МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики

Кафедра Компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ характеристик экзопланет»

Выполнил студент группы: ИТ2442 Бордюжа Дмитрий Алексеевич

Допущен к защите_____

Руководитель проекта д.э.н., к.т.н., профессор Луценко Е.В. (_____)

(подпись, расшифровка подписи)

Защищен_____

(дата)

Оценка отлично

Краснодар

2026

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 92 страницы, 39 рисунков, 18 таблиц, 49 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) характеристик экзопланет, определяющий их класс.

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа характеристик экзопланет.

Для достижения цели требуется проанализировать методы создания обобщенных представлений классов и решения задач идентификации объектов с применением методов принятия решений и изучения моделируемой области путем анализа модели.

АСК-АНАЛИЗ ХАРАКТЕРИСТИК ЭКЗОПЛАНЕТ

Бордюжа Дмитрий Алексеевич
Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Современная астрономия и астрофизика развиваются бурными темпами. Вместе с ними развиваются и методы открытия и анализа различных экзопланет – планет за пределами солнечной системы. В данной работе для анализа эмпирических данных характеристик экзопланет будет использоваться Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий в виде интеллектуальной системы «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит множество различных наглядных табличных данных, графиков, форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для исследований в области классификации экзопланет по их признакам, чтобы выяснить, какие факторы могут влиять на типы экзопланет, а также какие из них имеют схожие предикторы для формирования планет данных типов. Используя систему «Эйдос», будут получены и обоснованы научные положения о механизме влияния факторов экзопланет на их типы.

Ключевые слова: АСК-АНАЛИЗ, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС»

ASK-ANALYSIS OF EXOPLANETS

Bordyuzha Dmitry Alekseevich
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

Modern astronomy and astrophysics are advancing rapidly. Along with these advances, methods for discovering and analyzing various exoplanets—planets beyond the solar system—are also evolving. In this paper, Automated System-Cognitive Analysis (ASC-analysis) and its software tools, the intelligent system "Eidos," will be used to analyze empirical data on exoplanet characteristics. A detailed numerical example is provided. This example contains a variety of visual tables, graphs, and forms and can be used to teach the application of ASC-analysis and the Eidos system to research into classifying exoplanets based on their characteristics. This study aims to identify factors that influence exoplanet types, as well as which planets share similar predictors for the formation of these types of planets. Using the Eidos system, scientific propositions will be derived and substantiated regarding the mechanism by which exoplanet factors influence their types.

Keywords: ASC-ANALYSIS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS"

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ) 7

1.1. Описание исследуемой предметной области 7

1.2. Объект и предмет исследования 7

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность 7

1.4. Цель работы 8

2. METHODS (МЕТОДЫ) 9

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы 9

2.2. Литературный обзор методов решения проблемы, их характеристика и оценка степени соответствия обоснованным требованиям 9

2.3. Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) как метод решения проблемы 9

2.4. Система «Эйдос» – инструментарий АСК-анализа 11

2.5. Цель и задачи работы 17

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ) 20

3.1. *Задача-1.* Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций 20

3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 20

3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе 21

3.2. *Задача-2.* Формализация предметной области 21

3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 21

3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе 22

3.3. *Задача-3.* Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний 27

3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 27

3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе 35

3.4. *Задача-4.* Верификация моделей 39

3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 39

3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе 40

3.5. *Задача-5.* Выбор наиболее достоверной модели 42

3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 42

3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе 42

3.6. *Задача-6.* Системная идентификация и прогнозирование 43

3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 43

3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний» 44

3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» 45

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев 46

3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»..... 47

3.7. *Задача-7.* Поддержка принятия решений..... 48

3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ 48

3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 48

3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос» 50

3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» 51

3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 51

3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос» 54

3.8. *Задача-8.* Исследование объекта моделирования путем исследования его модели..... 55

3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы) 55

3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 55

3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе 55

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов..... 56

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 56

3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе 57

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал 62

3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 62

3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе 62

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны..... 68

3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 68

3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе 69

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть..... 70

3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 70

3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе 71

3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)..... 71

3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 71

3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе 72

3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения) 74

3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 74

3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе 75

3.8.9. Когнитивные функции 76

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... 76
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе 77
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций 78
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 78
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе 79
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал 83
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 83
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе 83
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)..... 86
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)..... 87
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА) 87

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Современные астрономия и астрофизика бурно развиваются в настоящее время, регулярно модернизируются старые и создаются новые способы открытия экзопланет – планет, находящихся за пределами Солнечной системы и обращающихся вокруг других звёзд. Их количество увеличивается с каждым годом: на сегодняшний день подтверждено существование нескольких тысяч экзопланет, и этот список продолжает пополняться благодаря работе космических телескопов и наземных обсерваторий. В основном обнаруженные объекты представляют собой газовые гиганты, выявленные методами лучевых скоростей и транзитным методом, однако совершенствование измерительной техники позволяет всё чаще фиксировать планеты меньших размеров, в том числе потенциально пригодные для жизни.

Характеристики экзопланет определяются широким набором параметров: орбитальным периодом и большой полуосью орбиты, массой и радиусом планеты, эксцентриситетом орбиты, эффективной температурой, а также свойствами родительской звезды – её массой, радиусом, светимостью и спектральным классом. Совокупность этих факторов определяет принадлежность объекта к тому или иному планетарному типу и его положение относительно зоны обитаемости. В условиях стремительного роста наблюдательных данных ручная классификация и сравнительный анализ подобных объектов становятся трудновыполнимыми, что обусловливает необходимость применения автоматизированных методов обработки информации.

Одной из ключевых задач в данной предметной области является систематизация и классификация экзопланет по совокупности их физических и орбитальных характеристик. Выявление устойчивых групп объектов и закономерностей между их параметрами позволяет глубже понять механизмы планетообразования, оценить распространённость различных типов планетных систем и сформировать приоритеты для дальнейших наблюдений. В условиях многомерности признакового пространства и неполноты исходных данных интуитивный или поверхностный подход к классификации оказывается недостаточным, что делает актуальным применение интеллектуальных систем анализа данных.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – характеристики экзопланет.

Предмет исследования – выявление взаимосвязи между типом экзопланеты и ее характеристиками.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Современная экзопланетология развивается в условиях лавинообразного роста наблюдательных данных и непрерывного расширения каталогов подтверждённых планетных систем. Научное сообщество ожидает от инструментов анализа высокой точности классификации, интерпретируемости результатов и способности работать с неполными или зашумлёнными измерениями, неизбежно возникающими при дистанционных астрономических наблюдениях. Однако систематизация экзопланет по совокупности физических и орбитальных характеристик остаётся сложной задачей вследствие высокой размерности признакового пространства, значительной доли пропущенных значений в открытых каталогах и неоднородности методов обнаружения, порождающей селективные смещения в выборках.

Основная проблема заключается в недостаточной изученности того, как именно различные сочетания характеристик экзопланет – масса, радиус, орбитальный период, эксцентриситет, эффективная температура и параметры родительской звезды – определяют принадлежность объекта к тому или иному планетарному классу. В условиях многомерности данных исследователи, опирающиеся исключительно на традиционные статистические методы, рискуют упустить скрытые закономерности и получить неполную картину разнообразия планетных систем. Актуальность исследования обусловлена несколькими факторами.

Во-первых, каталоги экзопланет непрерывно пополняются – в том числе благодаря миссиям Kepler, K2 и TESS, – что делает разработку воспроизводимых и масштабируемых методов классификации критически важной для своевременной обработки новых данных.

Во-вторых, разнообразие планетных типов (горячие юпитеры, суперземли, мини-нептуны, планеты в зоне обитаемости) и методов их обнаружения требует применения интеллектуальных и адаптивных моделей, способных учитывать неоднородность исходных выборок. В-третьих, точная классификация экзопланет напрямую влияет на приоритизацию объектов для последующих спектроскопических наблюдений и поиска биомаркеров, а значит, даже незначительное повышение качества классификации несёт значимый научный результат.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Достижение поставленной цели обеспечивается решением ряда ***задач*** и подзадач, которые являются ***этапами*** достижения цели. Конкретная формулировка этих задач зависит от метода решения проблемы, поэтому обоснованно мы сформулируем их в конце раздела, т.е. после обоснованного выбора метода решения проблемы и его краткого описания.

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

Из специфики поставленной проблемы сопоставимости обработки в одной модели исходных, представленных в разных типах шкал числовых и текстовых (лингвистических) и в разных единицах измерения, вытекают следующие ***требования*** к методу решения проблемы:

1. Метод должен обеспечивать устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных (неточных) взаимозависимых (нелинейных) данных большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.
2. Метод решения проблемы не должен предъявлять чрезмерно жестких требований к исходным данным, которые практически невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.
3. Метод должен не теоретически, а реально на практике решать поставленную проблему, а значит, он должен иметь поддерживающий его программный инструментарий, находящийся в полном открытом бесплатном доступе.

2.2. Литературный обзор методов решения проблемы, их характеристика и оценка степени соответствия обоснованным требованиям

Поиск в интернете математических методов и реализующих их программных систем, ***одновременно*** удовлетворяющих всем требованиям, обоснованным в п.2.1 данной работы показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время практически нет [1, 2, 3, 4].

2.3. Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) как метод решения проблемы

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен *проф.Е.В.Луценко* в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов[1] и фундаментальной монографии [2].

Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко в 2001 году. На тот момент этот термин вообще не встречался в Internet. Сегодня по

[1] http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf (см. с публикации № 48).

соответствующему запросу в Гугле находится около 23000 сайтов с этим сочетанием слов[2].

АСК-анализ включает:

– теоретические основы, в частности базовую формализуемую когнитивную концепцию;

– математическую модель, основанную на системном обобщении теории информации (СТИ);

– методику численных расчетов (структуры баз данных и алгоритмы их обработки);

– программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» (интеллектуальная система «Эйдос»).

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 706 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим обоснованиям и основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано 45 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получено 34 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 360 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в WoS, 7 публикаций в журналах, входящих в Скопус[3] [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США[4].

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 8 докторских диссертациях по экономическим, техническим, биологическим наукам и в 8 кандидатских диссертациях по экономическим, техническим, психологическими и медицинским наукам, еще несколько докторских и кандидатских диссертаций по техническим, эконмическим, филологическим и медицинским наукам с применением АСК-анализа находятся в стадии выхода на защиту.

Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»[5]. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении, по крайней мере, трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной

---

[2] https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Всистемно-когнитивный%2Ванализ%2В(АСК-анализ)&lr=35&clid=2327117-18&win=360

[3] http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf

[4] https://catalog.loc.gov/vwebv/search?searchArg=Lutsenko+E.V. (и кликнуть: “**Search**”)

[5] https://www.famous-scientists.ru/school/1608

новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ[6]). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

– 5.12.4. Когнитивное моделирование;

– 1.2.1. Искусственный интеллект и машинное обучение;

– 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации.

Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" включает следующие междисциплинарные научные направления:

– Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных [1-47];

– Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных [32];

– Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений [31];

– Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов [44].

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [5] и страничка в РесечГейт [6] и РИНЦ [7], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

На сайте автора размещены тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях [26-47].

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается ***путем*** метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Сама метризация номинальных шкал достигается ***путем*** вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной урожайности [8]. Для работы с лингвистическими переменными применяются стандартные возможности АСК-анализа [5].

2.4. Система «Эйдос» – инструментарий АСК-анализа

Конечно, на системе «Эйдос» как говорят «Свет клином не сошелся». Существует много очень достойных систем искусственного интеллекта. Чтобы лично убедиться в этом достаточно самостоятельно осуществить поиск в Internet, просто посмотреть файлы: NCKR-1, NCKR-2, NCKR-3, NCKR-4 или пройти по ссылкам: https://learn.microsoft.com/ru-ru/dotnet/machine-learning/how-does-mldotnet-work, http://chat.openai.com/, https://poe.com/, https://neural-university.ru/,

[6] https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/400450248/

https://dzen.ru/a/ZCKZRKvrlEMBWOk8, https://ora.ai/, https://ora.ai/explore?path=trending, https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos, https://poe.com/Aidos-X, https://rudalle.ru/, https://bard.google.com/, https://chatbot.theb.ai/, https://problembo.com/ru/services (может пригодиться - почта на 10 минут: https://10minutemail.net/), https://poe.com/GPT-3.5-Turbo-Instruct, https://www.seaart.ai/home, https://ui.chatai.com/.

И все же Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++» отличается от большинства из этих систем, по крайней мере, некоторыми из следующих своих параметров:

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm) и имеет 6 автоматизированных программных интерфейсов (API) ввода данных из внешних источников данных различных типов: таблиц, текстов и графики. Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени в процессе создания моделей и их использования для решения задач идентификации, прогнозирования, приятия решений и исследования предметной области путем исследования ее модели (автоматические системы работают без такого участия человека);

- является одной из первых и наиболее популярных отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта и программирования: есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года (http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm);

- реально работает, обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

- имеет «нулевой порог входа»:

  - содержит большое количество интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 392, соответственно: http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf, http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf);

  - находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/__AidosALL.txt): открытая лицензия: CC BY-SA 4.0 (https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), и это означает, что ей могут

пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора и разработчика системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 34 свидетельства РосПатента РФ);

- является «интерпретатором интеллектуальных моделей», т.е. с одной стороны является инструментальной оболочкой, позволяющей без какого-либо программирования создавать интеллектуальные приложения на основе конфигуратора статистических и системно-когнитивных моделей, а с другой стороны является run-time системой или средой исполнения, обеспечивающей эксплуатацию этих интеллектуальных приложений в адаптивном режиме.

- чтобы самостоятельно освоить систему Эйдос достаточно скачать со страницы: http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm и установить полную версию систему, а затем в режиме 1.3 скачать и установить из Эйдос-облака одно из интеллектуальных облачных Эйдос-приложений (http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) и выполнять его, следуя описанию приложения. Обычно это файл readme.pdf в папке: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data. Для изучения лучше выбирать самые новые приложения, автором которых является проф.Е.В.Луценко. Кроме того на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf есть более 300 полутора-часовых видео-занятий (на русском языке) и много других учебных материалов и примеров описания интеллектуальных-Эйдос-приложений.

- поддерживает on-line среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (http://lc.kubagro.ru/map5.php);

- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA, т.е. поддерживать язык OpenGL);

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач идентификации, прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

- хорошо имитирует человеческий стиль мышления и является инструментом познания: дает результаты анализа, понятные экспертам на

основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции, если эти эксперты уже есть, а если их еще нет, то она все равно дает верные результаты познания, что будет признано будущими экспертами, когда они появятся;

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить те данные, которые есть, и, тем самым, преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для принятия решений и управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос? В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах.

We are briefly describing a new innovative method of artificial intelligence: Automated system-cognitive analysis (ASC-analysis), which has its own software tools – intelligent system called "Eidos" (open source software).

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен акт внедрения на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см.2-й акт).

2-й этап, «эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы. Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые

реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены свидетельства РосПатента, первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта (слева приведена титульная видеограмма финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке Аляска-1.9 + Экспресс++ + библиотека для работы с Internet xb2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке Аляска-2.0 + Экспресс++. Библиотека xb2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в базовые возможности языка программирования.

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: 2022 год. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке xBase++eXpress++Advantage Database Server (ADS), обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge).

6-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2023-2025 годы. С 2023 развитие системы «Эйдос» осуществляется на языках Питон (Python), C++, а также Аляска-2.0 + Экспресс++.

7-й этап, «эра Питона и DuckDB»: с 2025 по настоящее время. С 07.08.2025 развитие системы «Эйдос» осуществляется полностью на языке Питон (Python). При необходимости привлекаются и другие языки.

Скачать и запустить систему «Эйдос-X++» (самую новую на текущий момент версию) или обновление системы до текущей версии. Это наиболее полная на данный момент незащищенная от несанкционированного копирования портативная (portable) версия системы (не требующая инсталляции) с полными исходными текстами текущей версии (за исключением ключей доступа к ftp-серверу системы «Эйдос» и ключей лицензионного программного обеспечения), находящаяся в полном открытом бесплатном доступе (около 180 Мб). Обновление имеет

объем около 10 Мб. Кредо. Лаборатория в ResearchGate по АСК-анализу и системе «Эйдос».

Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения[7]

На рисунке 1 приведена титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – титульные видеограммы версии системы «Эйдос» на xBase++ (в настоящее время их 7, и они меняются по очереди при каждом запуске системы):

Рисунок 1. Титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос» (до 2012 года)[8]

[7] http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf
[8] http://lc.kubagro.ru/pic/aidos_titul.jpg

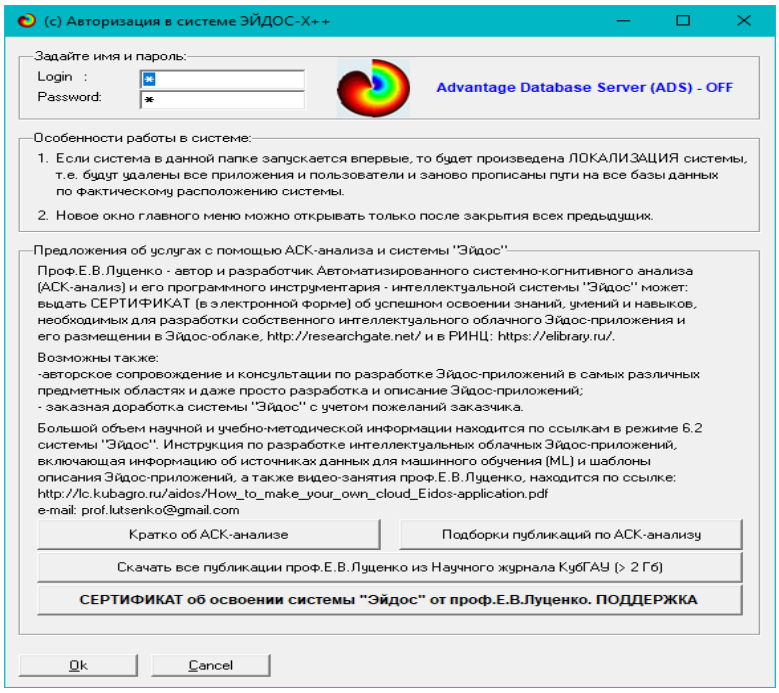


Рисунок 2. Титульные видеограммы версии системы «Эйдос» на xBase++

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Достижение поставленной цели в АСК-анализе обеспечивается решением следующих ***задач*** и подзадач, которые получаются в результате декомпозиции цели и являются ***этапами*** ее достижения:

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

Задача-7. Поддержка принятия решений (упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ; развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе).

Задача-8 исследование объекта моделирования путем исследования его модели, *включает ряд подзадач:*

8.1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);

8.2) кластерно-конструктивный анализ классов;

8.3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

8.4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;

8.5) нелокальная нейронная сеть;

8.6) 3d-интегральные когнитивные карты;

8.7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

8.8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

8.9) когнитивные функции;

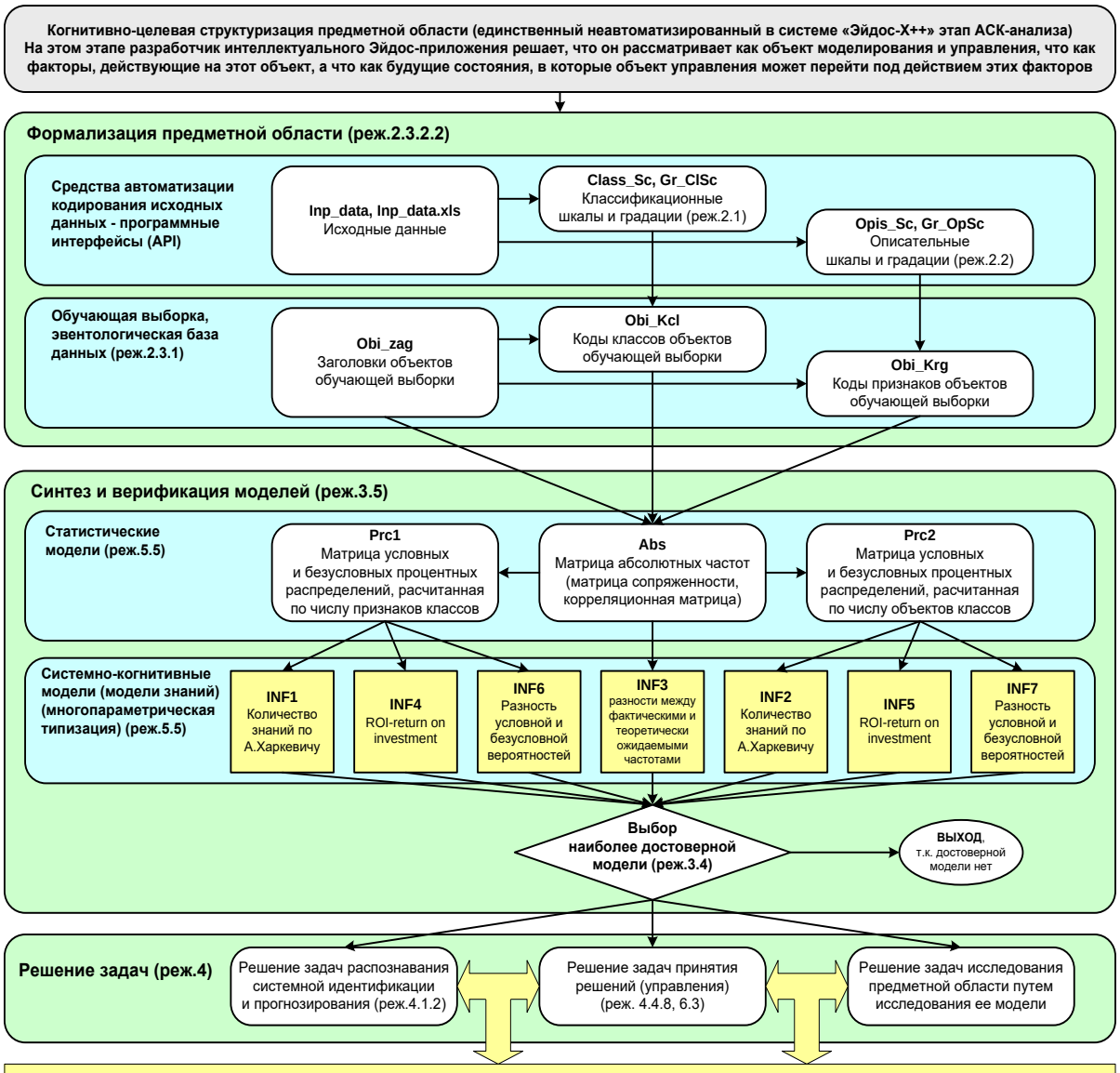
8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

8.11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

Для данной работы особое значение имеет решение подзадачи 8.1, т.к. она позволяет детально исследовать влияние каждой характеристики экзопланеты на ее класс.

На рисунке 3 приведена последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»:

Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос», повышение уровня системности данных, информации и знаний, повышение уровня системности моделей



Если модель адекватна, **достоверна**, т.е. соответствует действительности, то и результаты решения задач в этой модели также соответствуют действительности. Это значит, что если достоверность модели низка или неизвестна, то применять ее для решения реальных задач нельзя. Если же это делается, то является авантюризмом и профанацией науки.

