62	-0,22	0,68	-6,38	13,925
ТМП ₁ -2	-6,04	2,29	0,00	8,41	0,00	0,07	0,00	13,41	0,91	-3,90	11,94	0,00	5,951
ТМП ₁ -3	11,11	-2,78	0,00	6,67	16,67	3,33	66,67	15,67	4,17	5,13	-21,57	26,67	21,495
ТМП ₂ -1	1,45	-4,11	8,12	8,12	18,12	-5,22	68,12	43,32	30,62	1,45	-14,24	-11,88	24,437
ТМП ₂ -2	13,53	2,42	-22,03	-22,03	0,00	4,64	0,00	-17,03	-17,03	-3,57	10,91	17,97	13,912
ТМП ₂ -3	-11,84	-0,72	2,61	22,61	7,61	0,94	0,00	0,00	-4,89	3,12	-5,63	2,61	8,356
ТМП ₃ -1	-0,24	2,54	0,00	0,00	0,00	-0,80	94,20	0,00	0,00	-0,67	0,00	34,20	28,058
ТМП ₃ -2	5,56	-5,66	-6,87	13,33	8,33	0,00	0,00	8,33	8,33	-2,56	3,92	-6,67	6,747
ТМП ₃ -3	-2,17	0,60	1,16	1,16	0,00	1,16	0,00	6,16	6,16	4,24	-7,08	0,00	3,596
***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***	***
ТМП ₇₆ -1	9,42	-1,69	6,09	-13,91	1,09	-0,56	26,09	1,09	13,59	-4,68	8,44	-13,91	11,268
ТМП ₇₆ -2	-3,38	-0,60	5,51	5,51	0,00	2,17	0,00	0,00	0,00	0,89	-2,73	25,51	7,663
ТМП ₇₆ -3	-6,04	2,29	0,00	8,41	13,41	-1,59	0,00	13,41	0,91	3,79	-5,71	0,00	6,416
ТМП ₇₉ -1	13,77	-5,68	-9,57	0,43	5,43	0,43	30,43	-19,57	17,93	-15,72	24,55	10,43	15,665
ТМП ₇₉ -2	-12,1	4,59	16,81	-3,19	0,00	0,14	0,00	26,81	0,00	15,27	0,00	-3,19	10,668
ТМП ₇₉ -3	-1,69	1,09	0,00	2,75	17,75	-0,58	0,00	0,00	5,25	0,45	-1,36	0,00	5,310
Степень редукции погрешности	7,532	4,935	13,485	10,71	16,14	1,75	28,75	14,02	11,49	4,374	8,135	14,741	

Рис. 6 Системно-когнитивные модели INF 6 и INF 7 (матрицы $I_{[237,12]}$)

Заключение

По сути, в представленной работе описан процесс выполнения 3-х первых этапов автоматизированного системно-когнитивного анализа, а именно:

1) проведена когнитивно-целевая структуризация предметной области;

2) формализована предметная область (сконструированы классификационные и описательные шкалы и их градации, подготовлена обучающая выборка);

3) синтезированы статистические и системно-когнитивные модели РБ, как объекта анализа.

На первом этапе было определено, что в качестве факторов, характеризующих объект анализа, будут использоваться ТМП, а в качестве результата совместного действия этих факторов – отклонения от целевых параметров орбиты в точке выведения.

В рамках второго этапа с применением предложенных классификационных и описательных шкал и их градаций исходные данные были закодированы, т.е. была подготовлена обучающая выборка.

И, наконец, на третьем этапе проведен синтез 3-х статистических и 7 системно-когнитивных моделей в виде матриц абсолютных частот, условных и безусловных вероятностей (процентных распределений) и матриц информативностей (знаний).

В качестве предмета для дальнейшего рассмотрения будут выбраны последующие этапы АСК-анализа:

4) оценка достоверности (верификация) синтезированных моделей;

5) повышение достоверности моделей, в том числе их адаптация и пересинтез;

6) решение задач идентификации, прогнозирования и поддержки принятия решений;

7) исследование анализируемого объекта путем исследования его моделей (кластерно-конструктивный анализ классов и признаков; содержательное сравнение классов и признаков; изучение системы детерминации состояний объекта и т.д.).

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Список источников

1. Дмитриев А.К., Гальцев С.В. Синтез оптимальной программы диагностирования по критерию максимума достоверности // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 1991. Т. 34. № 9. С. 3–12.
2. Копкин Е.В., Мышко В.В. Алгоритм построения оптимальной по достоверности гибкой программы анализа технического состояния объекта на основе принципа максимума // Авиакосмическое приборостроение. 2024. № 3. С. 29–43.
3. Дмитриев А.К. Синтез гибкой программы диагностирования методом ветвей и границ // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 1989. Т. 32. № 11. С. 29-34.
4. Дмитриев А.К., Мышко В.В. Синтез гибкой программы контроля технического состояния объекта по информационному показателю // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 1998. Т. 41. № 5. С. 36–46.
5. Копкин Е.В., Кобзарев И.М., Зверева Е.Е. Квазиоптимальный алгоритм построения гибкой программы анализа технического состояния объекта // Наукоемкие технологии в космических исследованиях Земли. 2017. Т.9.№3. С.4–12.
6. Копкин Е.В., Попов Д.В., Мышко В.В. Квазиоптимальный алгоритм выбора многозначных диагностических признаков на основе учета ценности информации, получаемой в процессе анализа технического состояния объекта // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2021. № 2. С. 31–42.
7. Дмитриев А.К. Принципы алгебраического агрегирования в задачах диагностирования / А.К. Дмитриев // Изв. вузов. Приборостроение. – 1997. – Т. 40, № 8. – С. 5-13.
8. Шмелев В.В. Систематизация требований к разработке перспективных аппаратно-программных комплексов обработки телеметрической информации

ракетно-космической техники // Труды Военно-космической академии имени А.Ф. Можайского. – Выпуск 646. – СПб.: ВКА имени А.Ф. Можайского, 2015. – С. 38-46.

9. Шмелёв В.В., Ткаченко В.В. Методика оценивания значимости телеметрируемых параметров для идентификации объектов наблюдения – Материалы Второй научно-практической конференции МО РФ – ВА ГШ. Москва. 2011 г., с. 152-161. – Мирный: 1 ГИК МО РФ, 2016. С. 239-243.

10. Мальцев В.Б. Анализ состояния технических систем. – МО РФ, 1992.

11. Цзюйчэн Сюй, Канглин Ку, Мэн Юань. Выбор признаков с использованием теории информации и алгебраического подхода в системе принятия решений по окрестностям // Entropy – 2020. – № 23, С. 204-213.

12. Шмелев В.В. Решение задачи оптимизации на сетевой модели технологического процесса / В.В. Шмелев // Труды МАИ. – 2016. – № 88. – С.12.

13. Баркалов А.Ю. Решение задачи распределения ресурсов дискретного типа методами линейного программирования // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2020. – Т. 20. – № 2. – С. 26-35.

14. Шиндина Е.А, Применение метода ветвей и границ для решения задачи целочисленного линейного программирования // Научному прогрессу – творчество молодых. – 2016. – № 3. – С. 319-321.

15. Назаров А.В., Козырев Г.И., Шитов И.В. Современная телеметрия в теории и на практике – СПб.: Наука и техника, 2007. 627с. Мальцев В.Б. Анализ состояния технических систем. – МО РФ, 1992.

References

1. Dmitriev A.K., Galtsev S.V. Sintez optimal'noy programmy diagnostirovaniya po kriteriyu maksimuma dostovernosti [Synthesis of an optimal diagnostic program based on the maximum reliability criterion] // Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Priborostroenie [News of higher educational institutions. Instrumentation]. – 1991. – vol. 34. – No. 9. – P. 3-12.

2. Kopkin E.V., Myshko V.V. Algoritm postroyeniya optimal'noy po dostovernosti

gibkoy programmy analiza tekhnicheskogo sostoyaniya ob"yekta na osnove printsipa maksimuma [An algorithm for constructing an optimal flexible reliability program for analyzing the technical state of an object based on the maximum principle] // Aviakosmicheskoe priborostroenie [Aerospace instrumentation]. – 2024. – No. 3. – P. 29-43.

3. *Dmitriev A.K. Sintez gibkoy programmy diagnostirovaniya metodom vetvey i granits [Synthesis of a flexible diagnostic program using the branch and bound method] // Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Priborostroenie [News of higher educational institutions. Instrumentation]. – 1989. – vol. 32. – No. 11. – P. 29-34.*

4. *Dmitriev A.K., Myshko V.V. Sintez gibkoy programmy kontrolya tekhnicheskogo sostoyaniya ob"yekta po informatsionnomu pokazatelyu [Synthesis of a flexible program for monitoring the technical condition of an object based on an information indicator] // Izvestiya vysshih uchebnyh zavedenij. Priborostroenie [News of higher educational institutions. Instrumentation]. – 1998. – vol. 41. – No. 5. – P. 36-46.*