О соотношении задач.

- распознавание, классификация, идентификация и диагностика (это одно и тоже, т.е. синонимы). При решении этих задач определяется степень сходства/различия образа конкретного объекта с обобщенными образами классов.
- идентификация и прогнозирование (при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему, по сути, **прогнозирование - это идентификация будущих состояний, т.е. это тоже идентификация, но не в пространстве (настоящем), а в пространстве-времени**;
- прогнозирование и принятие решений (при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием. При принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние. Таким образом **задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования**);
- принятие решений путем многократного многовариантного прогнозирования при различных сочетаниях значений факторов невозможно из-за комбинаторного взрыва. Прогнозирование может быть **элементом** принятия решения, т.е. применено для оценки **адекватности** рассматриваемого уже ранее сформированного другим методом варианта решения, но оно в реальных случаях, т.е. когда много факторов, не может быть применено для выработки самого варианта решения;
- принятие решений и исследование моделируемой предметной области (задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа. Однако SWOT-анализ имеет свои ограничения: может быть задано только **одно** будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы может **не быть** технологической и финансовой **возможности использовать**. Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений п.6.3 в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области.)

Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

3.1. *Задача-1.* Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций

3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы неформализуемым путем решаем на качественном уровне, что будет рассматриваться в качестве объекта моделирования, что в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий). По сути, это постановка решаемой проблемы.

Описательные шкалы служат для формального описания факторов, а классификационные – результатов их действия на объект моделирования. Шкалы могут быть числовые и текстовые. Текстовые шкалы могут быть номинальные и порядковые.

Когнитивная структуризация предметной области является первым и единственным неавтоматизированном в системе «Эйдос» этапом АСК-анализа, т.е. все последующие этапы АСК анализа в ней полностью автоматизированы.

В АСК-анализе и системе «Эйдос» применяется две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций: ***статичная и динамичная*** и соответствующая терминология (обобщающая, статичная и динамичная). Есть также обобщающая интерпретация и соответствующая ей терминология.

Статичная интерпретация и терминология:

– градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);

– описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

Динамичная интерпретация и терминология:

– градации классификационных шкал – это обобщающие категории будущих состояний объекта моделирования (классы), описывающие результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении: например, количество и качество продукции, прибыль и рентабельность;

– описательные шкалы – факторы, действующие на объект моделирования, градации описательных шкал – значения факторов, действующие на объект моделирования.

Обобщающая терминология:

– классификационные шкалы и градации;

– описательные шкалы и градации.

3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Исходные данные были сформированы из различных открытых источников.

В данной работе в качестве ***объекта моделирования*** выступают экзопланеты, в качестве ***факторов:*** эксцентриситет, большая полуось, радиус планеты, масса планеты, период обращения планеты, спектральный класс родной звезды, температура родной звезды, масса родной звезды (таблица 1), а в качестве ***результатов*** действия этих факторов – класс экзопланеты (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Большая полуось, а.е.
2	Эксцентриситет
3	Радиус, R(Юпитера)
4	Масса, M(Юпитера)
5	Период обращения, сут.
6	Спектральный класс родной звезды
7	Температура родной звезды, K
8	Масса родной звезды, M(Солнца)

Источник: …\Eidos_Portable\app\AID_DATA\A0000001\Rospatent_Site\xlsx_files\Opis_Sc.xlsx

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Класс

Источник: …\Eidos_Portable\app\AID_DATA\A0000001\Rospatent_Site\xlsx_files\Class_Sc.xlsx

Для формирования xlsx-файлов, приведенных в таблицах 1 и 2, необходимо выполнить в системе "Эйдос" режим 5.12.

3.2. *Задача-2.* Формализация предметной области

3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

На этапе формализации предметной области разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего получается обучающая выборка. Обучающая выборка, по сути, представляет собой исходные данные, *нормализованные* с помощью классификационных и описательных шкал и градаций. Этим самым подготавливается все необходимое для выполнения следующего этапа АСК-анализа: синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

В системе «Эйдос» имеется большое количество разнообразных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему внешних данных различных типов: текстовых, табличных и графических, а также других, которые могут быть представлены в этом виде. Например, аудио или данные электроэнцефалограммы (ЭЦГ) или кардиограммы (ЭКГ).

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований и решения практических задач в самых различных предметных областях и направлениях науки, практически везде, где человек применяет естественный интеллект [48, 49].

3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Используя стандартные возможности MS Excel, ***исходные данные из представим в виде, стандартном для системы «Эйдос»*** (таблица 3):

Таблица 3 – Excel-таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
Планета	Класс	Большая полуось	Эксцентриситет	Радиус, R(Юпитера)	Масса, M(Юпитера)	Период обращения, сут	Спектральный класс родной звезд	Температура родной звезды, K	Масса родной звезды, M(Солнца)
WASP-117 b	Горячий сатурн	0,09459	0,302	1,021	0,2755	10,02165	F	6040	1,126
HATS-5 b	Горячий сатурн	0,0542	0,019	0,912	0,237	4,76339	G	5304	0,936
HATS-6 b	Горячий сатурн	0,0362	0	0,998	0,32	3,32527	M	3724	0,574
WASP-103 b	Горячий сатурн	0,01985	0,065	1,53	1,49	0,925	F	6110	1,22
COROT-27 b	Газовый гигант	0,0476	0,065	1,01	10,4	3,57532	G	5900	1,05
Kepler-412 b	Газовый гигант	0,02959	0,0038	1,325	0,939	1,72086	G	5750	1,17
HD 33793 b	Суперземля	0,168	0,21	0	0,0151	48,616	M	3550	0,281
GJ 3341 b	Горячий нептун	0,089	0,31	0,219	0,35717	14,207	M	3526	0,47
KOI-314 c	Суперземля	0,13	0,024	0,146	0,0032	23,0893	M	3871	0,57
HAT-P-49 b	Горячий юпитер	0,0438	0	1,41	1,73	2,69155	A	6820	1,54
HD 114613 b	Холодный гигант	5,16	0,25	1,182	0,48	3827	G	5729	1,364
GJ 832 c	Суперземля	0,162	0,03	0	0,0157	35,67	M	3300	0,45
47 UMa b	Холодный юпитер	2,1	0,032	1,172	2,53	1078	G	5887	1,08
47 UMa c	Холодный юпитер	3,6	0,098	1,172	0,76	2391	G	5887	1,08
47 UMa d	Холодный юпитер	11,6	0,16	1,172	1,6	14002	G	5887	1,08
Эпсилон Эридана b	Холодный юпитер	3,39	0,702	0	1,55	2500	K	5100	0,85
HD 190360 c	Холодный юпитер	0,128	0,01	0	0,057	17,1	G	5300	0,96
OGLE-2006-BLG-109L c	Холодный юпитер	4,5	0,15	0	0,271	4931	M	4000	0,5
HD 204941 b	Холодный юпитер	2,56	0,37	0	0,266	1733	K	5072	0,77
HD 209458 b	Горячий юпитер	0,045	0,014	1,35	0,69	3,52474	G	6000	1,1
HD 120136 b	Горячий юпитер	0,046	0,018	0	3,9	3,3135	F	6360	1,3
55 Рака A e	Суперземля	0,0157	0,07	0,193	0,026	0,74	G	5196	0,95
55 Рака A b	Газовый гигант	0,115	0,014	0	0,824	14,65	G	5196	0,95
55 Рака A c	Газовый гигант	0,24	0,086	0	0,169	44,34	G	5196	0,95
55 Рака A f	Водный гигант	0,781	0,2	0	0,144	260	G	5196	0,95
55 Рака A d	Газовый гигант	5,77	0,025	0	3,835	5218	G	5196	0,95
WASP-17 b	Горячий сатурн	0,051	0,129	1,99	0,49	3,73544	F	6550	1,2
HAT-P-1 b	Горячий сатурн	0,0553	0,067	1,225	0,524	4,46529	F	6047	1,15
CoRoT-1 b	Горячий сатурн	0,025	1E-10	1,49	1,03	1,50895	G	6243	0,95
TrES-4 A b	Горячий сатурн	0,05	1E-10	1,706	0,917	3,55	K	0	0
Kepler-419 c	Супер-Юпитер	1,68	0,184	1,05	7,3	675,47	F	6430	1,39
Бета Живописца b	Супер-Юпитер	9,2	0,15	1,65	11	7890	A	8052	1,75
HD 80606 b	Эксцентрический юпитер	0,453	0,9336	1,029	4	111,436	G	5467	0
16 Лебедя B b	Эксцентрический юпитер	1,681	0,681	1,2	1,68	798,5	G	0	1,01
Kepler-10 c	Суперземля	0,241	1E-10	0,214	0,0232	45,2946	G	5627	0,895
K2-3d	Суперземля	0,2097	0,045	0,1504	0,0084	44,557	M	3835	0,601
K2-3b	Суперземля	0,0777	0,06	0,2087	0,0207	10,054	M	3835	0,601
K2-3c	Суперземля	0,1413	0,04	0,16135	0,00975	24,646	M	3835	0,601

Таблица 3 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одну экзопланету, всего их 38;

– каждое ***наблюдение*** описывается одновременно ***двумя*** способами: с одной стороны, значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические и числовые переменные, градации описательных шкал), а с другой стороны результатами действия этих факторов, выраженными в текстовых и числовых шкалах в разных единицах измерения (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «***онтологией***» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «***фрейм-экземпляр***»;

– 1-я колонка – не является шкалой и содержит название экзопланеты, в данной работе не участвует.

– 2-я колонка – это классификационная шкала – это шкала ***текстового*** типа описывающие ***результаты*** действия факторов в различных единицах измерения (таблица 4). В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в ***натуральном*** и ***стоимостном*** выражении [8]: например, ***количество*** и ***качество*** продукции, ***прибыль*** и ***рентабельность***.

– колонки с 3-й по 10-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 4). Эти шкалы имеют числовой тип и их градациями являются лингвистические и числовые переменные;

– при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. в данной работе нули и пробелы в данных будут считаться отсутствием.

Математическая модель системы «Эйдос» обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных (фрагментированных) зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет чрезмерно жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть. Например, подобные представленным в таблице 4.

В системе «Эйдос» есть 6 основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Возможна обработка и других видов данных (например, данных землетрясений, ЭЭГ, ЭКГ, аудио и видео), которые возможно представить в этих форматах (рисунок 4).

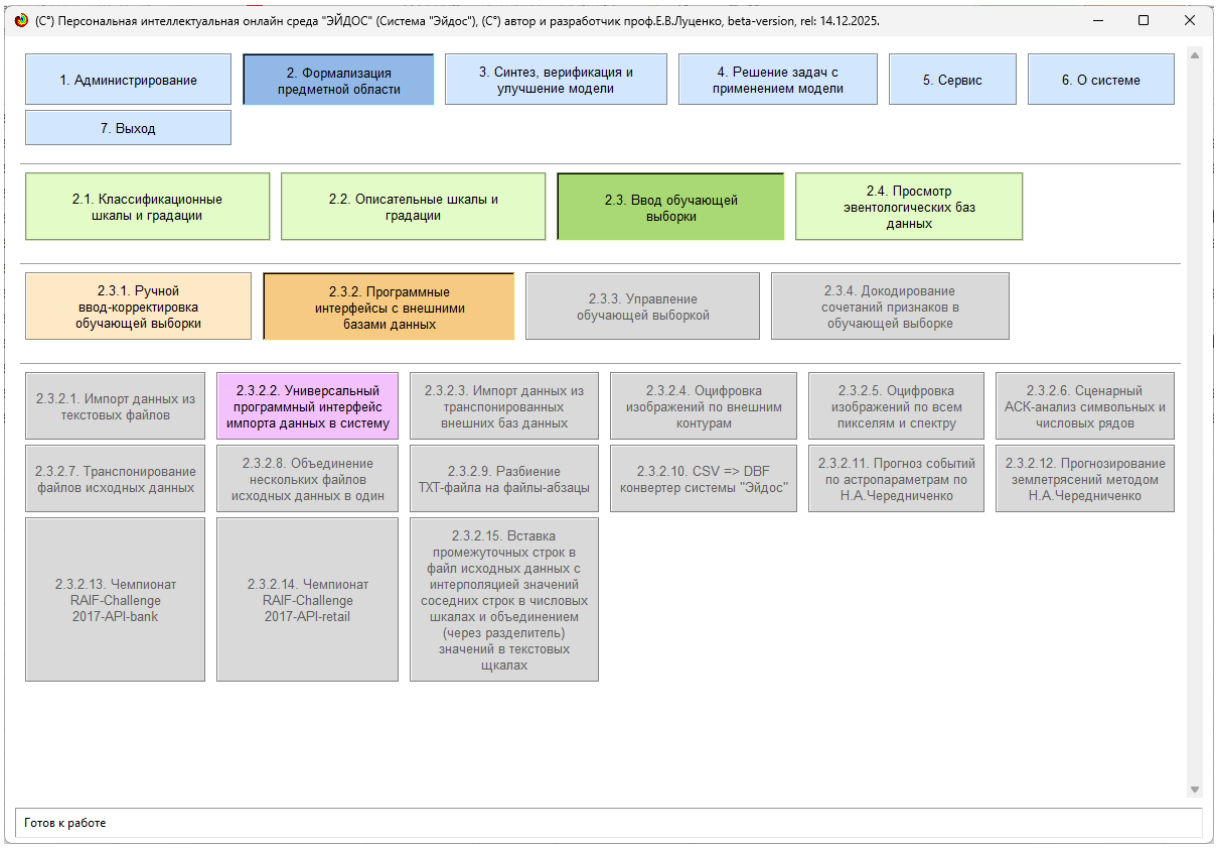


Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) новой версии системы «Эйдос», написанной на Python

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 4, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

Требования API-2.3.2.2 к исходным данным подробно описаны в хелпах этого режима.

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с ***реальными параметрами***, использованными в данной работе, приведены на рисунках 5:

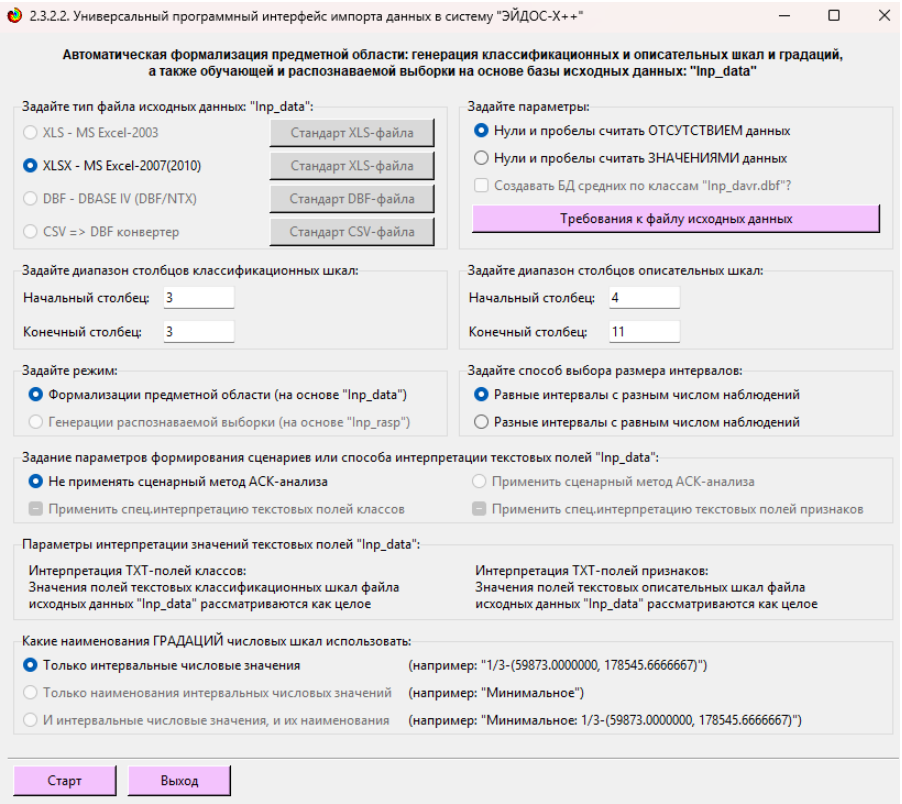


Рисунок 5. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

В таблицах 6, 7, 8 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 6.

Таблица 6 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

kod_grcs	kod_clsc	name_grcs
1	1	[1]-КЛАСС-[1]-Водный гигант
1	2	[1]-КЛАСС-[2]-Газовый гигант
1	3	[1]-КЛАСС-[3]-Горячий нептун
1	4	[1]-КЛАСС-[4]-Горячий сатурн
1	5	[1]-КЛАСС-[5]-Горячий юпитер
1	6	[1]-КЛАСС-[6]-Супер-Юпитер
1	7	[1]-КЛАСС-[7]-Суперземля
1	8	[1]-КЛАСС-[8]-Холодный гигант
1	9	[1]-КЛАСС-[9]-Холодный юпитер
1	10	[1]-КЛАСС-[10]-Эксцентрический юпитер

Источник: ...\Eidos_Portable\app*AID_DATA\A0000005\Rospatent_Site*xlsx_files*gr_clsc.xlsx*

Таблица 7 – Описательные шкалы и градации (полностью)

kod_attr	name_attr	kod_opsc
1	[1]-БОЛЬШАЯ ПОЛУОСЬ, А.Е.-[1]-1/5-{0.0157000, 2.3325600}	1
2	[1]-БОЛЬШАЯ ПОЛУОСЬ, А.Е.-[2]-2/5-{2.3325600, 4.6494200}	1
3	[1]-БОЛЬШАЯ ПОЛУОСЬ, А.Е.-[3]-3/5-{4.6494200, 6.9662800}	1
4	[1]-БОЛЬШАЯ ПОЛУОСЬ, А.Е.-[4]-4/5-{6.9662800, 9.2831400}	1
5	[1]-БОЛЬШАЯ ПОЛУОСЬ, А.Е.-[5]-5/5-{9.2831400, 11.6000000}	1
6	[2]-ЭКСЦЕНТРИСИТЕТ-[6]-1/5-{0.0000000, 0.1867200}	2
7	[2]-ЭКСЦЕНТРИСИТЕТ-[7]-2/5-{0.1867200, 0.3734400}	2
8	[2]-ЭКСЦЕНТРИСИТЕТ-[8]-3/5-{0.3734400, 0.5601600}	2
9	[2]-ЭКСЦЕНТРИСИТЕТ-[9]-4/5-{0.5601600, 0.7468800}	2
10	[2]-ЭКСЦЕНТРИСИТЕТ-[10]-5/5-{0.7468800, 0.9336000}	2
11	[3]-РАДИУС, R(ЮПИТЕРА)-[11]-1/5-{0.1460000, 0.5148000}	3
12	[3]-РАДИУС, R(ЮПИТЕРА)-[12]-2/5-{0.5148000, 0.8836000}	3
13	[3]-РАДИУС, R(ЮПИТЕРА)-[13]-3/5-{0.8836000, 1.2524000}	3
14	[3]-РАДИУС, R(ЮПИТЕРА)-[14]-4/5-{1.2524000, 1.6212000}	3
15	[3]-РАДИУС, R(ЮПИТЕРА)-[15]-5/5-{1.6212000, 1.9900000}	3
16	[4]-МАССА, M(ЮПИТЕРА)-[16]-1/5-{0.0032000, 2.2025600}	4
17	[4]-МАССА, M(ЮПИТЕРА)-[17]-2/5-{2.2025600, 4.4019200}	4
18	[4]-МАССА, M(ЮПИТЕРА)-[18]-3/5-{4.4019200, 6.6012800}	4
19	[4]-МАССА, M(ЮПИТЕРА)-[19]-4/5-{6.6012800, 8.8006400}	4
20	[4]-МАССА, M(ЮПИТЕРА)-[20]-5/5-{8.8006400, 11.0000000}	4
21	[5]-ПЕРИОД ОБРАЩЕНИЯ, СУТ-[21]-1/5-{0.7400000, 2800.9920000}	5
22	[5]-ПЕРИОД ОБРАЩЕНИЯ, СУТ-[22]-2/5-{2800.9920000, 5601.2440000}	5
23	[5]-ПЕРИОД ОБРАЩЕНИЯ, СУТ-[23]-3/5-{5601.2440000, 8401.4960000}	5
24	[5]-ПЕРИОД ОБРАЩЕНИЯ, СУТ-[24]-4/5-{8401.4960000, 11201.7480000}	5
25	[5]-ПЕРИОД ОБРАЩЕНИЯ, СУТ-[25]-5/5-{11201.7480000, 14002.0000000}	5
26	[6]-СПЕКТРАЛЬНЫЙ КЛАСС РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ-[26]-A	6
27	[6]-СПЕКТРАЛЬНЫЙ КЛАСС РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ-[27]-F	6
28	[6]-СПЕКТРАЛЬНЫЙ КЛАСС РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ-[28]-G	6
29	[6]-СПЕКТРАЛЬНЫЙ КЛАСС РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ-[29]-K	6
30	[6]-СПЕКТРАЛЬНЫЙ КЛАСС РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ-[30]-M	6
31	[7]-ТЕМПЕРАТУРА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, K-[31]-1/5-{3300.0000000, 4250.4000000}	7
32	[7]-ТЕМПЕРАТУРА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, K-[32]-2/5-{4250.4000000, 5200.8000000}	7
33	[7]-ТЕМПЕРАТУРА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, K-[33]-3/5-{5200.8000000, 6151.2000000}	7
34	[7]-ТЕМПЕРАТУРА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, K-[34]-4/5-{6151.2000000, 7101.6000000}	7
35	[7]-ТЕМПЕРАТУРА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, K-[35]-5/5-{7101.6000000, 8052.0000000}	7
36	[8]-МАССА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, M(СОЛНЦА)-[36]-1/5-{0.2810000, 0.5748000}	8
37	[8]-МАССА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, M(СОЛНЦА)-[37]-2/5-{0.5748000, 0.8686000}	8
38	[8]-МАССА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, M(СОЛНЦА)-[38]-3/5-{0.8686000, 1.1624000}	8
39	[8]-МАССА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, M(СОЛНЦА)-[39]-4/5-{1.1624000, 1.4562000}	8
40	[8]-МАССА РОДНОЙ ЗВЕЗДЫ, M(СОЛНЦА)-[40]-5/5-{1.4562000, 1.7500000}	8

Источник: …\Eidos_Portable\app\ *AID_DATA\A0000005\Rospatent_Site* xlsx_files*gr_opsc.xlsx*

Таблица 8 – Обучающая выборка (фрагмент)

name_obj	[1]-Класс	[1]-Большая полуось, а.е.	[2]-Эксцентриситет	[3]-Радиус, R(Юпитера)	[4]-Масса, M(Юпитера)	[5]-Период обращения, сут	[6]-Спектральный класс родной звезды	[7]-Температура родной звезды, К
WASP-117 b	4	1	7	13	16	21	27	33
HATS-5 b	4	1	6	13	16	21	28	33
HATS-6 b	4	1	0	13	16	21	30	31
WASP-103 b	4	1	6	14	16	21	27	33
COROT-27 b	2	1	6	13	20	21	28	33
Kepler-412 b	2	1	6	14	16	21	28	33
HD 33793 b	7	1	7	0	16	21	30	31

Источник: …\Eidos_Portable\app\ *AID_DATA\A0000005\Rospatent_Site* xlsx_files*eventsko.xlsx*

3.3. *Задача-3.* Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний

3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и системно-когнитивные модели автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и интеллектуальной системы «Эйдос», подробно описаны в ряде монографий и статей автора [1-4]. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко, акцентируя внимание лишь на математической взаимосвязи коэффициента возврата инвестиций (ROI) с мерой χ-квадрат Карла Пирсона и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

Отметим, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов). Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы

условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [1-7] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных, представленных в различных типах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 8):

Таблица 3 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

		Классы					Сумма
		1	...	*j*	...	*W*	
Значения факторов	*1*	N_{11}		N_{1j}		N_{1W}	
	...						
	i	N_{i1}		N_{ij}		N_{iW}	$N_{i\Sigma}=\sum_{j=1}^{W}N_{ij}$
	...						
	M	N_{M1}		N_{Mj}		N_{MW}	
Суммарное количество признаков по классу				$N_{\Sigma j}=\sum_{i=1}^{M}N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma}=\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{M}N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma}=\sum_{j=1}^{W}N_{\Sigma j}$

На основе таблицы 8 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9).

Таблица 4 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	*j*	...	*W*	
Значения факторов	*1*	P_{11}		P_{1j}		P_{1W}	
	...						
	i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iW}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	M	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Отметим, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений:

<u>1-й способ</u>: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу;

<u>2-й способ</u>: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

На практике часто встречается существенная ***несбалансированность*** данных, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 8) было бы очень неразумно (за исключением меры взаимосвязи хи-квадрат) и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 9) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему ***несбалансированности*** данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 8), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и

матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [8]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 8 и 9 с использованием частных критериев, знаний, приведенных таблице 10, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 11).

В таблице 10 приведены формулы:

– для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

– для сравнения условных и безусловных относительных частот («вероятностей»).

И это ***сравнение*** в таблицах 8 и 9 осуществляется двумя возможными способами: путем ***вычитания*** и путем ***деления***.

Таблица 5– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
ABS, матрица абсолютных частот, *Nij* - фактическое число встреч *i-го* признака у объектов *j-го* класса; $\overline{N}_{ij}$ - теоретическое число встреч *i-го* признака у объектов *j-го* класса; *Ni* – суммарное количество признаков в *i-й* строке; *Nj* – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в *j-м* классе; *N* – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	N_{ij} – *фактическая частота*; $N_i = \sum_{j=1}^{W} N_{ij}$; $N_j = \sum_{i=1}^{M} N_{ij}$; $N = \sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{M} N_{ij}$; $\overline{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – *теоретическая частота*.	
PRC1, матрица условных *Pij* и безусловных *Pi* процентных распределений, в качестве *Nj* используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}$; $P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2, матрица условных *Pij* и безусловных *Pi* процентных распределений, в качестве *Nj* используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу		
INF1, частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: *Nj* – суммарное количество признаков по j-му классу. Вероятность того, что если у объекта j-го класса обнаружен признак, то это i-й признак	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{N_{ij}}{\overline{N}_{ij}} = \Psi \times Log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2, частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: Nj – суммарное количество объектов по *j-му* классу. Вероятность того, что если предъявлен объект *j-го* класса, то у него будет обнаружен *i-й* признак.		
INF3, частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \overline{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4, частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: Nj – суммарное количество признаков по j-му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\overline{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5, частный критерий: ROI - Return On		

Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: *Nj* – суммарное количество объектов по j-му классу		
INF6, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: *Nj* – суммарное количество признаков по *j-му* классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij}N - N_i N_j}{N_j N}$
INF7, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: *Nj* – суммарное количество объектов по *j-му* классу		

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;
j - значение будущего параметра;
Nij – количество встреч j-го значения будущего параметра при i-м значении прошлого параметра;
M – суммарное число значений всех прошлых параметров;
W - суммарное число значений всех будущих параметров.
Ni – количество встреч i-м значения прошлого параметра по всей выборке;
Nj – количество встреч j-го значения будущего параметра по всей выборке;
N – количество встреч j-го значения будущего параметра при i-м значении прошлого параметра по всей выборке.
Iij – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i-го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j-му значению будущего параметра;
Ψ – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;
Pi – безусловная относительная частота встречи i-го значения прошлого параметра в обучающей выборке;
Pij – условная относительная частота встречи i-го значения прошлого параметра при j-м значении будущего параметра.

Таблица 6 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы					Значимость фактора
		1	*...*	*j*	*...*	*W*	
Значения факторов	*1*	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{1j} - \bar{I}_1\right)^2}$
	...						
	i	I_{i1}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{ij} - \bar{I}_i\right)^2}$
	...						
	M	I_{M1}		I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{Mj} - \bar{I}_M\right)^2}$
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)}\sum_{j=1}^{W}\sum_{i=1}^{M}\left(I_{ij} - \bar{I}\right)^2}$

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 10), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равное 7 определяется тем, что они получаются путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом Nj рассматривается как суммарное

количество или признаков, или объектов обучающей выборки в j-м классе, а ***нормировка к нулю*** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы (таблица 12).

Таблица 7– Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

	Способ сравнения	Нормировка не требуется	Нормировка к 0 путем взятия логарифма	Нормировка к 0 путем вычитания 1
Сравнение фактических и теоретических абсолютных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF3, χ-квадрат Карла Пирсона	---	---
Сравнение условных и безусловных относительных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF6, INF7	---	---

Обратим особое внимание на то, что сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем деления приводит при нормировках к нулю (что нужно для применения аддитивных интегральных критериев) путем взятия логарифма и путем вычитания 1 к ***тем же самым*** моделям, что и сравнение условных и безусловных относительных частот путем деления с теми же самыми способами нормировки. Таким образом, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и провести нормировку к 0 путем взятия логарифма и путем вычитания 1, то получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Других же системно-когнитивных моделей, рассчитываемых на основе приведенных статистических моделей, просто нет. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра. ***Под конфигуратором В.А.Лефевр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструктов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области*** [4][9]. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

9 См. 1.2.1.2.1.1. Определение понятия конфигуратора, http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06_lec/index.htm

Когда мы сравниваем фактические и теоретические абсолютные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний: «хи-квадрат» (СК-модель INF3), когда же мы сравниваем их путем деления, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2) или «коэффициент возврата инвестиций ROI» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

Когда же мы сравниваем условные и безусловные относительные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний: «коэффициент взаимосвязи» (СК-модели INF6, INF7), когда же мы сравниваем их путем деления, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2).

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат К.Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний. Ясно, что вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на практике (также как и другие математические и физические абстракции, типа математической точки, материальной точки, бесконечно малой и т.п.). На практике встречается только относительная частота. Но она может быть весьма близкой к вероятности. Например, при 480 наблюдений различие между относительной частой и вероятностью (погрешность) составляет около 5%, при 1250 наблюдениях – около 2.5%, при 10000 наблюдениях – 1%.

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [8].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 11 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 10), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-

анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 13).

Таблица 8 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{ij} - \bar{I}_i\right)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1}\sum_{i=1}^{M}\left(I_{ij} - \bar{I}_j\right)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)}\sum_{j=1}^{W}\sum_{i=1}^{M}\left(I_{ij} - \bar{I}\right)^2}$

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например, средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением, или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 13):

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ-квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических

абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 ***тождественно совпадают*** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

Показательно, примечательно и весьма замечательно, что *модель меры χ-квадрат Карла Пирсона из* ***статистики*** *оказалась математически тесно связанной с коэффициентом возврата инвестиций (ROI), применяемой в* ***экономике*** *в теории управления портфелем инвестиций и с мерой информации Александра Харкевича из семантической* ***теории информации*** *и теории управления знаниями. Все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».*

3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (рисунок 7):

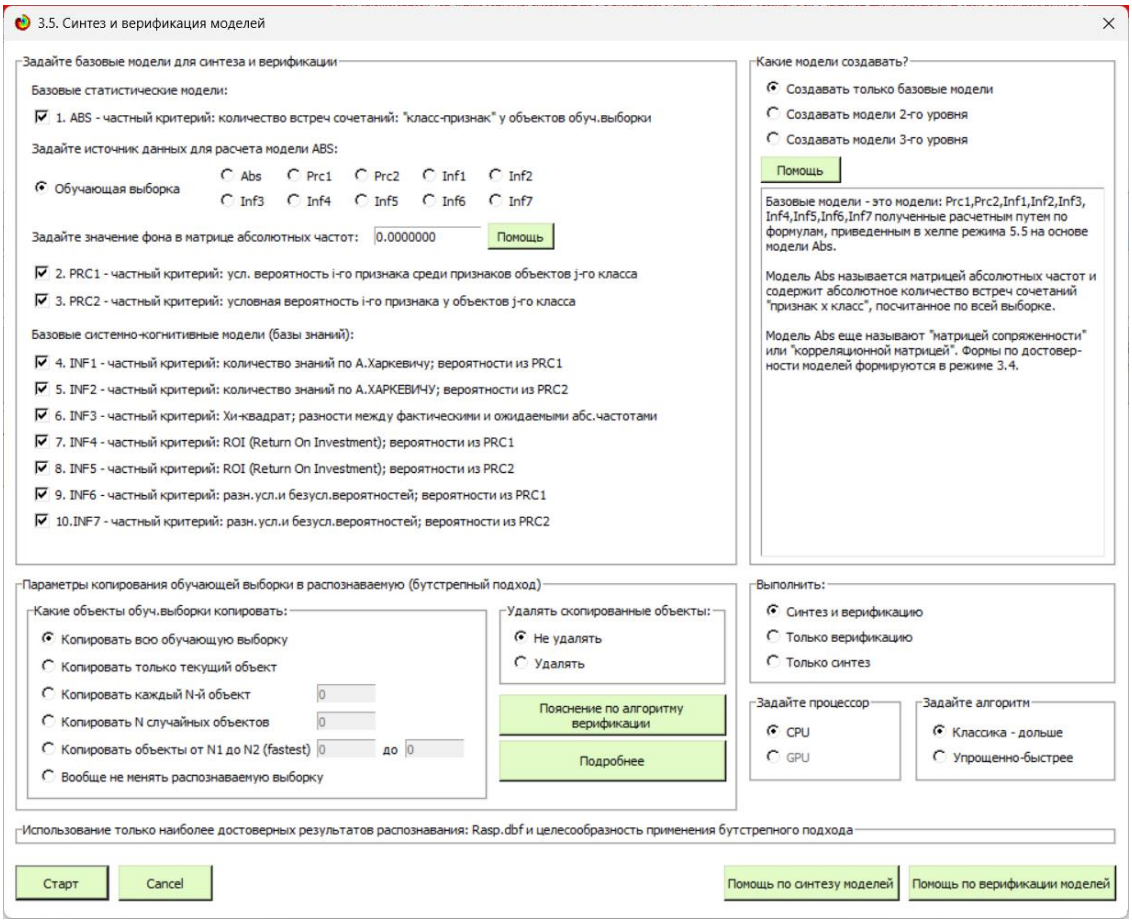


Рисунок 5. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 8-11:

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) Помощь

Модель: "Abs"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Класс - Водный гигант	2 - Класс - Газовый гигант	3 - Класс - Горячий нептун	4 - Класс - Горячий сатурн	5 - Класс - Горячий юпитер	6 - Класс - Супер-Юпитер	7 - Класс - Суперземля	8 - Класс - Холодный гигант	9 - Класс - Холодный юпитер	10 - Класс - Эксцентрический юпитер	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Большая полуось, а.е. - 1/5-{0.0157000, 2.3325600}	1.000	4.000	1.000	8.000	3.000	1.000	8.000		2.000	2.000	30.000	3.000	2.867	2.200
2	Большая полуось, а.е. - 2/5-{2.3325600, 4.6494200}									4.000		4.000	0.400	1.265	0.720
3	Большая полуось, а.е. - 3/5-{4.6494200, 6.9662800}		1.000						1.000			2.000	0.200	0.422	0.320
4	Большая полуось, а.е. - 4/5-{6.9662800, 9.2831400}						1.000					1.000	0.100	0.316	0.180
5	Большая полуось, а.е. - 5/5-{9.2831400, 11.6000000}									1.000		1.000	0.100	0.316	0.180
6	Эксцентриситет - 1/5-{0.0000000, 0.1867200}		5.000		6.000	2.000	2.000	7.000		5.000		27.000	2.700	2.791	2.440
7	Эксцентриситет - 2/5-{0.1867200, 0.3734400}	1.000		1.000	1.000			1.000	1.000	1.000		6.000	0.600	0.516	0.480
8	Эксцентриситет - 3/5-{0.3734400, 0.5601600}														
9	Эксцентриситет - 4/5-{0.5601600, 0.7468800}									1.000	1.000	2.000	0.200	0.422	0.320
10	Эксцентриситет - 5/5-{0.7468800, 0.9336000}										1.000	1.000	0.100	0.316	0.180
11	Радиус, R(Юпитера) - 1/5-{0.1460000, 0.5148000}			1.000				6.000				7.000	0.700	1.889	1.120
12	Радиус, R(Юпитера) - 2/5-{0.5148000, 0.8836000}														
13	Радиус, R(Юпитера) - 3/5-{0.8836000, 1.2524000}		1.000		4.000		1.000		1.000	3.000	2.000	12.000	1.200	1.398	1.080
14	Радиус, R(Юпитера) - 4/5-{1.2524000, 1.6212000}		1.000		2.000	2.000						5.000	0.500	0.850	0.700
15	Радиус, R(Юпитера) - 5/5-{1.6212000, 1.9900000}				2.000		1.000					3.000	0.300	0.675	0.480
16	Масса, M(Юпитера) - 1/5-{0.0032000, 2.2025600}	1.000	3.000	1.000	8.000	2.000		8.000	1.000	6.000	1.000	31.000	3.100	3.071	2.540
17	Масса, M(Юпитера) - 2/5-{2.2025600, 4.4019200}		1.000			1.000				1.000	1.000	4.000	0.400	0.516	0.480
18	Масса, M(Юпитера) - 3/5-{4.4019200, 6.6012800}														
19	Масса, M(Юпитера) - 4/5-{6.6012800, 8.8006400}						1.000					1.000	0.100	0.316	0.180
20	Масса, M(Юпитера) - 5/5-{8.8006400, 11.0000000}		1.000				1.000					2.000	0.200	0.422	0.320
21	Период обращения, сут - 1/5-{0.7400000, 2800.9920000}	1.000	4.000	1.000	8.000	3.000	1.000	8.000		5.000	2.000	33.000	3.300	2.908	2.360
22	Период обращения, сут - 2/5-{2800.9920000, 5601.2440000}		1.000						1.000	1.000		3.000	0.300	0.483	0.420
	Период обращения, сут - 3/5-{5601.2440000,														

Рисунок 6. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) Помощь

Модель: "Prc2"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Класс - Водный гигант	2 - Класс - Газовый гигант	3 - Класс - Горячий нептун	4 - Класс - Горячий сатурн	5 - Класс - Горячий юпитер	6 - Класс - Супер-Юпитер	7 - Класс - Суперземля	8 - Класс - Холодный гигант	9 - Класс - Холодный юпитер	10 - Класс - Эксцентрический юпитер	Безусловная вероятность	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Большая полуось, а.е. - 1/5-{0.0157000, 2.3325600}	100.000	80.000	100.000	100.000	100.000	50.000	100.000		28.571	100.000	78.947	75.857	36.778	29.800
2	Большая полуось, а.е. - 2/5-{2.3325600, 4.6494200}									57.143		10.526	5.714	18.070	10.286
3	Большая полуось, а.е. - 3/5-{4.6494200, 6.9662800}		20.000						100.000			5.263	12.000	31.552	19.200
4	Большая полуось, а.е. - 4/5-{6.9662800, 9.2831400}						50.000					2.632	5.000	15.811	9.000
5	Большая полуось, а.е. - 5/5-{9.2831400, 11.6000000}									14.286		2.632	1.429	4.518	2.571
6	Эксцентриситет - 1/5-{0.0000000, 0.1867200}		100.000		75.000	66.667	100.000	87.500		71.429		71.053	50.060	44.432	40.048
7	Эксцентриситет - 2/5-{0.1867200, 0.3734400}	100.000		100.000	12.500			12.500	100.000	14.286		15.789	33.929	45.953	39.643
8	Эксцентриситет - 3/5-{0.3734400, 0.5601600}														
9	Эксцентриситет - 4/5-{0.5601600, 0.7468800}									14.286	50.000	5.263	6.429	15.954	10.286
10	Эксцентриситет - 5/5-{0.7468800, 0.9336000}										50.000	2.632	5.000	15.811	9.000
11	Радиус, R(Юпитера) - 1/5-{0.1460000, 0.5148000}			100.000				75.000				18.421	17.500	37.361	28.000
12	Радиус, R(Юпитера) - 2/5-{0.5148000, 0.8836000}														
13	Радиус, R(Юпитера) - 3/5-{0.8836000, 1.2524000}		20.000		50.000		50.000		100.000	42.857	100.000	31.579	36.286	39.539	32.286
14	Радиус, R(Юпитера) - 4/5-{1.2524000, 1.6212000}		20.000		25.000	66.667						13.158	11.167	21.660	15.633
15	Радиус, R(Юпитера) - 5/5-{1.6212000, 1.9900000}				25.000		50.000					7.895	7.500	16.874	12.000
16	Масса, M(Юпитера) - 1/5-{0.0032000, 2.2025600}	100.000	60.000	100.000	100.000	66.667		100.000	100.000	85.714	50.000	81.579	76.238	32.946	25.657
17	Масса, M(Юпитера) - 2/5-{2.2025600, 4.4019200}		20.000			33.333				14.286	50.000	10.526	11.762	17.738	14.114
18	Масса, M(Юпитера) - 3/5-{4.4019200, 6.6012800}														
19	Масса, M(Юпитера) - 4/5-{6.6012800, 8.8006400}						50.000					2.632	5.000	15.811	9.000
20	Масса, M(Юпитера) - 5/5-{8.8006400, 11.0000000}		20.000				50.000					5.263	7.000	16.364	11.200
21	Период обращения, сут - 1/5-{0.7400000, 2800.9920000}	100.000	80.000	100.000	100.000	100.000	50.000	100.000		71.429	100.000	86.842	80.143	32.953	23.829
22	Период обращения, сут - 2/5-{2800.9920000, 5601.2440000}		20.000						100.000	14.286		7.895	13.429	31.271	18.800
	Период обращения, сут - 3/5-{5601.2440000,														

Рисунок 7. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) Помощь

Модель: "Inf1"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Класс - Водный гигант	2 - Класс - Газовый гигант	3 - Класс - Горячий нептун	4 - Класс - Горячий сатурн	5 - Класс - Горячий юпитер	6 - Класс - Супер-Юпитер	7 - Класс - Суперземля	8 - Класс - Холодный гигант	9 - Класс - Холодный юпитер	10 - Класс - Эксцентрический юпитер	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Большая полуось, а.е. - 1/5-{0.0157000, 2.3325600}	0.183	0.020	0.105	0.133	0.156	-0.302	0.124		-0.587	0.183	0.016	0.002	0.252	0.179
2	Большая полуось, а.е. - 2/5-{2.3325600, 4.6494200}									1.003		1.003	0.100	0.317	0.180
3	Большая полуось, а.е. - 3/5-{4.6494200, 6.9662800}		0.796						1.695			2.490	0.249	0.566	0.398
4	Большая полуось, а.е. - 4/5-{6.9662800, 9.2831400}						1.695					1.695	0.169	0.536	0.305
5	Большая полуось, а.е. - 5/5-{9.2831400, 11.6000000}									1.003		1.003	0.100	0.317	0.180
6	Эксцентриситет - 1/5-{0.0000000, 0.1867200}		0.213		0.026	-0.020	0.167	0.107		0.013		0.505	0.051	0.082	0.067
7	Эксцентриситет - 2/5-{0.1867200, 0.3734400}	1.128		1.050	-0.143			-0.152	1.050	-0.049		2.883	0.288	0.547	0.472
8	Эксцентриситет - 3/5-{0.3734400, 0.5601600}														
9	Эксцентриситет - 4/5-{0.5601600, 0.7468800}									0.596	1.366	1.962	0.196	0.452	0.314
10	Эксцентриситет - 5/5-{0.7468800, 0.9336000}										1.773	1.773	0.177	0.561	0.319
11	Радиус, R(Юпитера) - 1/5-{0.1460000, 0.5148000}			0.959				0.809				1.768	0.177	0.374	0.283
12	Радиус, R(Юпитера) - 2/5-{0.5148000, 0.8836000}														
13	Радиус, R(Юпитера) - 3/5-{0.8836000, 1.2524000}		-0.256		0.264		0.236		0.643	0.189	0.721	1.797	0.180	0.305	0.231
14	Радиус, R(Юпитера) - 4/5-{1.2524000, 1.6212000}		0.258		0.371	0.970						1.599	0.160	0.314	0.224
15	Радиус, R(Юпитера) - 5/5-{1.6212000, 1.9900000}				0.671		1.050					1.721	0.172	0.374	0.275
16	Масса, M(Юпитера) - 1/5-{0.0032000, 2.2025600}	0.164	-0.168	0.086	0.114	-0.101		0.104	0.086	0.039	-0.243	0.080	0.008	0.135	0.109
17	Масса, M(Юпитера) - 2/5-{2.2025600, 4.4019200}		0.389			0.694				0.189	0.959	2.231	0.223	0.348	0.275
18	Масса, M(Юпитера) - 3/5-{4.4019200, 6.6012800}														
19	Масса, M(Юпитера) - 4/5-{6.6012800, 8.8006400}						1.695					1.695	0.169	0.536	0.305
20	Масса, M(Юпитера) - 5/5-{8.8006400, 11.0000000}		0.796				1.288					2.083	0.208	0.454	0.333
21	Период обращения, сут - 1/5-{0.7400000, 2800.9920000}	0.127	-0.036	0.049	0.077	0.100	-0.358	0.068		-0.105	0.127	0.050	0.005	0.147	0.104
22	Период обращения, сут - 2/5-{2800.9920000, 5601.2440000}		0.558						1.457	0.358		2.372	0.237	0.471	0.332
	Период обращения, сут - 3/5-{5601.2440000														

Рисунок 8. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информавностей (по А.Харкевичу) (фрагмент)