5. *Kopkin E.V., Kobzarev I.M., Zvereva E.E. Kvazi-optimal'nyy algoritm postroyeniya gibkoy programmy analiza tekhnicheskogo sostoyaniya ob"yekta [Quasi-optimal algorithm for constructing a flexible analysis program of an object technical state] // Naukoyemkiye tekhnologii v kosmicheskikh issledovaniyah Zemli [H&ES Research] – 2017. – vol. 9. – No. 3. – P. 4-12.*

6. *Kopkin E.V., Popov D.V., Myshko V.V. Kvazi-optimal'nyy algoritm vybora mnogoznachnykh diagnosticheskikh priznakov na osnove ucheta tsennosti informatsii, poluchayemoy v protsesse analiza tekhnicheskogo sostoyaniya ob"yekta [Quasioptimal algorithm for selecting multi-valued diagnostic features based on taking into account the value of information obtained in the process of analyzing the technical condition of an object] // Izvestiya SPbGETU «LETI» [LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science] – 2021. – No. 2. – P. 31-42.*

7. *Dmitriev A.K. Principles of algebraic aggregation in diagnostic problems / A.K. Dmitriev // News of universities. Instrument-making. – 1997. – Vol. 40, No. 8. – Pp. 5-13.*

8. *Shmelev V.V. Systematization of requirements for the development of promising hardware and software systems for processing telemetry information of rocket and space technology // Proceedings of the A.F. Mozhaisky Military Space Academy. - Issue 646. - St. Petersburg: A.F. Mozhaisky Military Space Academy, 2015. - Pp. 38-46.*

9. Shmelev V.V., Tkachenko V.V. *Methodology for Assessing the Significance of Telemetered Parameters for Identifying Observed Objects* – Proceedings of the Second Scientific and Practical Conference of the Ministry of Defense of the Russian Federation – Military Academy of the General Staff. Moscow. 2011, pp. 152-161. – Mirny: 1st State Examination Committee of the Ministry of Defense of the Russian Federation, 2016. pp. 239-243.

10. Mal'tsev VB *Analysis of the State of Technical Systems*. – Ministry of Defense of the Russian Federation, 1992.

11. Jucheng Xu, Kanglin Ku, Meng Yuan. *Feature selection using information theory and an algebraic approach in a neighborhood decision making system* // Entropy – 2020. – No. 23, Pp. 204-213.

12. Shmelev V.V. *Solution of the Optimization Problem on the Network Model of the Technological Process* / V.V. Shmelev // Proceedings of MAI. - 2016. - No. 88. - P. 12.

13. Barkalov, A. Yu. *Solution of the problem of allocation of discrete types of resources by methods of linear programming* // Bulletin of the South Ural State University. Series: Computer technologies, control, radio electronics. - 2020. - Vol. 20. - No. 2. - Pp. 26-35.

14. Shindina E.A. *Application of the branch and bound method for solving an integer linear programming problem* // Scientific progress – creativity of the young. – 2016. – No. 3. – P. 319-321.

15. Nazarov AV, Kozyrev GI, Shitov IV *Modern Telemetry in Theory and Practice* – St. Petersburg: Science and Technology, 2007. 627 p. Mal'tsev VB *Analysis of the State of Technical Systems*. – Ministry of Defense of the Russian Federation, 1992.

Информация об авторах

Михаил Павлович Бирюков, начальник управления, Главный испытательный космический центр имени Г.С.Титова, г. Краснознаменск, Россия;
e-mail: birykov2005@yandex.ru

Олег Анатольевич Плахин, адъюнкт кафедры технологий и средств автоматизации обработки и анализа информации космических средств, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского, г. Санкт-Петербург, Россия;
e-mail: olegplakhin9652@mail.ru

Евгений Вениаминович Копкин, доктор технических наук, профессор, профессор кафедры технологий и средств автоматизации обработки и анализа информации космических средств, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского, г. Санкт-Петербург, Россия.

Information about the authors

Mikhail P. Biryukov, Head of Department, G.S. Titov Main Test and Space Systems Control Centre, Krasnoznamensk, Russia; e-mail: birykov2005@yandex.ru

Oleg A. Plakhin, Adjunct Assistant, Department of Technologies and Automation of Spacecraft Information Processing and Analysis, Mozhaisky Military Space Academy, Saint Petersburg, Russia; e-mail: olegplakhin9652@mail.ru

Evgeny V. Kopkin, Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor at the Department of Technologies and Automation of Information Processing and Analysis for Space Systems, Mozhaisky Military Space Academy, Saint Petersburg, Russia.

Получено 26 ноября 2025 • Принято к публикации 24 декабря 2025 • Опубликовано 30 декабря 2025
Received 26 November 2025 • Accepted 24 December 2025 • Published 30 December 2025