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) Помощь

Модель: "Inf3"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Класс - Водный гигант	2 - Класс - Газовый гигант	3 - Класс - Горячий нептун	4 - Класс - Горячий сатурн	5 - Класс - Горячий юпитер	6 - Класс - Супер-Юпитер	7 - Класс - Суперземля	8 - Класс - Холодный гигант	9 - Класс - Холодный юпитер	10 - Класс - Эксцентрический юпитер	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Большая полуось, а.е. - 1/5-{0.0157000, 2.3325600}	0.268	0.132	0.164	1.624	0.700	-0.672	1.519	-0.836	-3.436	0.537	0.000	0.000	1.445	0.989
2	Большая полуось, а.е. - 2/5-{2.3325600, 4.6494200}	-0.098	-0.516	-0.111	-0.850	-0.307	-0.223	-0.864	-0.111	3.275	-0.195	-0.000	-0.000	1.187	0.655
3	Большая полуось, а.е. - 3/5-{4.6494200, 6.9662800}	-0.049	0.742	-0.056	-0.425	-0.153	-0.111	-0.432	0.944	-0.362	-0.098	-0.000	-0.000	0.470	0.337
4	Большая полуось, а.е. - 4/5-{6.9662800, 9.2831400}	-0.024	-0.129	-0.028	-0.213	-0.077	0.944	-0.216	-0.028	-0.181	-0.049	0.000	0.000	0.340	0.189
5	Большая полуось, а.е. - 5/5-{9.2831400, 11.6000000}	-0.024	-0.129	-0.028	-0.213	-0.077	-0.056	-0.216	-0.028	0.819	-0.049	-0.000	-0.000	0.297	0.164
6	Эксцентриситет - 1/5-{0.0000000, 0.1867200}	-0.659	1.519	-0.753	0.261	-0.070	0.495	1.167	-0.753	0.108	-1.317	0.000	0.000	0.901	0.710
7	Эксцентриситет - 2/5-{0.1867200, 0.3734400}	0.854	-0.774	0.833	-0.275	-0.460	-0.334	-0.296	0.833	-0.087	-0.293	0.000	0.000	0.605	0.504
8	Эксцентриситет - 3/5-{0.3734400, 0.5601600}														
9	Эксцентриситет - 4/5-{0.5601600, 0.7468800}	-0.049	-0.258	-0.056	-0.425	-0.153	-0.111	-0.432	-0.056	0.638	0.902			0.435	0.308
10	Эксцентриситет - 5/5-{0.7468800, 0.9336000}	-0.024	-0.129	-0.028	-0.213	-0.077	-0.056	-0.216	-0.028	-0.181	0.951			0.343	0.190
11	Радиус, R(Юпитера) - 1/5-{0.1460000, 0.5148000}	-0.171	-0.902	0.805	-1.488	-0.537	-0.390	4.488	-0.195	-1.268	-0.341	0.000	0.000	1.701	1.059
12	Радиус, R(Юпитера) - 2/5-{0.5148000, 0.8836000}														
13	Радиус, R(Юпитера) - 3/5-{0.8836000, 1.2524000}	-0.293	-0.547	-0.334	1.449	-0.920	0.331	-2.592	0.666	0.826	1.415	0.000	0.000	1.220	0.937
14	Радиус, R(Юпитера) - 4/5-{1.2524000, 1.6212000}	-0.122	0.355	-0.139	0.937	1.617	-0.279	-1.080	-0.139	-0.906	-0.244	0.000	0.000	0.803	0.582
15	Радиус, R(Юпитера) - 5/5-{1.6212000, 1.9900000}	-0.073	-0.387	-0.084	1.362	-0.230	0.833	-0.648	-0.084	-0.544	-0.146	0.000	0.000	0.624	0.439
16	Масса, M(Юпитера) - 1/5-{0.0032000, 2.2025600}	0.244	-0.997	0.136	1.411	-0.376	-1.728	1.303	0.136	0.383	-0.512	0.000	0.000	0.961	0.723
17	Масса, M(Юпитера) - 2/5-{2.2025600, 4.4019200}	-0.098	0.484	-0.111	-0.850	0.693	-0.223	-0.864	-0.111	0.275	0.805	0.000	0.000	0.577	0.452
18	Масса, M(Юпитера) - 3/5-{4.4019200, 6.6012800}														
19	Масса, M(Юпитера) - 4/5-{6.6012800, 8.8006400}	-0.024	-0.129	-0.028	-0.213	-0.077	0.944	-0.216	-0.028	-0.181	-0.049	0.000	0.000	0.340	0.189
20	Масса, M(Юпитера) - 5/5-{8.8006400, 11.0000000}	-0.049	0.742	-0.056	-0.425	-0.153	0.889	-0.432	-0.056	-0.362	-0.098	-0.000	-0.000	0.457	0.326
21	Период обращения, сут - 1/5-{0.7400000, 2800.9920000}	0.195	-0.254	0.080	0.986	0.470	-0.840	0.871	-0.920	-0.979	0.390	0.000	0.000	0.724	0.599
22	Период обращения, сут - 2/5-{2800.9920000, 5601.2440000}	-0.073	0.613	-0.084	-0.638	-0.230	-0.167	-0.648	0.916	0.456	-0.146	0.000	0.000	0.513	0.397
	Период обращения, сут - 3/5-{5601.2440000,														

Рисунок 9. Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону) (фрагмент)

Полученные модели корректно использовать для решения задач только в том случае, если они достаточно достоверны (адекватны), т.е. верно отражают моделируемую предметную область. Поэтому в следующем разделе оценим достоверность созданных статистических и системно-когнитивных моделей.

3.4. *Задача-4.* Верификация моделей

3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [9].

Достоверность моделей можно оценивать и путем решения других задач. Например, задач прогнозирования, выработки управляющих решений, исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Но это более трудоемко и даже всегда возможно, особенно на экономических и политических моделях.

В режиме 3.4 системы «Эйдос» и ряде других изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности.

3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф. Е.В.Луценко наиболее достоверными являются СК-модели INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.798** при максимуме 1 (рисунок 12). Модели INF4 и INF5 имеют одинаковые значения достоверности во всех трех мерах. ***INF4 будем использовать для решения поставленных в работе задач***.

3.4. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит. [Приложение: Идентификация предметов по их признакам]

№	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положи-тельных решений (TP)	Число истинно-отрица-тельных решений (TN)	Число ложно-положи-тельных решений (FP)	Число ложно-отрица-тельных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модулей уровней сходства истинно-положит. решений (STP)	Сумма модулей уровней сходства истинно-отрицат. решений (STN)	Сумма модулей уровней сходства ложно-положит. решений (SFP)	Су мод уро схо ло отр реш (S
1	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки	корреляция абс.частот с обр.объекта	38	38	32	310	0	0.109	1.000	0.197	28.828	3.776	120.040	0
2	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки	сумма абс.частот по признакам объекта	38	38	5	337	0	0.101	1.000	0.184	21.365	0.000	78.577	0
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	корреляция усл.отн.частот с обр.объекта	38	38	32	310	0	0.109	1.000	0.197	28.828	3.776	120.040	0
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	сумма усл.отн.частот по признакам объекта	38	38	5	337	0	0.101	1.000	0.184	25.870	0.000	144.117	0
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	корреляция усл.отн.частот с обр.объекта	38	38	32	310	0	0.109	1.000	0.197	28.828	3.776	120.040	0
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	сумма усл.отн.частот по признакам объекта	38	38	5	337	0	0.101	1.000	0.184	24.445	0.000	135.037	0
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	38	31	252	90	7	0.256	0.816	0.390	15.967	54.271	19.016	2
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	сумма знаний	38	35	98	244	3	0.125	0.921	0.221	8.910	4.630	20.689	0
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	38	31	253	89	7	0.258	0.816	0.392	15.777	54.227	18.211	2
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	сумма знаний	38	35	115	227	3	0.134	0.921	0.233	8.679	4.490	19.621	0
11	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами	семантический резонанс знаний	38	36	228	114	2	0.240	0.947	0.383	22.817	62.576	28.461	1
12	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами	сумма знаний	38	36	229	113	2	0.242	0.947	0.385	14.375	27.378	13.049	0
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	38	32	280	62	6	0.340	0.842	0.485	16.109	56.589	14.853	0
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	сумма знаний	38	38	84	258	0	0.128	1.000	0.228	5.047	0.569	9.254	0
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	38	32	280	62	6	0.340	0.842	0.485	16.000	56.246	14.503	0
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	сумма знаний	38	38	85	257	0	0.129	1.000	0.228	4.804	0.513	8.606	0
17	INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	38	36	200	142	2	0.202	0.947	0.333	19.505	41.028	32.675	1
18	INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1	сумма знаний	38	36	87	255	2	0.124	0.947	0.219	11.449	5.245	40.135	0
19	INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	38	35	201	141	3	0.199	0.921	0.327	19.249	41.304	30.729	1
20	INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2	сумма знаний	38	36	88	254	2	0.124	0.947	0.220	10.587	4.767	35.395	0

Рисунок 10. Экранная форма режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 13 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В.Луценко [9] СК-модели INF4.

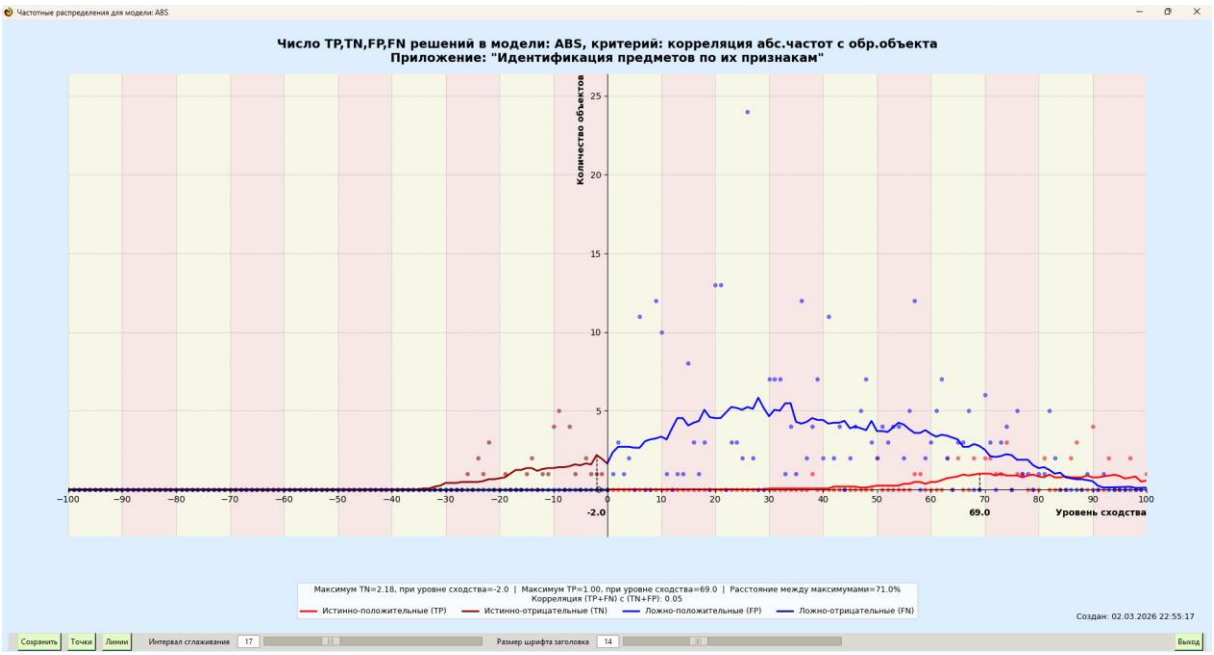


Рисунок 11. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В.Луценко СК-модели INF4 [9]

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критериям достоверности L1-мерой проф. Е.В.Луценко СК-модели INF4:

– при уровнях сходства меньше 48% в данной задаче преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. В общем случае при уровнях сходства выше 80% ложных положительных решений практически нет;

– ***чем выше уровень сходства, тем больше доля истинных решений. Поэтому уровень сходства является адекватной <u>внутренней</u> мерой системы «Эйдос», так сказать адекватной мерой <u>самооценки</u> или <u>аудита</u> степени достоверности решений и уровня риска ошибочного решения***.

На рисунках 14 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в данной работе вместо более детального описания данного режима.

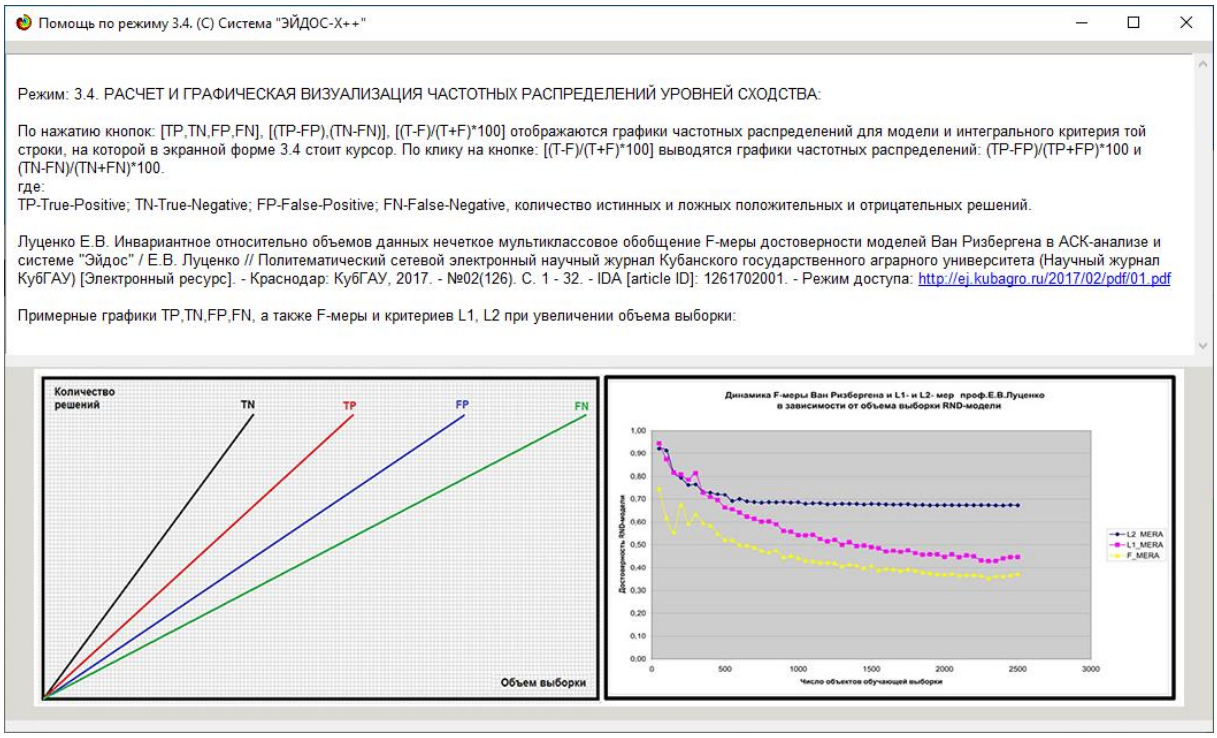


Рисунок 12. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. *Задача-5.* Выбор наиболее достоверной модели

3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

– *идентификация* объекта с классом достоверна, т.е. модель относит объекты к классам, к которым они действительно принадлежат;

– *прогнозирование* достоверно, т.е. действительно наступают те события, которые прогнозируются;

– *принятие решений* адекватно (достоверно), т.е. после реализации принятых управляющих решений объект управления действительно переходит в целевые будущие состояния;

– *исследование* достоверно, т.е. полученные в результате исследования модели объекта моделирования выводы могут быть с полным основанием отнесены к объекту моделирования.

3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 4.1.2 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 15). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

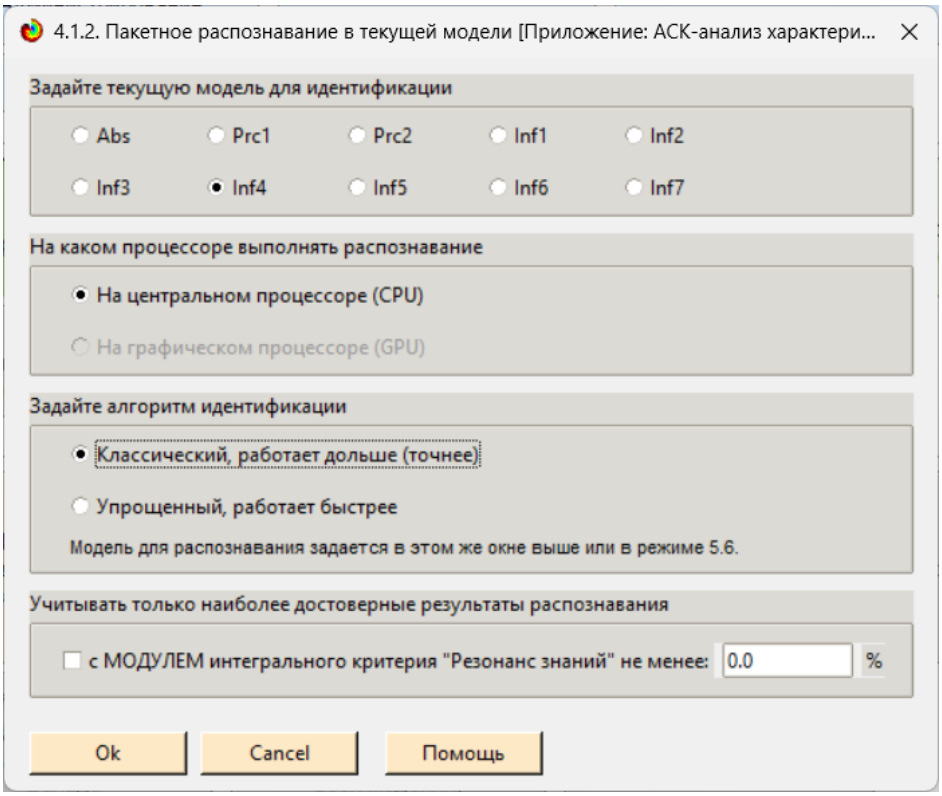


Рисунок 13. Задание СК-модели INF4 в качестве текущей

3.6. *Задача-6.* Системная идентификация и прогнозирование

3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

При решении *задачи идентификации* каждый объект распознаваемой выборки сравнивается по всем своим признакам с каждым из обобщенных образов классов. Смысл решения задачи идентификации заключается в том, что при определении принадлежности конкретного объекта к обобщенному образу классу об этом конкретном объекте ***по аналогии*** *становится известно все, что известно об объектах этого класса, по крайней мере, самое существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.*

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему (рисунок 3).

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда с с разработкой и реализацией в системе «Эйдос» высокоэффективных

алгоритмов распознавания и использованием графического процессора (GPU) для расчетов эта проблема практически снялась.

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны[10] в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

Интегральный критерий «Сумма знаний» представляет собой суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 5.5:

$$I_j = (\vec{I}_{ij}, \vec{L}_i).$$

В выражении круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^{M} I_{ij} L_i,$$

где: M – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j–го класса;

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, \textit{если } i-\textit{й фактор действует}; \\ n, \textit{где}: n > 0, \textit{если } i-\textit{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, \textit{если } i-\textit{й фактор не действует}. \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n, т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» - один раз).

[10] В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой *нормированное* суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 3.3 и имеет вид:

$$I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^{M} \left(I_{ij} - \bar{I}_j\right)\left(L_i - \bar{L}\right),$$

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков); $\bar{I}_j$ – средняя информативность по вектору класса; $\bar{L}$ – среднее по вектору объекта;

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса; σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$– вектор состояния j–го класса; $\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта (состояния или явления), включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, \textit{если } i - \textit{й фактор действует}; \\ n, \textit{где}: n > 0, \textit{если } i - \textit{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, \textit{если } i - \textit{й фактор не действует}. \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n, т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» - один раз).

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями: $I_{ij} \to \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}$, $L_i \to \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}$.Поэтому по своей сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в частности линейной

интерполяции: $I_{ij} \to \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}$, $L_i \to \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$, Это позволяет предложить неограниченное количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев

Данные интегральные критерии обладают очень интересными ***математическими свойствами***, которые обеспечивают ему важные достоинства:

Во-первых, интегральный критерий имеет **неметрическую** природу, т.е. он являются мерой сходства векторов класса и объекта, но не расстоянием между ними, а косинусом угла между ними, т.е. это межвекторное или информационное расстояние. Поэтому его применение является корректным в **неортонормированных** пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

Во-вторых, данный интегральный критерий являются **фильтром**, подавляющим белый **шум**, который всегда присутствует в эмпирических исходных данных и в моделях, созданных на их основе. Это свойство подавлять белый шум проявляется у данного критерия тем ярче, чем больше в модели градаций описательных шкал.

В-третьих, интегральный критерий сходства представляет собой количественную меру сходства/различия конкретного объекта с обобщенным образом класса и имеет тот же смысл, что и **функция принадлежности** элемента множеству в нечеткой логике Лотфи Заде. **Однако** в нечеткой логике эта функция задается исследователем априорно путем выбора из нескольких возможных вариантов, а в АСК-анализе и его программном инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос» она рассчитывается в соответствии с хорошо обоснованной математической моделью непосредственно на основе эмпирических данных.

В-четвертых, кроме того значение интегрального критерия сходства представляет собой адекватную самооценку **степени уверенности** системы в положительном или отрицательном решении о принадлежности/непринадлежности объекта к классу или **риска ошибки** при таком решении.

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij}, т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах [2, 3, 4].

На рисунках 17 приведены экранные формы режима идентификации и прогнозирования 4.1.2 системы «Эйдос».

3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

В АСК-анализе разработаны, а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК-анализа или сценарном АСК-анализе [11]. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно освящены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [4-7, 11] и в ряде других [48].

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 16).

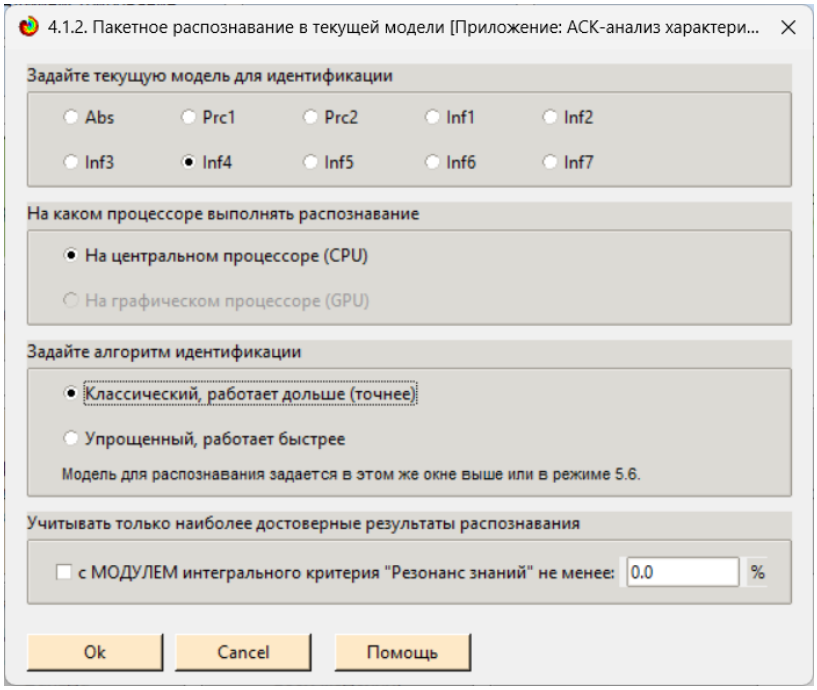


Рисунок 14. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14 (рисунок 17).

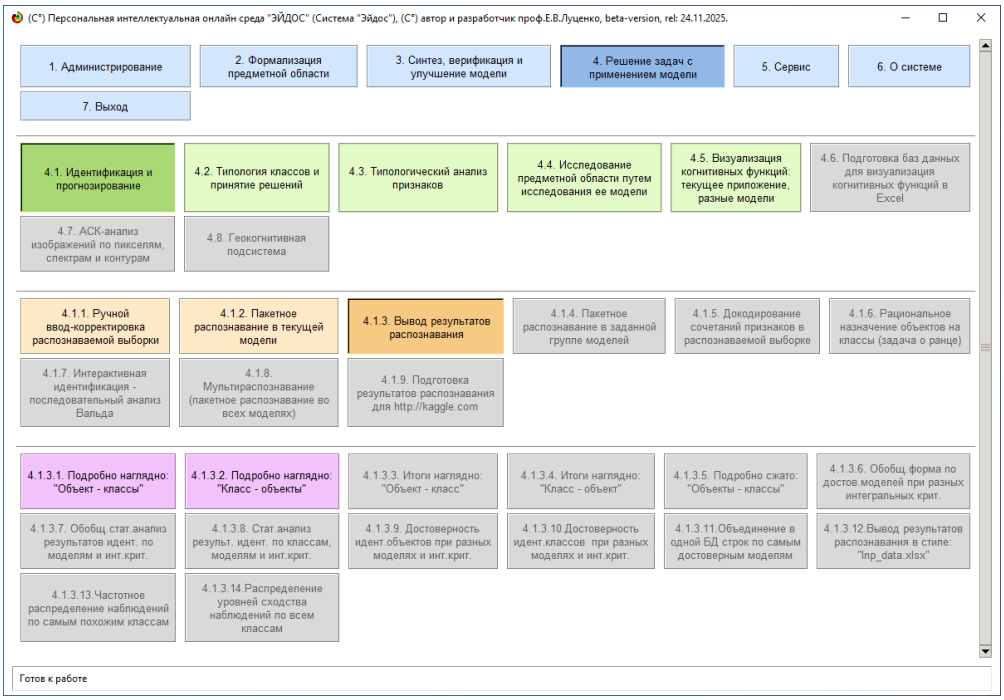


Рисунок 15. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 18):

Эти выходные формы, учитывая сказанное выше об интегральных критериях системы «Эйдос», как говорят «интуитивно понятны» и не требуют особых комментариев.

3.7. ***Задача-7.*** Поддержка принятия решений

3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ

3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Задачи прогнозирования и принятия решений относятся друг к другу как прямая и ***обратная*** задачи:

– при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;

– при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

Таким образом, задача принятия решений является ***обратной*** по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем

случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [10] (рисунки 19).

На первом рисунке 19 приведена экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой экранной форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того, пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

Графические выходные формы, приведенные на рисунках 19, интуитивно понятны и не требуют особых комментариев. Отметим лишь, что на SWOT-диаграммах наглядно показаны знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне. Знак показан цветом, а сила влияния – толщиной линии.

Слева на SWOT-диаграмме приведены значения факторов, способствующих переходу объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне (показаны красным цветом), а справа – препятствующих этому переходу (показаны синим цветом). Сила влияния каждого значения фактора на поведение объекта моделирования показана толщиной линии.

Необходимо подчеркнуть, что в системе «Эйдос» SWOT-диаграммы формируются автоматически на основе статистических и системно-когнитивных моделей, созданных непосредственно на основе эмпирических данных, а не как обычно не формализуемым экспертным путем на основе интуиции, опыта и профессиональной компетенции, т.е. практически «на глазок», а в некоторых случаях и вообще «от фонаря».

3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

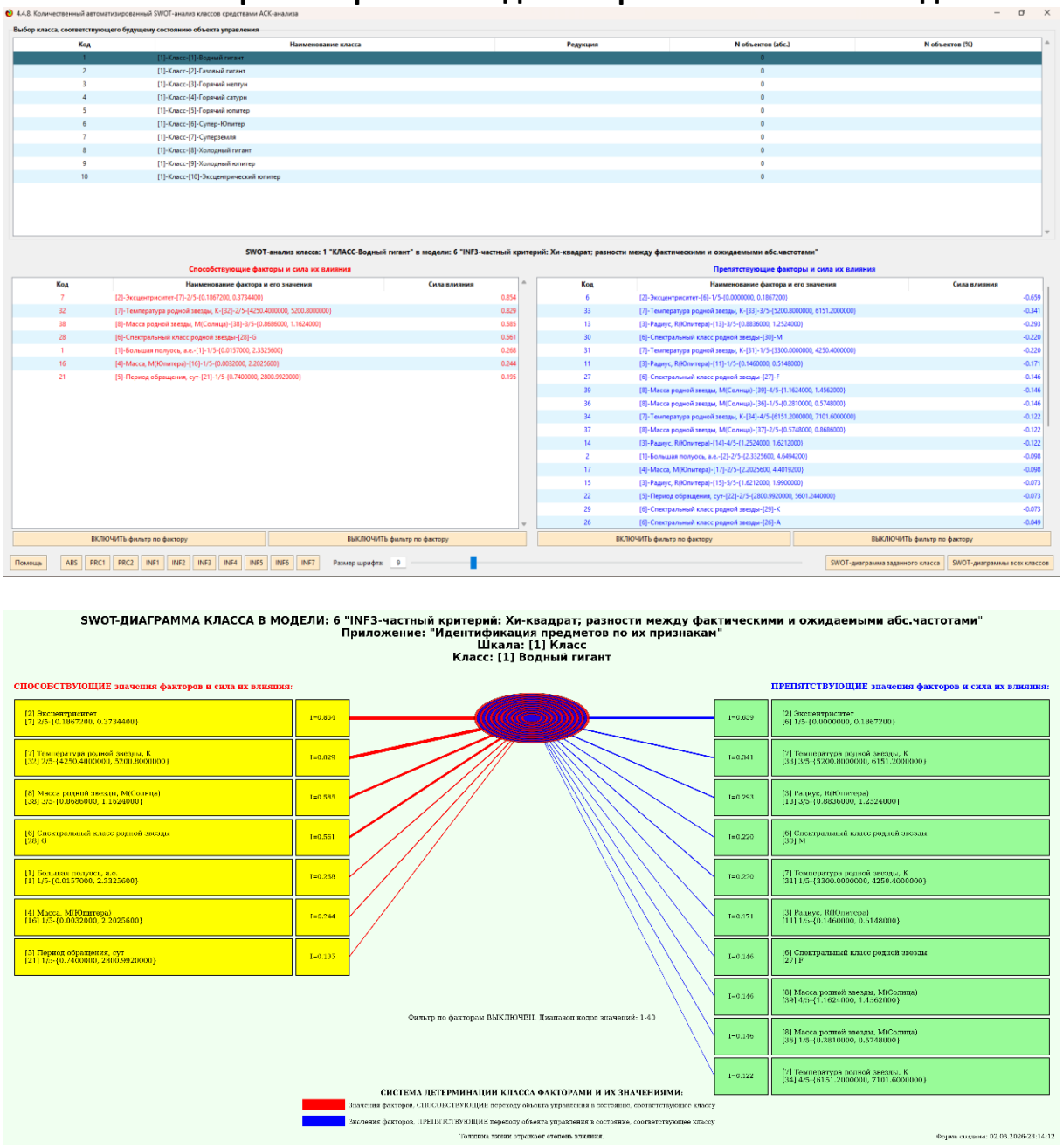


Рисунок 16. Экранные формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, какие характеристики экзопланеты влияют на ее класс.

3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [11, 12, 13] и в ряде других работ.

Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 20).

Шаг 1-й. Руководство ставит **цели** управления, т.е. определяет будущие целевые состояния объекта управления. Обычно целевые состояния в натуральном выражении – это количество и качество продукции, а в стоимостном выражении – прибыль и рентабельность. Объект управления как система, эффективность объекта управления как **системное свойство**, повышение уровня системности объекта управления как цель управления (нелинейность). Модель отражает определенный уровень технологий, поэтому целевые состояния, недостижимые в одной модели, могут оказаться достижимыми в другой с большим числом факторов [11, 12, 13, 14, 15, 16].

Шаг 2-й (см.реж.6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [9]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [14, 15].

Шаг 3-й. Если целевое состояние одно, то переходим на шаг 6, а иначе на шаг 4.

Шаг 4-й. Иначе оцениваем **корректность** поставленных целей путем сравнения системы детерминации целевых состояний методом **когнитивной кластеризации** (4.2.2.3) или на основе матрицы сходства (4.2.2.1), т.е. определяем, являются ли целевые состояния совместимыми,

т.е. достижимыми одновременно, по обуславливающим их значениями факторов, или они являются взаимоисключающими (альтернативными) по системе детерминации и одновременно недостижимы.

Шаг 5-й. Поставленные цели управления корректны, совместимы, достижимы одновременно? Если да – переход на шаг 6, иначе на шаг 1.

Шаг 6-й. Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем решения обратной задачи прогнозирования в автоматизированном **SWOT-анализе** (реж.4.4.8) для каждого из целевых состояний и **объединяем** рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов [10].

Шаг 7-й. Оцениваем технологические и финансовые **возможности** применения на практике рекомендованных на шаге 6 значений факторов.

Шаг 8-й. Если такая возможность имеется для всех значений факторов, то принимаем их для реализации на практике и переходим на шаг 13 для проверки эффективности принятых решений, а иначе переходим на шаг 9.

Шаг 9-й. Если же такой возможности нет, то **исключаем** из системы значений факторов, рекомендованных на шаге 6, те из них, которые по каким-либо причинам нет возможности применить на практике (реж.4.1.1) и переходим на шаг 10.

Шаг 10-й. Прогнозируем результаты применения на практике сокращенной системы значений факторов в которой есть только те, которые есть реальная возможность применить на практике (реж.4.1.2).

Шаг 11-й. Сокращенная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

Шаг 12-й. Заменяем рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием когнитивного **кластерно-конструктивного анализа** значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) [16].

Шаг 13-й. Прогнозирование результатов применения на практике системы значений факторов, сформированной на предыдущих этапах (реж.4.1.2)

Шаг 14-й. Сформированная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да – то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 1.

Приведенный выше развитый алгоритм принятия решений может быть применен в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос». Принципиальная схема подобной системы приведена на рисунке 21:

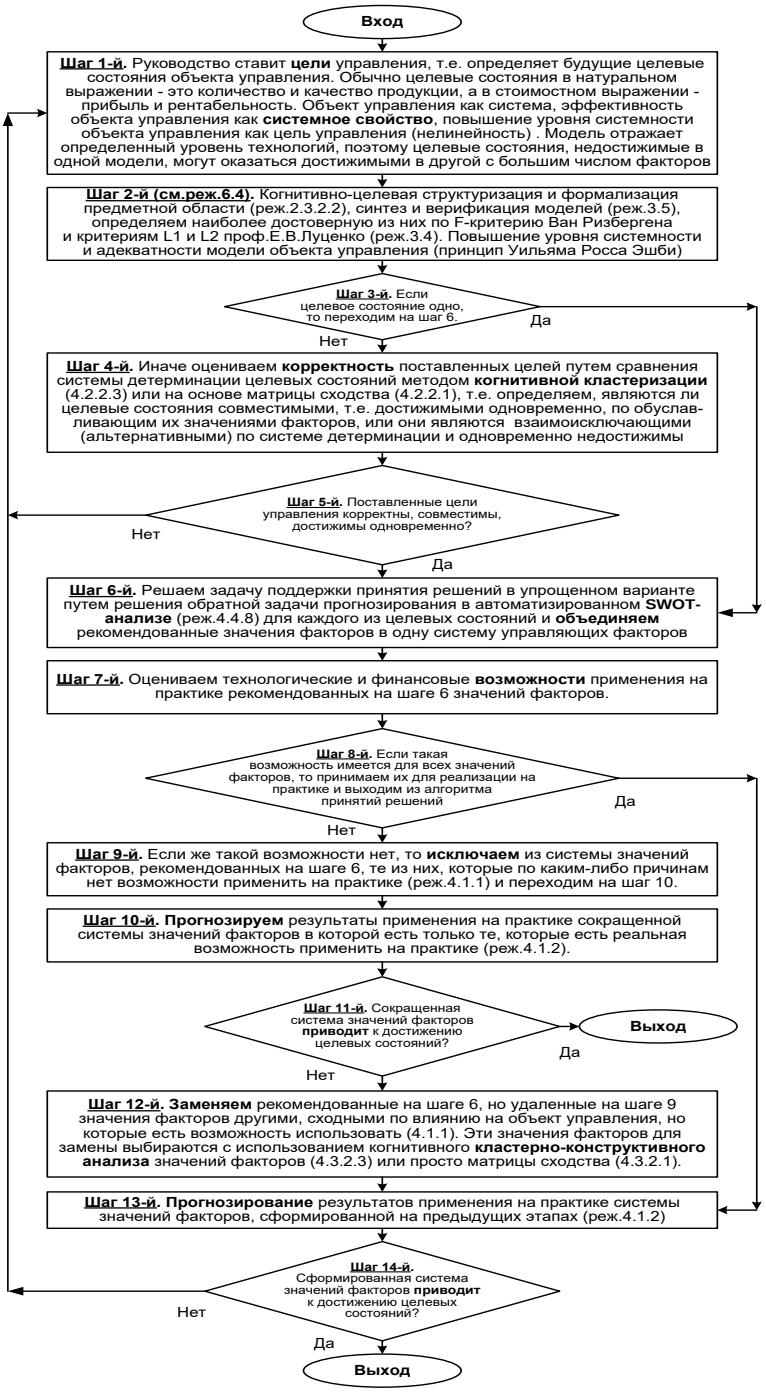


Рисунок 17. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

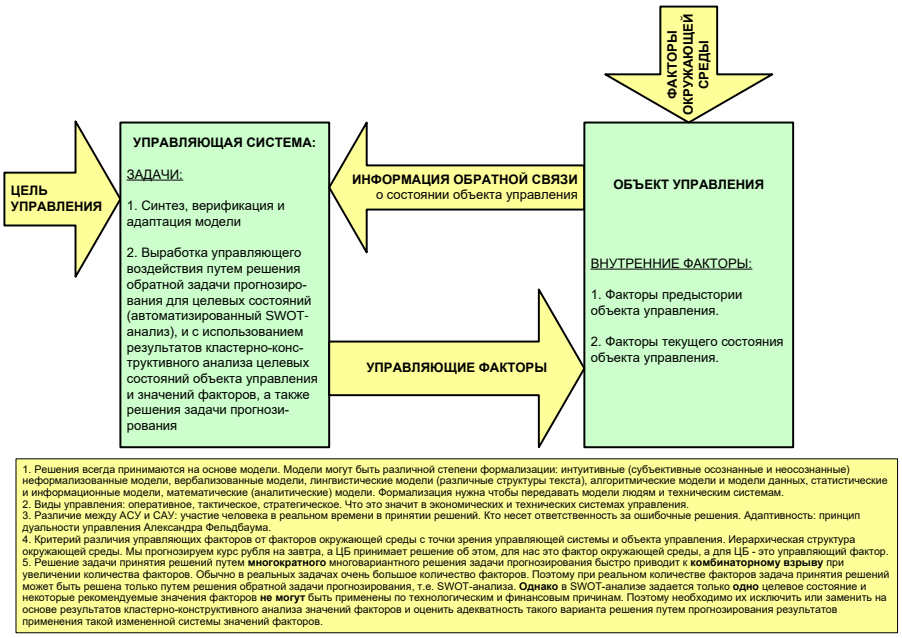


Рисунок 18. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Как мы видим в развитом алгоритме принятия решений широко используются результаты конкретного решения различных задач: и задачи прогнозирования, и некоторых задач исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Необходимо особо отметить, что система «Эйдос» поддерживает решение всех этих задач, которые необходимо решать в развитом алгоритме принятия решений. Потому ниже кратко рассмотрим решение этих и некоторых других задач.

3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»

Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного ***механизма*** детерминации, а только сам факт и характер детерминации (силу и направление влияния факторов). ***Содержательное*** объяснение конкретных механизмов этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [12, 17].

3.8. *Задача-8.* Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

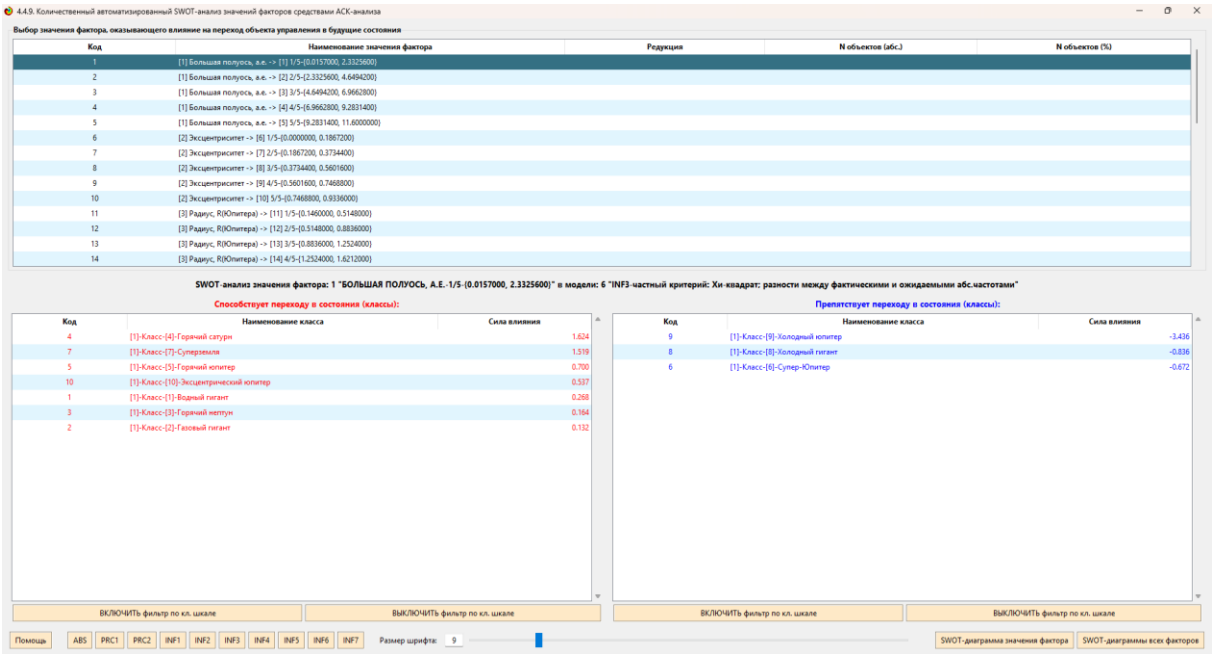
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)

3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [10]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть ***смысл*** (семантический потенциал) этой градации описательной шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы «Эйдос».

3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры инвертированных SWOT-диаграмм приведены на рисунках 22 для некоторых значений факторов:



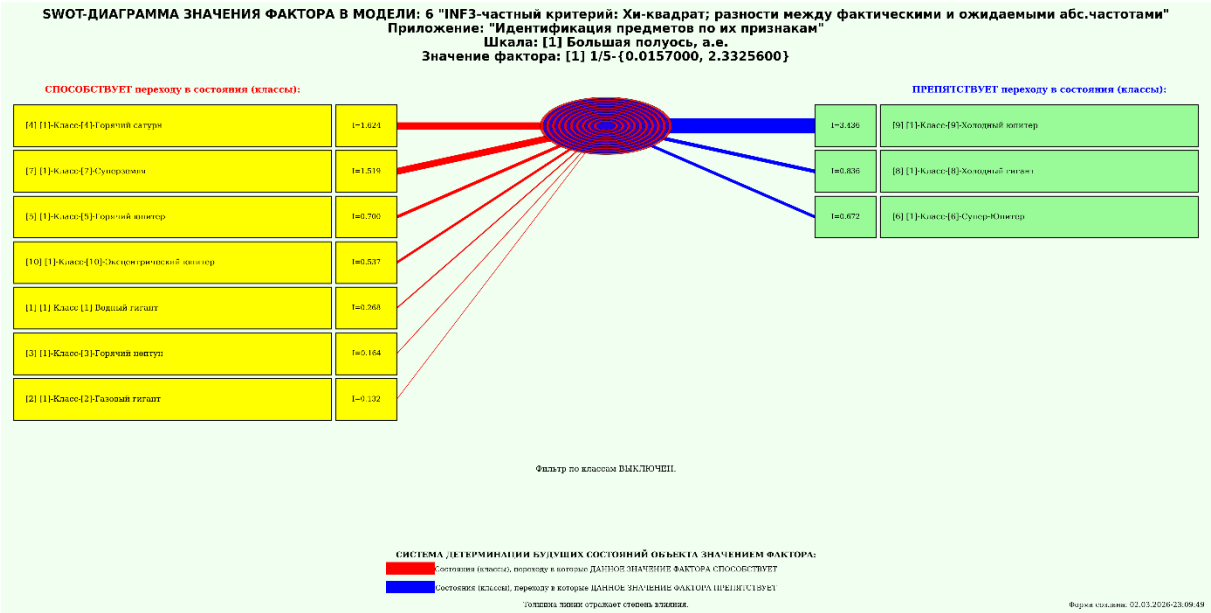


Рисунок 19. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.4, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

– круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 24);

– агломеративные дендрограммы, полученные в результате ***когнитивной (истинной) кластеризации классов*** (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 26);

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 25).

Эта матрица сходства (таблица 14) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 23 представлены экранная форма режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т. е. по обуславливающим их значениям факторов:

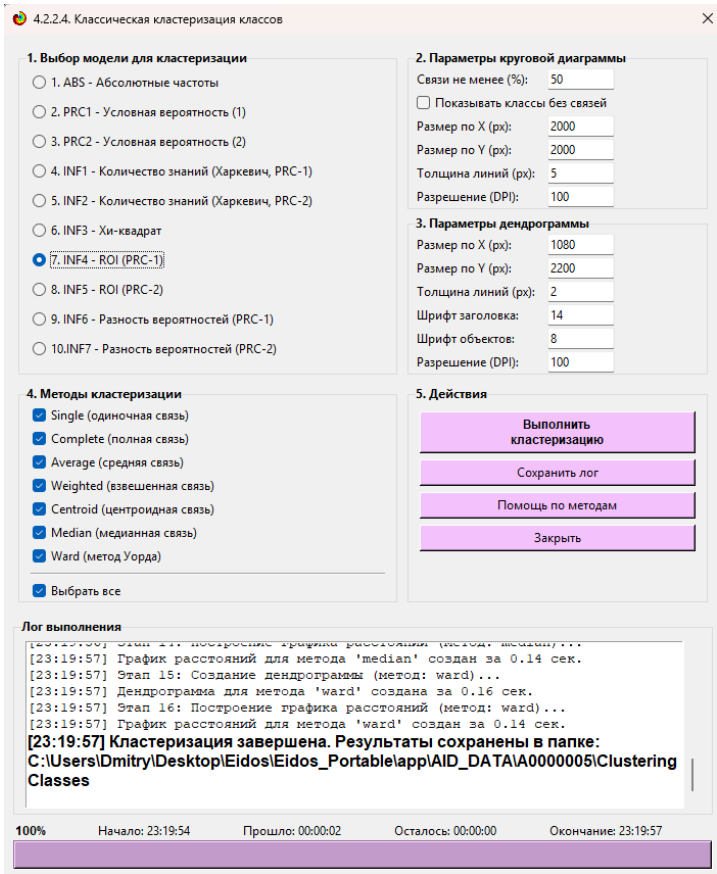


Рисунок 20. Экранная форма режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 9 – Матрица сходства классов в СК-модели INF4 (полностью)

	1]-Класс-[1]-Водный гигант	**1]-Класс-[2]-Газовый гигант**	**1]-Класс-[3]-Горячий нептун**	**1]-Класс-[4]-Горячий сатурн**	**1]-Класс-[5]-Горячий юпитер**	**1]-Класс-[6]-Супер-Юпитер**	**1]-Класс-[7]-Суперземля**	**1]-Класс-[8]-Холодный гигант**	**1]-Класс-[9]-Холодный юпитер**	**[1]-Класс-[10]-Эксцентрический юпитер**
[1]-Класс-[1]-Водный гигант		,248027	,338232	0,15801	0,12723	0,14839	0,20632	,098495	0,07716	-0,07118
[1]-Класс-[2]-Газовый гигант	,248027		0,16414	0,14171	0,07865	0,06724	0,20711	,541535	0,08958	-0,07424
[1]-Класс-[3]-										-

Горячий нептун	,338232	0,16414		0,29111	0,14843	0,18468	,641416	,017106	0,20112	0,10445
[1]-Класс-[4]-Горячий сатурн	0,15801	0,14171	0,29111		,205033	,003687	0,23358	0,06418	0,05665	-0,07675
[1]-Класс-[5]-Горячий юпитер	0,12723	0,07865	0,14843	,205033		,132236	0,11063	0,10216	0,1562	-0,0651
[1]-Класс-[6]-Супер-Юпитер	0,14839	0,06724	0,18468	,003687	,132236		0,14686	0,1449	0,19848	-0,13459
[1]-Класс-[7]-Суперземля	0,20632	0,20711	,641416	0,23358	0,11063	0,14686		0,12603	0,13678	-0,09292
[1]-Класс-[8]-Холодный гигант	,098495	,541535	,017106	0,06418	0,10216	0,1449	0,12603		0,06976	-0,07591
[1]-Класс-[9]-Холодный юпитер	0,07716	0,08958	0,20112	0,05665	0,1562	0,19848	0,13678	0,06976		-0,00268
[1]-Класс-[10]-Эксцентрический юпитер	0,07118	0,07424	0,10445	0,07675	0,0651	0,13459	0,09292	0,07591	0,00268	1

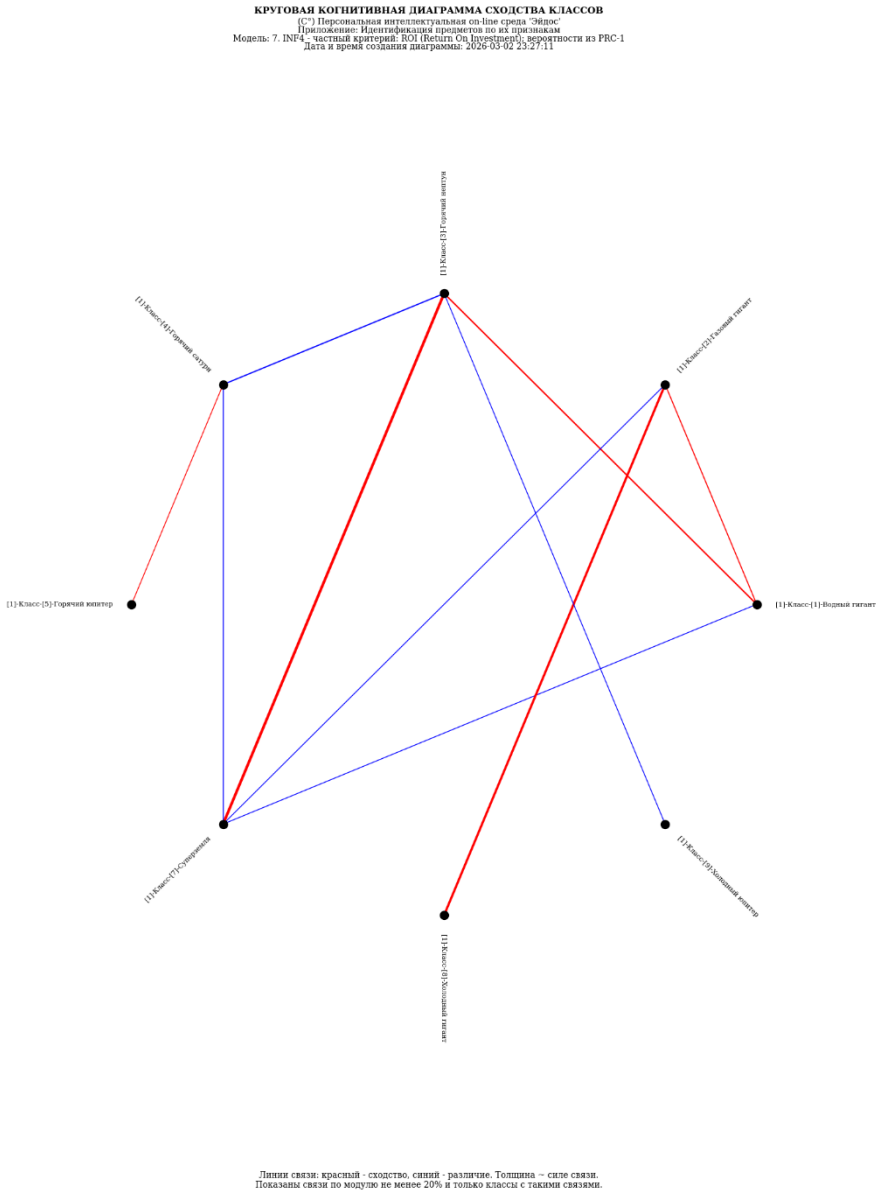


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.3)

Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

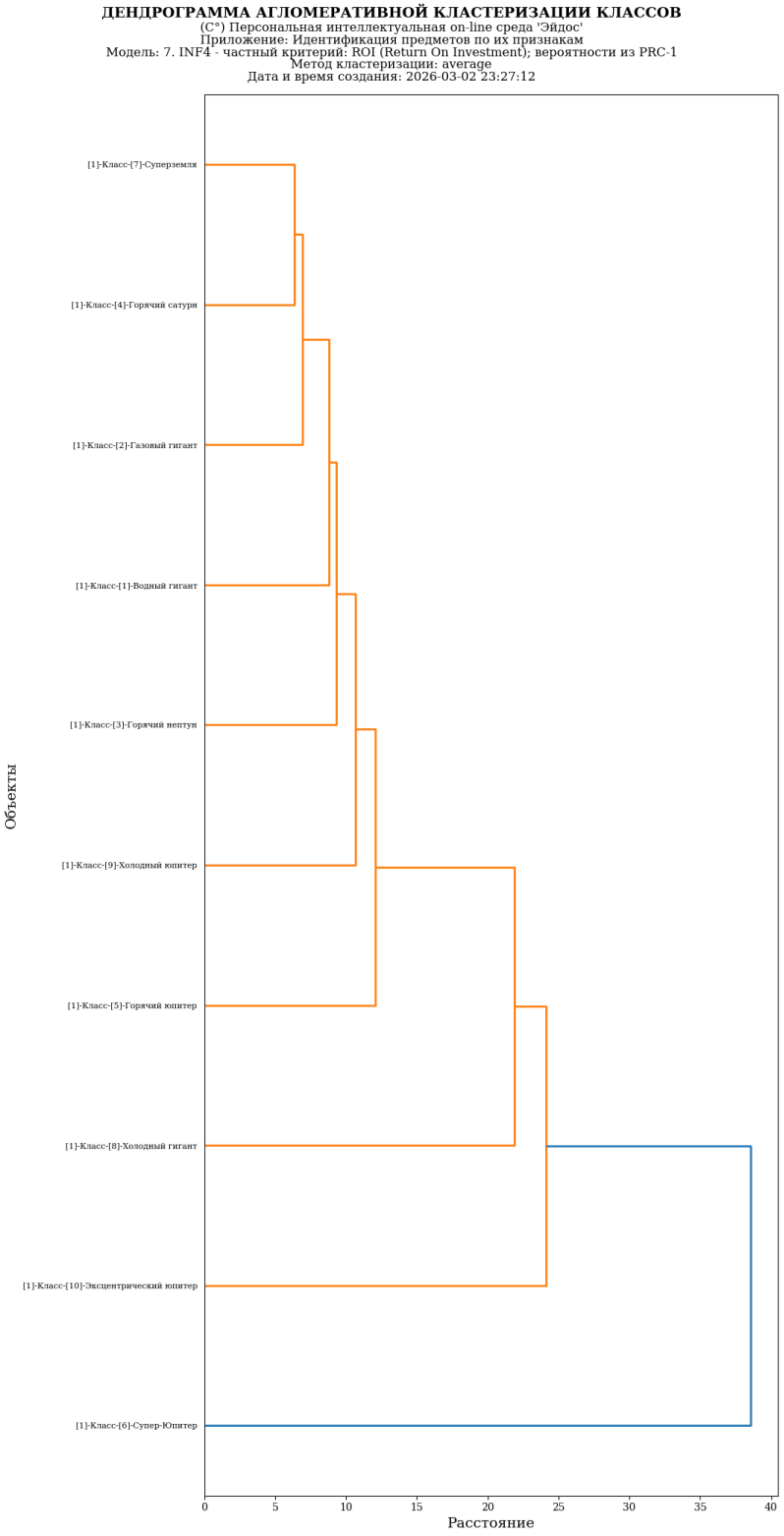


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

– круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 28);

– агломеративные дендрограммы, полученные в результате ***когнитивной (истинной) кластеризации признаков*** (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.3.2.3) рисунок 29);

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 30).

Эта матрица сходства (таблица 15) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 27 представлены экранные формы режима 4.3.2.4, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

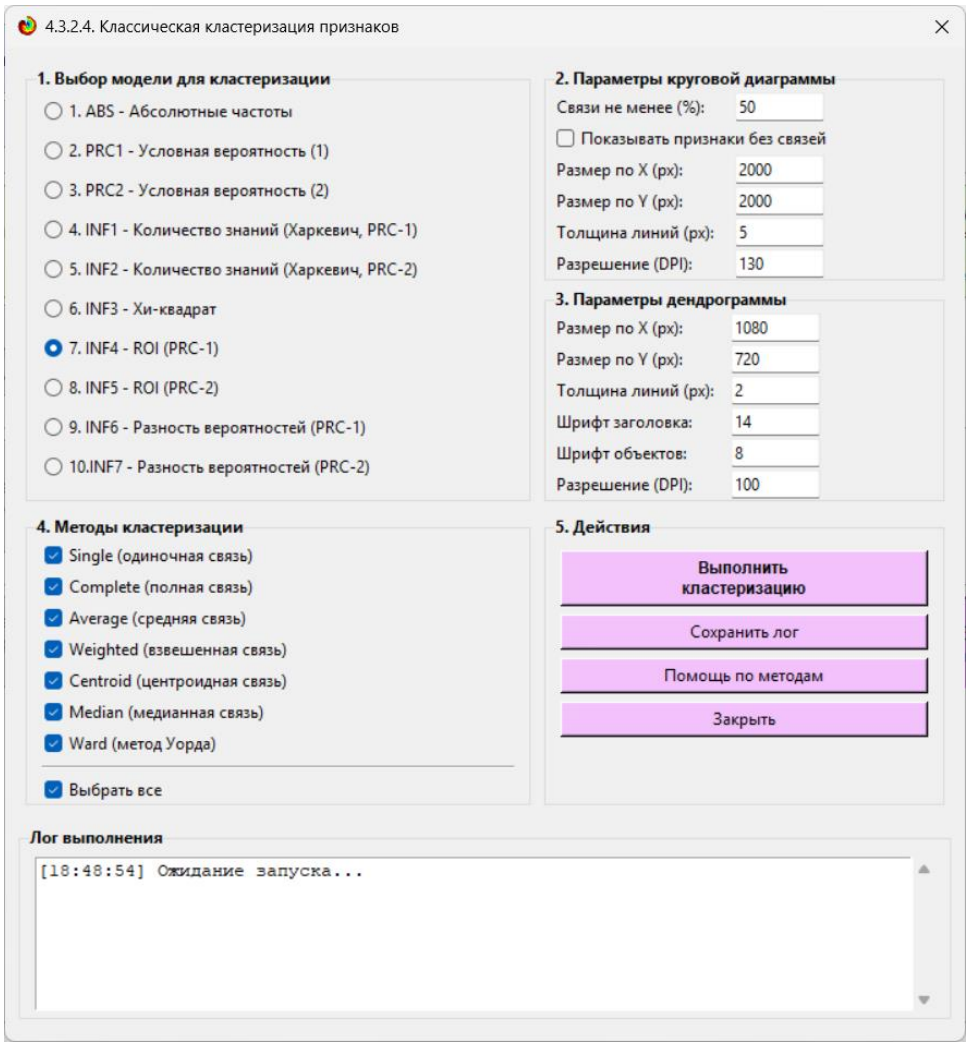


Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 10 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF4 (фрагмент)

kod_pr	**[1]-Большая полуось, а.е.-[1]-1/5-{0.0157000, 2.3325600}**	**[1]-Большая полуось, а.е.-[2]-2/5-{2.3325600, 4.6494200}**	**[1]-Большая полуось, а.е.-[3]-3/5-{4.6494200, 6.9662800}**	**[1]-Большая полуось, а.е.-[4]-4/5-{6.9662800, 9.2831400}**	**[1]-Большая полуось, а.е.-[5]-5/5-{9.2831400, 11.6000000}**	**[2]-Эксцентриситет-[6]-1/5-{0.0000000, 0.1867200}**	**[2]-Эксцентриситет-[7]-2/5-{0.1867200, 0.3734400}**
[1]-Большая полуось, а.е.-[1]-1/5-{0.0157000, 2.3325600}	1	-0,91566	-0,14708	-0,17401	-0,91566	0,108316	-0,16334
[1]-Большая полуось, а.е.-[2]-2/5-{2.3325600,	-0,91566	1	-0,16679	-0,09033	1	-0,13099	0,093965

4.6494200}							
[1]-Большая полуось, а.е.-[3]-3/5-{4.6494200, 6.9662800}	-0,14708	-0,16679	1	0,028658	-0,16679	-0,02088	0,209662
[1]-Большая полуось, а.е.-[4]-4/5-{6.9662800, 9.2831400}	-0,17401	-0,09033	0,028658	1	-0,09033	0,025971	-0,05155
[1]-Большая полуось, а.е.-[5]-5/5-{9.2831400, 11.6000000}	-0,91566	1	-0,16679	-0,09033	1	-0,13099	0,093965
[2]-Эксцентриситет-[6]-1/5-{0.0000000, 0.1867200}	0,108316	-0,13099	-0,02088	0,025971	-0,13099	1	-0,64552
[2]-Эксцентриситет-[7]-2/5-{0.1867200, 0.3734400}	-0,16334	0,093965	0,209662	-0,05155	0,093965	-0,64552	1
[2]-Эксцентриситет-[8]-3/5-{0.3734400, 0.5601600}							
[2]-Эксцентриситет-[9]-4/5-{0.5601600, 0.7468800}	-0,54768	0,618103	-0,08387	-0,02393	0,618103	-0,58348	0,041445
[2]-Эксцентриситет-[10]-5/5-{0.7468800, 0.9336000}	0,09838	-0,08212	0,038072	0,047868	-0,08212	-0,62634	-0,02881
[3]-Радиус, R(Юпитера)-[11]-1/5-{0.1460000, 0.5148000}	0,388342	-0,33207	-0,21912	-0,12098	-0,33207	0,238507	0,078614
[3]-Радиус,							

R(Юпитера)-[12]-2/5-{0.5148000, 0.8836000}							
[3]-Радиус, R(Юпитера)-[13]-3/5-{0.8836000, 1.2524000}	-0,33346	0,300619	0,08247	0,129666	0,300619	-0,51366	0,096947
[3]-Радиус, R(Юпитера)-[14]-4/5-{1.2524000, 1.6212000}	0,411032	-0,39156	0,102828	-0,08622	-0,39156	-0,03275	-0,24011
[3]-Радиус, R(Юпитера)-[15]-5/5-{1.6212000, 1.9900000}	0,280885	-0,33585	-0,19036	0,426693	-0,33585	-0,04977	-0,04949

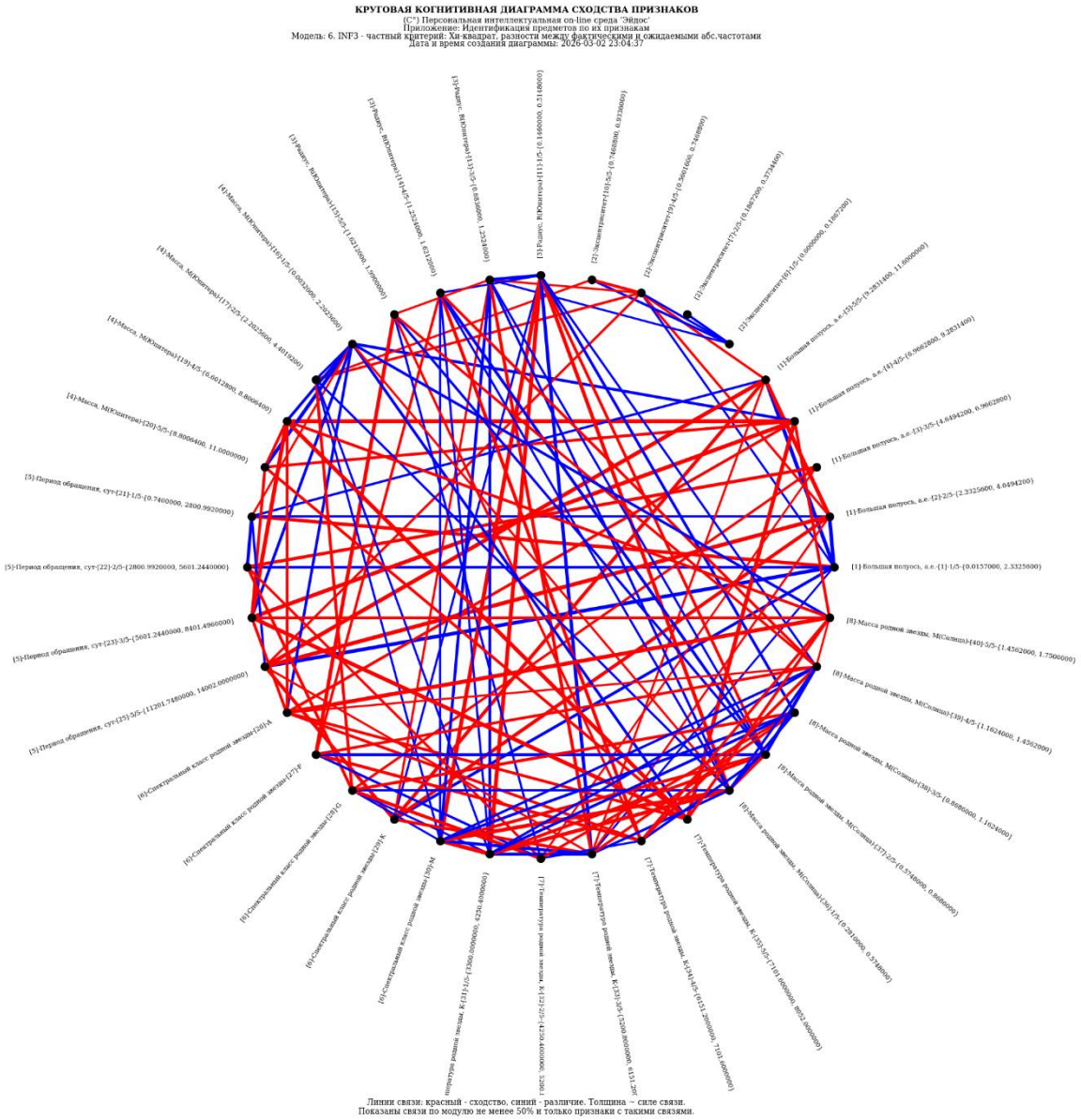


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF4 (режим 4.3.2.2)

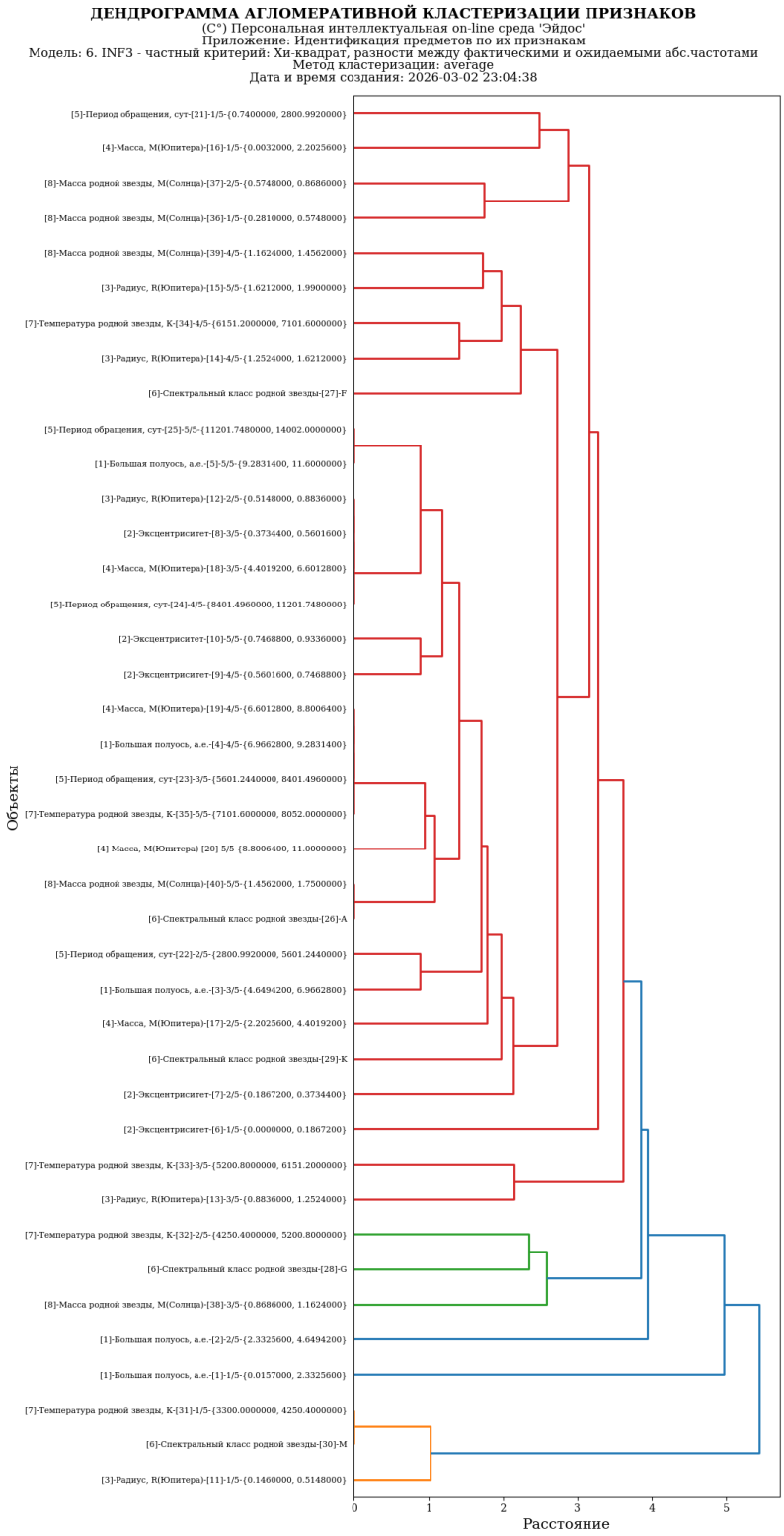


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Модель знаний системы «Эйдос» относится к ***нечетким декларативным гибридным*** моделям и объединяет в себе некоторые положительные особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний.

Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. *Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность*. Это является очень важным свойством моделей системы «Эйдос», существенно облегчающим и упрощающим программную реализации и быстродействие системы.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [18]:

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а

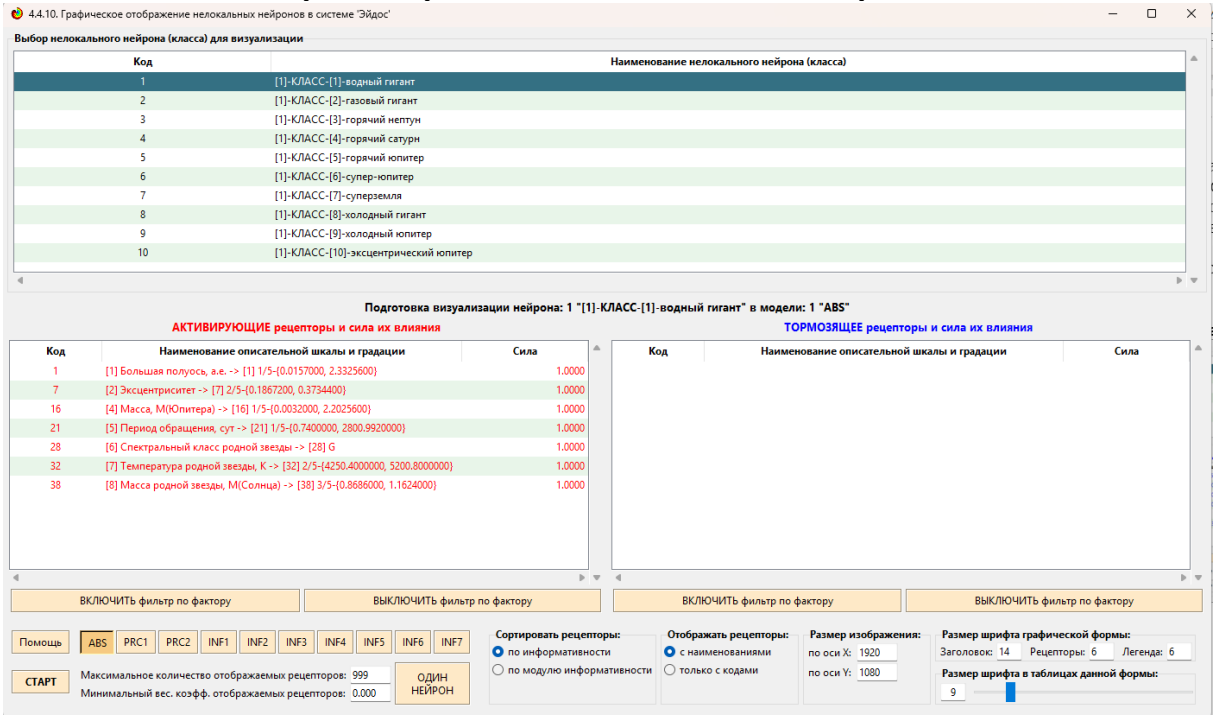
рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на ***теории информации*** (это напоминает байесовские сети);

2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную ***содержательную интерпретацию***, основанную на теории информации;

3) нейросеть является ***нелокальной***, как сейчас говорят «полносвязной».

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 31). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе



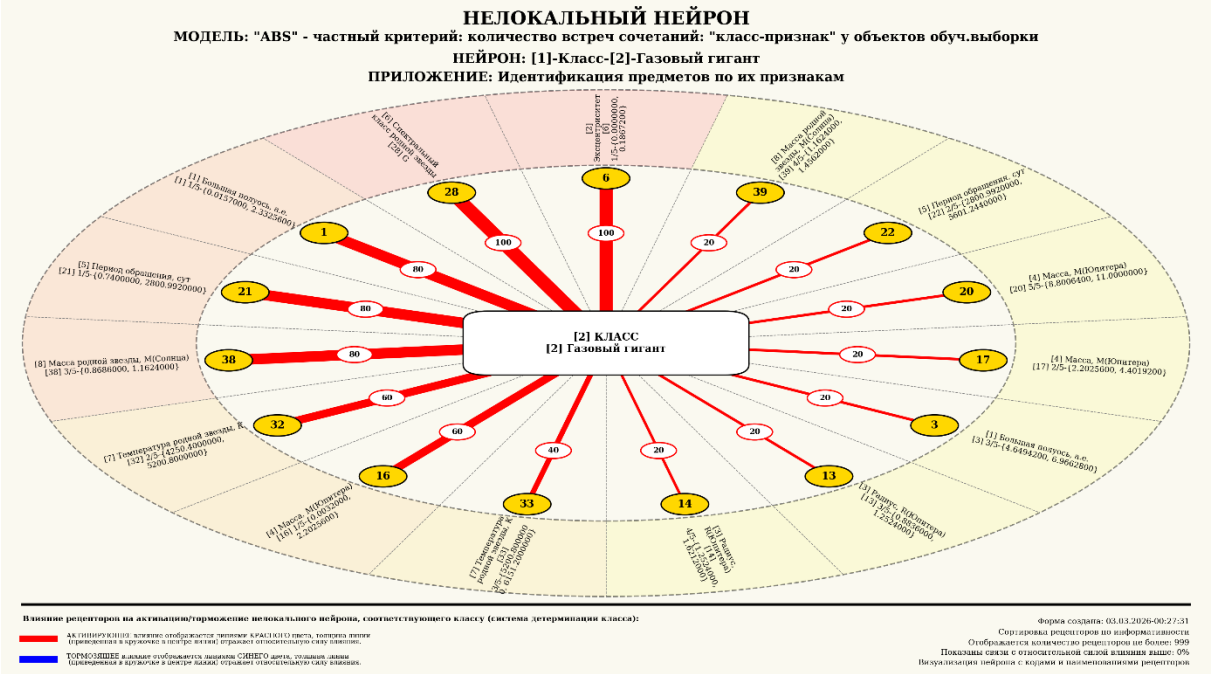


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [18].

Есть также возможность визуализации любого одного слоя нелокальной нейронной сети (режим 4.4.11 системы «Эйдос»).

Такой слой в наглядной форме отражает силу и направление влияния рецепторов ряда нейрона на степень их активации/торможения в форме цвета и толщины дендритов.

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 32). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

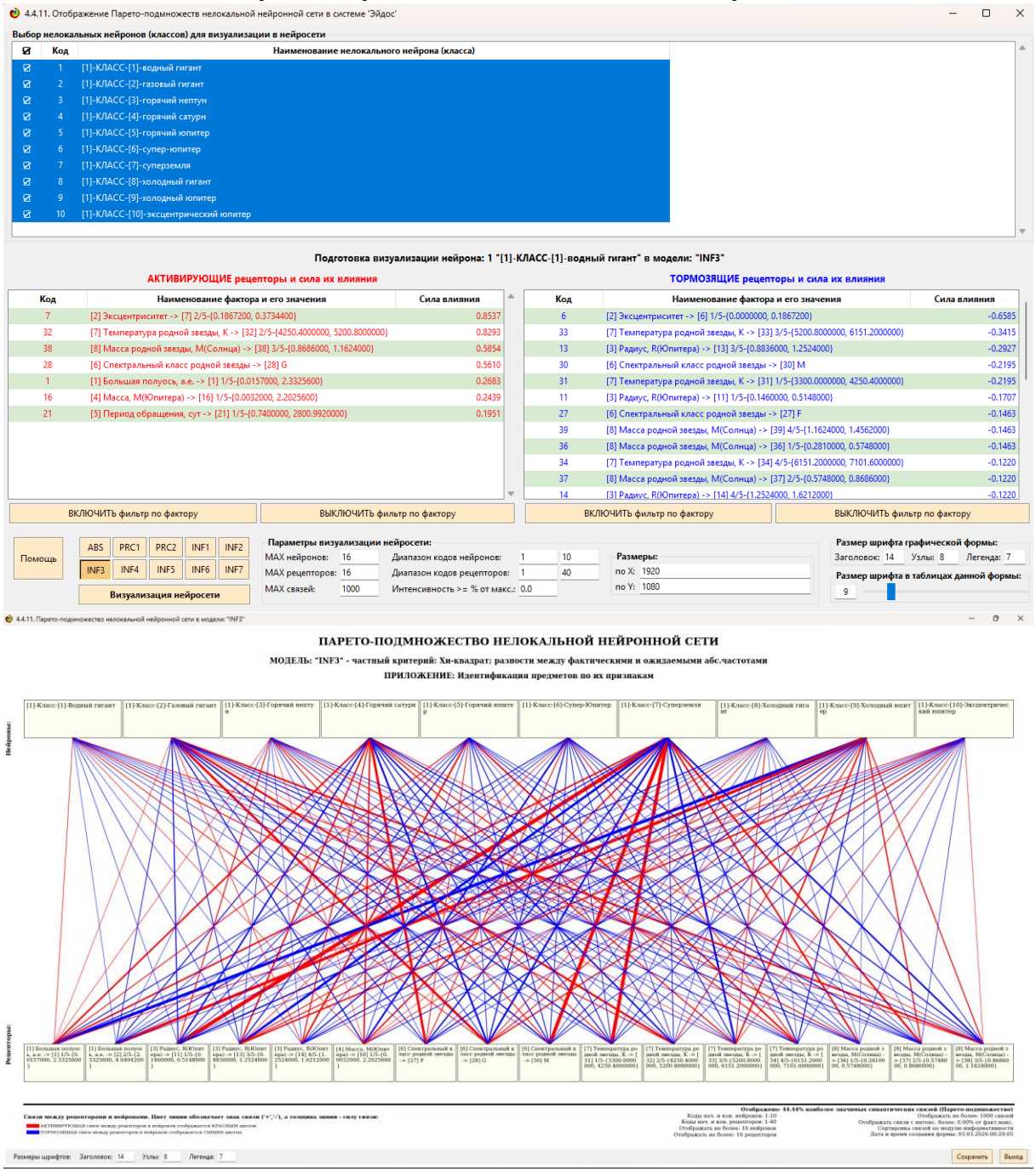


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF4

3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)

3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В 2d-когнитивных диаграммах сравнения классов по системе их детерминации видно, насколько сходны или насколько отличаются друг от друга классы по значениям обуславливающих их факторов.

Однако мы не видим из этой диаграммы, чем именно конкретно сходны и чем именно отличаются эти классы по значениям обуславливающих их факторов.

Это мы можем увидеть из когнитивной диаграммы содержательного сравнения классов, которая отображается в режиме 4.2.3 системы «Эйдос».

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть одним из первых писал Дьердь Пойа [19, 20]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521[11]. Позже об этом писалось в работе [3][12] и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

Допустим нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (признаков) известно, насколько те или иные признаки сходны или отличаются по их влиянию на объект моделирования. Поэтому понятно, что человек с голубыми глазами вероятнее всего блондин, а брюнет, скорее всего, имеет темные глаза. Так что понятно, что эти признаки вносят вклад в различие этих двух людей.

3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 33. Всего системой в данной модели генерируется 36 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 6 классов сравнивается со всеми остальными, в т. ч. с собой, то всего получается 6^2=36 подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №**458** и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.

---

[11] https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

[12] http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf, стр.44.

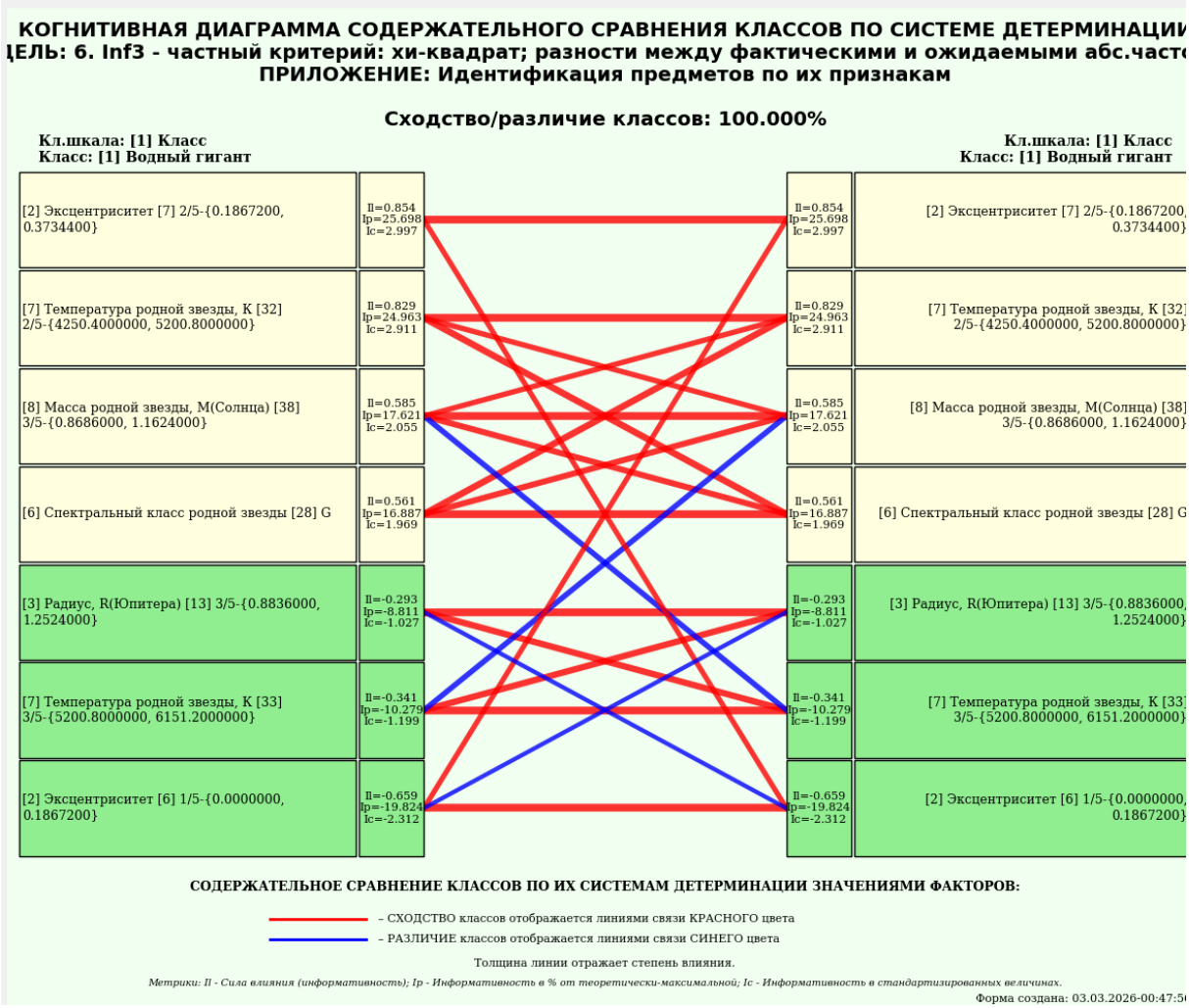

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
ЦЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.часто
ПРИЛОЖЕНИЕ: Идентификация предметов по их признакам
Сходство/различие классов: 100.000%
Кл.шкала: [1] Класс
Класс: [1] Водный гигант
Кл.шкала: [1] Класс
Класс: [1] Водный гигант
[2] Эксцентриситет [7] 2/5-{0.1867200, 0.3734400}
[7] Температура родной звезды, K [32] 2/5-{4250.4000000, 5200.8000000}
[8] Масса родной звезды, M(Солнца) [38] 3/5-{0.8686000, 1.1624000}
[6] Спектральный класс родной звезды [28] G
[3] Радиус, R(Юпитера) [13] 3/5-{0.8836000, 1.2524000}
[7] Температура родной звезды, K [33] 3/5-{5200.8000000, 6151.2000000}
[2] Эксцентриситет [6] 1/5-{0.0000000, 0.1867200}
I=0.854 Ip=25.698 Ic=2.997
I=0.829 Ip=24.963 Ic=2.911
I=0.585 Ip=17.621 Ic=2.055
I=0.561 Ip=16.887 Ic=1.969
I=-0.293 Ip=-8.811 Ic=-1.027
I=-0.341 Ip=-10.279 Ic=-1.199
I=-0.659 Ip=-19.824 Ic=-2.312
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ КЛАССОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ ЗНАЧЕНИЯМИ ФАКТОРОВ:
– СХОДСТВО классов отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ классов отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: I - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 03.03.2026-00:47:5

Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF4

3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)

3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Из 2d-когнитивных диаграмм сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния, соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу.

Напомним, что смысл событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно содержательно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос».

3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 34:

Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF4

3.8.9. Когнитивные функции

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [3, 22, 23].

Когнитивные функции отображают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационной шкалы. При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится информация обо всех градациях классификационной шкалы, т.е. ***каждому значению аргумента соответствуют <u>все</u> значения функции, но соответствуют <u>в разной степени</u>, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается <u>цветом</u>***.

Когнитивные функции являются одним из наиболее мощных и наглядных средств когнитивной графики, имеющихся в системе «Эйдос», позволяющих отобразить силу и направление влияния каждого значения

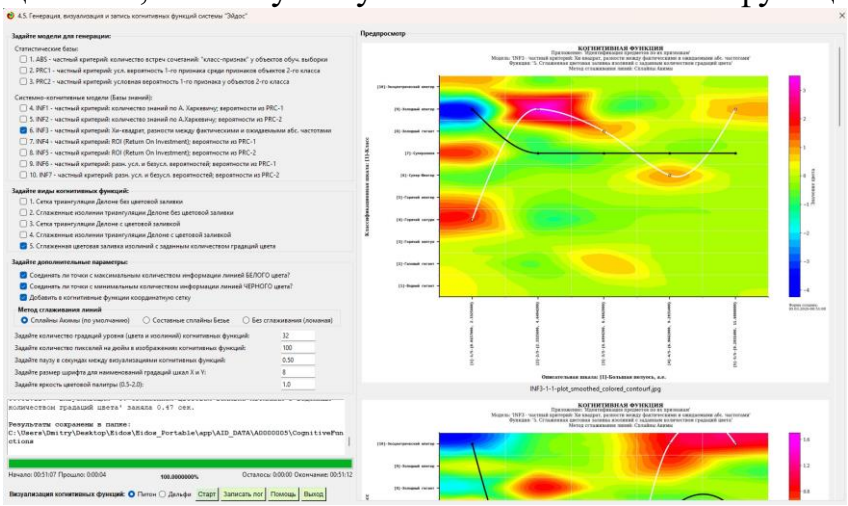
каждого фактора на переход объекта моделирования в каждое из будущих состояний, соответствующих классам.

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это ***феноменологические*** модели, отражающие ***эмпирические*** закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают ***механизма детерминации***, а только сам факт и характер детерминации [17, 23, 24]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [24].

3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 35). Количество когнитивных функций равно количеству сочетаний описательных и классификационных шкал. В модели, рассматриваемой в данной работе, есть 6 описательных шкалы и 1 классификационная, поэтому получается 6 когнитивных функции:



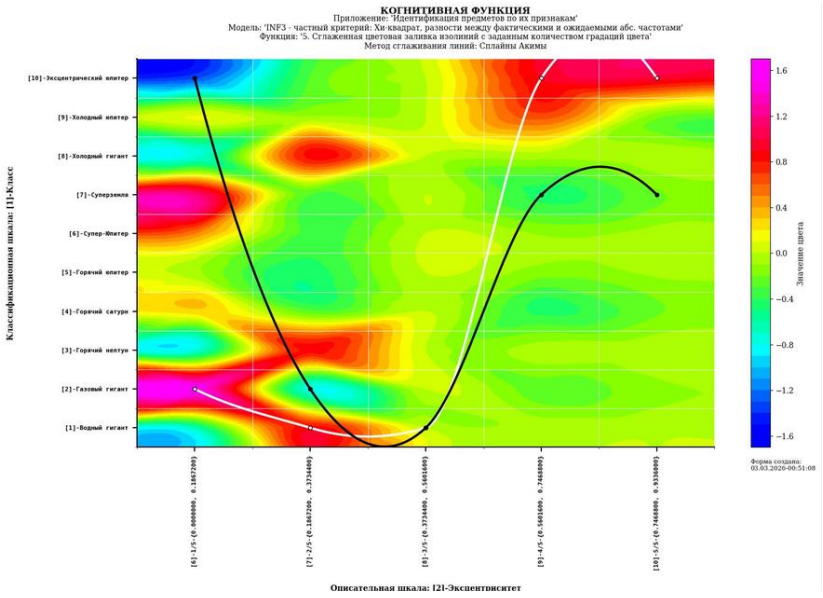


Рисунок 35. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF4

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [24].

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В АСК-анализе все факторы рассматриваются с одной единственной точки зрения: сколько информации содержится в их значениях о переходе объекта моделирования и управления, на который они действуют, в определенное будущее состояние, описываемое классом (градация классификационной шкалы), и при этом сила и направление влияния всех значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [6].

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например, в модели Inf1, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос») (рисунок 36):

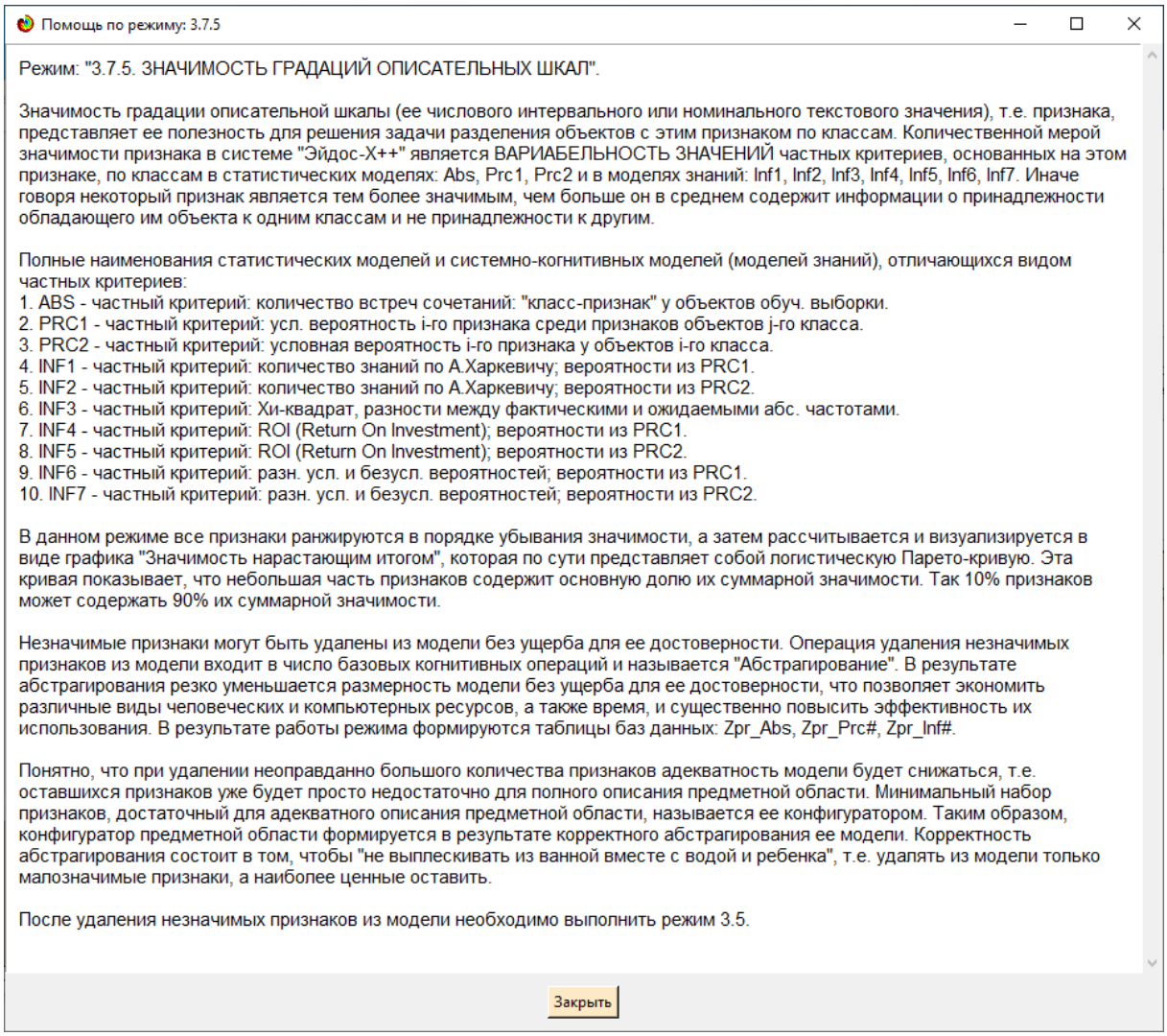


Рисунок 36. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

Значимость всей описательной шкалы является средним от степени значимости ее градаций (режим 3.7.4 системы «Эйдос»).

Если рассортировать все градации факторов (признаки) в порядке убывания селективной силы и получить сумму селективной силы системы значений факторов нарастающим итогом, то получим Парето-кривую.

3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 37 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4:

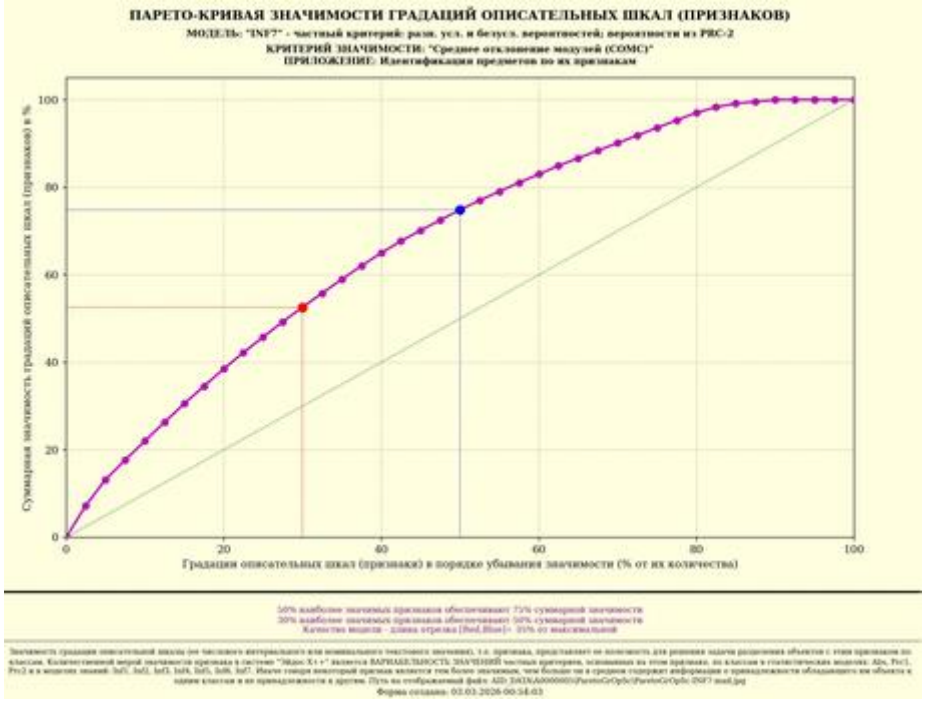


Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4

Из рисунка 37 видно, что 28% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 79% суммарного влияния. На рисунке 38 система «Эйдос» привела рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей. Кроме того, на этом рисунке приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях.

В таблице 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 37. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

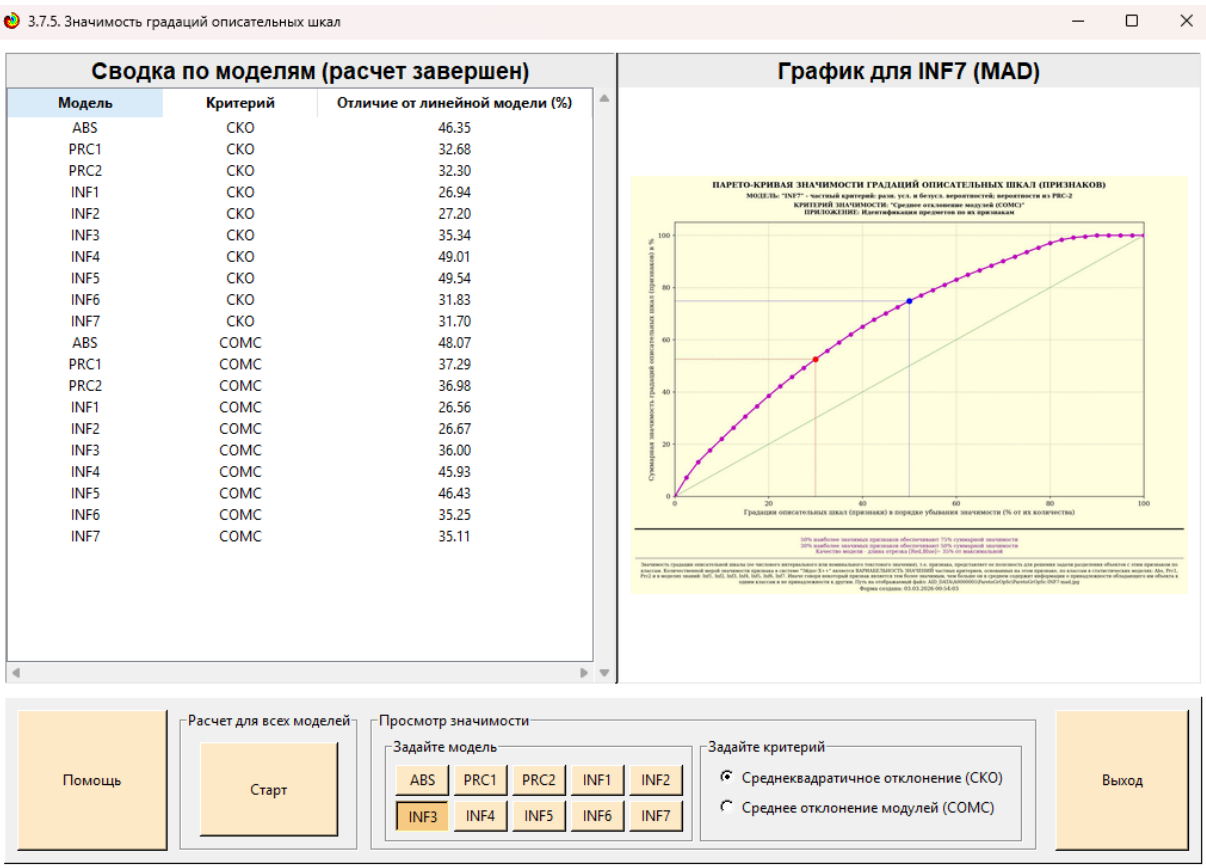


Рисунок 38. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей

Таблица 11 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4 (фрагмент)

num	num_prc	kod_atr	name_atr	kod_opsc	znach_atr	zn_atrnit	znach_prc	zn_prcnit
1	2,5	10	Эксцентриситет - 5/5-{0.7468800, 0.9336000}	2	3,51	3,51	7,313174	7,313174
2	5	3	Большая полуось, а.е. - 3/5-{4.6494200, 6.9662800}	1	3,170541	6,680541	6,605902	13,91908
3	7,5	19	Масса, М(Юпитера) - 4/5-{6.6012800, 8.8006400}	4	3,04875	9,729291	6,352148	20,27122
4	10	4	Большая полуось, а.е. - 4/5-{6.9662800, 9.2831400}	1	3,04875	12,77804	6,352148	26,62337
5	12,5	35	Температура родной звезды,	7	3,04875	15,82679	6,352148	32,97552

			К - 5/5-{7101.6000000, 8052.0000000}					
6	15	23	Период обращения, сут - 3/5-{5601.2440000, 8401.4960000}	5	3,04875	18,87554	6,352148	39,32767
7	17,5	7	Эксцентриситет - 2/5-{0.1867200, 0.3734400}	2	2,242302	21,11784	4,671892	43,99956
8	20	26	Спектральный класс родной звезды - А	6	2,158636	23,27648	4,497574	48,49713

Источник: …\Eidos_Portable\app\AID_DATA\A0000001\ParetoGrOpSc\zpr_inf4.xlsx

В таблице 17 приведена информация, полученная в режиме 3.7.4, о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF4.

Таблица 12 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF4

num	num_prc	kod_opsc	name_opsc	n_gropsc	kodgr_min	kodgr_max	znach_os	zn_osnit	znach_prc	zn_prcnit
1	12,5	1	Большая полуось, а.е.	5	1	5	1,620804581	1,620804581	16,88493743	16,88494
2	25	2	Эксцентриситет	5	6	10	1,529387901	3,150192482	15,93259256	32,81753
3	37,5	7	Температура родной звезды, К	5	31	35	1,30294769	4,453140172	13,57362292	46,39115
4	50	5	Период обращения, сут	5	21	25	1,199780404	5,652920576	12,49886463	58,89002
5	62,5	4	Масса, М(Юпитера)	5	16	20	1,193155362	6,846075938	12,42984742	71,31986
6	75	8	Масса родной звезды, М(Солнца)	5	36	40	1,024183117	7,870259056	10,66955761	81,98942
7	87,5	6	Спектральный класс родной звезды	5	26	30	0,982353822	8,852612878	10,23379562	92,22322
8	100	3	Радиус, R(Юпитера)	5	11	15	0,746502237	9,599115115	7,776781802	100

Источник: …\Eidos_Portable\app\AID_DATA\A0000001\ParetoOpSc\ZOS_INF4.xlsx

Из таблицы 17 видно, что примерно 16% суммарного влияния на класс экзопланеты обусловлено ее большей полуосью, ещё 15% -- эксцентриситетом, 13% – температурой родной звезды, 12% – периодом обращения, по 10% – массой родной звезды и её спектральным классом, и 7% – радиусом экзопланеты. Таким образом, два наиболее значимых фактора оказывают влияние почти на треть суммарного влияния на объект моделирования.

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

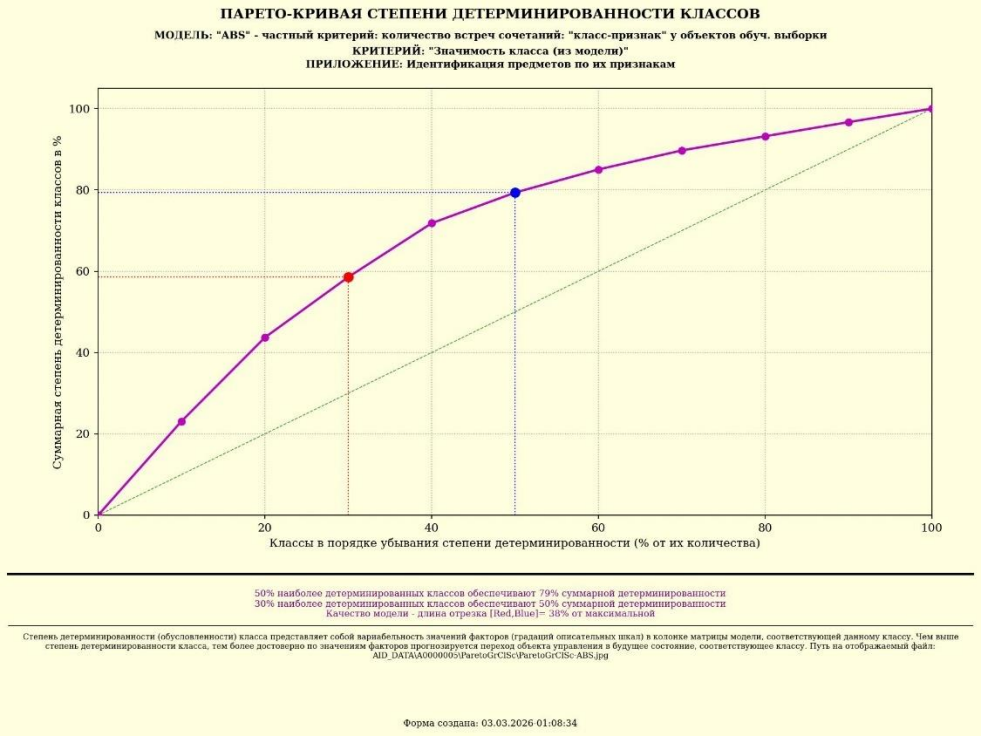
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается ***степенью вариабельности значений факторов*** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

Чем выше степень детерминированности класса, тем более достоверно он прогнозируется по значениям факторов.

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени детерминированности ее градаций, т.е. классов (режим 3.7.2 системы «Эйдос»).

3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунках 39 приведены парето-кривая степени детерминированности классов, а также экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



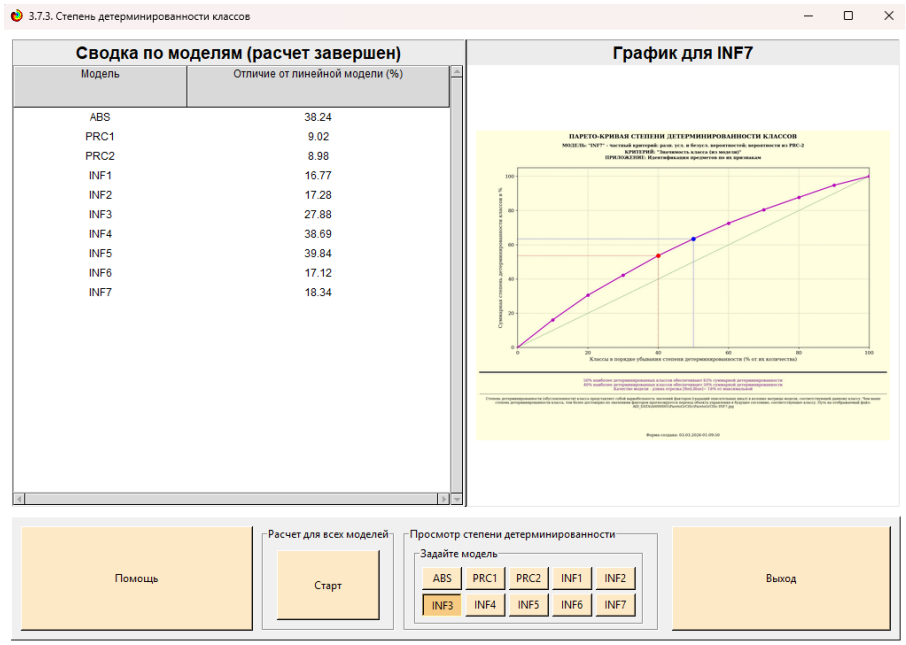


Рисунок 39. Парето-кривая степени детерминированности классов, экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 39.

Из таблицы 18 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний

объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

Например, 50% наиболее жестко детерминированных классов суммарно обеспечивают примерно 79% степени детерминированности, а 50% суммарной детерминированности обеспечивают 33% наиболее жестко детерминированных классов.

Таблица 13 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF4

num	num_prc	kod_cls	name_cls	kod_clsc	znach_cls	zn_clsnit	znach_prc	zn_prcnit
1	10	6	[1]-КЛАСС-[6]-Супер-Юпитер	1	5,339883	5,339883	27,39214	27,39214
2	20	10	[1]-КЛАСС-[10]-Эксцентрический юпитер	1	3,418247	8,758129	17,53467	44,9268
3	30	8	[1]-КЛАСС-[8]-Холодный гигант	1	3,276499	12,03463	16,80754	61,73435
4	40	5	[1]-КЛАСС-[5]-Горячий юпитер	1	1,523903	13,55853	7,817204	69,55155
5	50	3	[1]-КЛАСС-[3]-Горячий нептун	1	1,377496	14,93603	7,066177	76,61773
6	60	9	[1]-КЛАСС-[9]-Холодный юпитер	1	1,287879	16,22391	6,606467	83,22419
7	70	1	[1]-КЛАСС-[1]-Водный гигант	1	1,202797	17,4267	6,170017	89,39421
8	80	2	[1]-КЛАСС-[2]-Газовый гигант	1	0,779774	18,20648	4,000029	93,39424
9	90	7	[1]-КЛАСС-[7]-Суперземля	1	0,745332	18,95181	3,82335	97,21759
10	100	4	[1]-КЛАСС-[4]-Горячий сатурн	1	0,542409	19,49422	2,782409	100

Источник: …\Eidos_Portable\app\AID_DATA\A0000001\ParetoGrClSc\ ZKL_INF4.xlsx

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF4. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах. Но поскольку в данном приложении одна классификационная шкала, то рейтинг шкал по силе детерминированности состоит из одной шкалы и поэтому эти таблицы здесь не приводятся.

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

Полученные результаты можно оценить как успешно решающие сформулированную в работе проблему и обеспечивающие достижение поставленной в работе цели. Эти результаты получены путем применения Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [25], на исходных данных которой они основаны. С другой стороны, применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с методами, применяемыми в работе [25]. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

1. Возможность корректного построения сопоставимых системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих как лингвистические переменные, так и числовые переменные в различных единицах измерения.

2. Возможность применения системно-когнитивных моделей для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области.

В качестве перспективы продолжения исследований можно было бы рекомендовать существенно увеличить объем исходных данных, количество исследуемых факторов, а также количество классификационных шкал и их градаций (классов) для описания будущих состояний объекта моделирования.

Например, можно было бы исследовать в создаваемых системно-когнитивных моделях, и технологические, и природно-климатические факторы.

Рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (количество и качество различных видов продукции), но и в стоимостном выражении (прибыль и рентабельность, как общая по предприятию, так и в разрезе по видам продукции).

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами в этой области [1-49].

У желающих есть все возможности для изучения данной работы и для дальнейших исследований с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» на своем компьютере.

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №**458**. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

Анализ результатов численного эксперимента показывает, что решение, разработанное и реализованное в системе «Эйдос», является достаточно эффективным. Это позволяет с уверенностью заявить, что цель работы достигнута, а поставленная задача решена. В ходе работы с использованием системы «Эйдос» были созданы статистические и системно-когнитивные модели.

Также было изучено влияние характеристик экзопланет на их класс. На этой основе были успешно решены задачи идентификации, классификации и анализа моделируемой предметной области через исследование ее модели. В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа для решения задач в области ***когнитивной агрономии [48, 49].***

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко, Е. В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и

интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 75. – С. 321-363. – EDN OOSCAB.

2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHC.

3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.

4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm

5. Сайт Е.В.Луценко: http://lc.kubagro.ru/.

6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko

7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.

8. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.

9. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.

10. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-Х++" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.

11. Луценко, Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2021. – 288 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22981.37608. – EDN ZQLITW.

12. Орлов, А. И. Анализ данных, информации и знаний в системной нечеткой интервальной математике / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2022. – 405 с. – ISBN 978-5-907550-62-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.15688.44802. – EDN OQULUW.

13. Луценко, Е. В. Автоматизация функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе АСК-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления)1 / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного

университета. – 2017. – № 131. – С. 1-18. – DOI 10.21515/1990-4665-131-001. – EDN ZRXVFN.

14. Луценко, Е. В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2020. – № 163. – С. 100-134. – DOI 10.21515/1990-4665-163-009. – EDN SWKGWY.

15. Луценко, Е. В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 165. – С. 77-98. – DOI 10.13140/RG.2.2.11887.25761. – EDN UMTAMT.

16. Луценко, Е. В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе "Эйдос") / Е. В. Луценко, В. Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2011. – № 71. – С. 27-74. – EDN OIGYBB.

17. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

18. Луценко, Е. В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2003. – № 1. – С. 76-88. – EDN JWXLKT.

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С° по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

20. Пойа Дьердь. Математика и правдоподобные рассуждения. // под редакцией С.А.Яновской. Пер. с английского И.А.Вайнштейна., М., Наука, 1975 — 464 с., http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm

21. Луценко, Е. В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка - Абельсона / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2004. – № 5. – С. 14-35. – EDN JWXMKX.

22. Работы проф.Е.В.Луценко & С° по когнитивным функциям: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

23. Луценко, Е. В. Системы представления и приобретения знаний / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. – ISBN 978-5-94215-415-8. – EDN UZZBLC.

24. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

25. Влияние сроков применения борной кислоты на генеративную деятельность косточковых культур / Т. Н. Дорошенко, Л. Г. Рязанова, Н. В. Захарчук, Д. В.

Максимцов // Плодоводство и виноградарство Юга России. – 2016. – № 41(5). – С. 121-130. – EDN WKBFHT, https://journalkubansad.ru/pdf/16/05/12.pdf

26. Монографии по АСК-анализу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm#_Toc128746370

27. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm#_Toc128746372.

28. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm#_Toc128746371.

29. Тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm

30. Работы по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm .

31. Работы по АСК-анализу изображений: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_images.htm

32. Работы по АСК-анализу текстов: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm

33. Работы по когнитивным функциям: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

34. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

35. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm

36. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании: http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm

37. Работы по виртуальной реальности: http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm

38. Работы по когнитивной ветеринарии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm

39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm

40. Работы по тематике, связанной с АПК: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm

41. Работы по наукометрии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm

42. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm

43. Работы по разработке и применению профессиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных): http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm

44. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm

45. MVP-проект «*Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК*»: http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm

46. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

47. Ссылки на видео-занятия и проф.Е.В.Луценко в Пермском национальном университете: https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn (2021), https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете: https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1

48. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPIL.

49. Луценко Е.В. Системы искусственного интеллекта как системы автоматизации процесса научного познания и удвоение номенклатуры научных специальностей путем применения этих систем для исследований в различных направлениях науки / Е.В. Луценко, Н.С. Головин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2024. – №01(195). С. 74 – 111. – IDA [article ID]: 1952401009. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2024/01/pdf/09.pdf, 2,375 у.п.л.