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 влияния геофизических и тектонических факторов на магнитуду и глубину очага землетрясений»

Выполнил студент группы: ИТ2441 Штоль Герман Иванович

Допущен к защите_____

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

(подпись, расшифровка подписи)

Защищен_____

(дата)

Оценка отлично

Краснодар

2025

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ И. Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу

Студента Штоль Германа Ивановича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2441
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ влияния геофизических и тектонических факторов на магнитуду и глубину очага землетрясений»
Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсовой работы

№ п/п	Показатель	*Оценка соответствия («неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо», «отлично»)*
1	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	отлично
2	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	отлично
3	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	отлично
4	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	отлично
5	Применение современных технологий обработки информации	отлично
6	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	отлично
7	Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта)	отлично
8	Ответы на вопросы при защите	отлично

Достоинства работы _____
_____
Недостатки работы _____
_____

Итоговая оценка при защите ___отлично_____

Рецензент _____ (Е. В. Луценко)

«» 2025 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 104 страницы, 40 рисунков, 18 таблиц, 49 литературных источников.

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) сейсмической активности направлен на исследование факторов, определяющих магнитуду и глубину очага землетрясений.

Целью работы является построение и верификация системно-когнитивной модели, позволяющей выявлять и количественно оценивать причинно-следственные связи между предшествующими геофизическими и тектоническими факторами и ключевыми параметрами сейсмических событий.

Для достижения поставленной цели требуется проанализировать и применить методы создания обобщенных представлений классов землетрясений (например, по уровню магнитуды) и решения задач идентификации будущих событий по их предвестникам. Это достигается путем применения методов принятия решений и изучения моделируемой предметной области через анализ и когнитивную визуализацию построенной модели в интеллектуальной системе «Эйдос».

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ ГЕОФИЗИЧЕСКИХ И ТЕКТОНИЧЕСКИХ ФАКТОРОВ НА МАГНИТУДУ И ГЛУБИНУ ОЧАГА ЗЕМЛЕТРЯСЕНИЙ

Штоль Герман Иванович
Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Землетрясения представляют одну из самых серьезных природных угроз для человечества, приводя к значительным человеческим жертвам и разрушениям. Однако прогнозированию места, времени и силы будущих сейсмических событий препятствует сложность и нелинейность процессов, происходящих в земной коре. В ряде научных работ по сейсмологии для анализа данных традиционно используются статистические методы (например, закон Гутенберга-Рихтера) и детерминистские модели. Эти подходы позволяют выявлять общие закономерности, но зачастую недостаточны для анализа сложных нелинейных взаимосвязей между большим количеством разнородных факторов. В данной статье для анализа эмпирических данных о землетрясениях за последние десять лет предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в сейсмологии, для выработки практических рекомендаций по оценке сейсмических рисков и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

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

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF THE INFLUENCE OF GEOPHYSICAL AND TECTONIC FACTORS ON THE MAGNITUDE AND DEPTH OF THE EARTHQUAKE SOURCE

Shtol German Ivanovich
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

Earthquakes pose one of the most serious natural threats to humanity, leading to significant loss of life and destruction. However, predicting the location, time, and strength of future seismic events is hindered by the complexity and non-linearity of processes occurring in the Earth's crust. A number of scientific papers on seismology traditionally use statistical methods (for example, the Gutenberg-Richter law) and deterministic models for data analysis. These approaches allow us to identify common patterns, but are often insufficient to analyze complex nonlinear relationships between a large number of heterogeneous factors. In this article, it is proposed to use Automated System Cognitive Analysis (ASK analysis) and its software toolkit, the intelligent Eidos system, to analyze empirical earthquake data over the past ten years. A detailed numerical example is given. This example contains many different visual tabular and graphical output forms and can be used to teach the use of ASK analysis and the Eidos system for scientific research in seismology, to develop practical recommendations for assessing seismic risks and substantiate scientific provisions on the mechanisms of causal relationships in this subject area.

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 8
1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность 8
1.4. Цель работы 8

2. METHODS (МЕТОДЫ) **8**

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы 8
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 18

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ) **21**

3.1. *Задача-1.* Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций 21
3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области *21*
3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе *22*
3.2. *Задача-2.* Формализация предметной области 22
3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области *22*
3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе *23*
3.3. *Задача-3.* Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний 29
3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области *29*
3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе *37*
3.4. *Задача-4.* Верификация моделей 40
3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области *40*
3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе *41*
3.5. *Задача-5.* Выбор наиболее достоверной модели 44
3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области *44*
3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе *44*
3.6. *Задача-6.* Системная идентификация и прогнозирование 45
3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области *45*
3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний» 46
3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» 47
3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев 48
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос» *49*
3.7. *Задача-7.* Поддержка принятия решений 52
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ *52*
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 52
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос» 53
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» *54*
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 54
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос» 58
3.8. *Задача-8.* Исследование объекта моделирования путем исследования его модели 58
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы) *58*
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 58
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе 58
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов *63*

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 63
3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе 63
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал 66
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 66
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе 66
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны 69
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 69
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе 70
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть 72
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 72
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе 72
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты 73
3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 73
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения) 74
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 74
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе 74
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения) 77
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 77
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе 77
3.8.9. Когнитивные функции 85
3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 85
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе 86
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций 89
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 89
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе 90
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал 94
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области 94
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе 94

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ) 95

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ) 97

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА) 98

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа является продолжением серии работ автора по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для исследования влияния различных факторов на эмерджентные свойства сложных систем в целом.

Сейсмические системы, представляющие собой динамическое взаимодействие литосферных плит, тектонических структур и геофизических полей, имеют высочайший уровень сложности и системности. В качестве такой системы правильно рассматривать не отдельное землетрясение как изолированное событие, а всю совокупность сейсмических процессов в конкретном регионе за длительный промежуток времени.

Землетрясения представляют одну из самых серьезных природных угроз для человечества, приводя к значительным человеческим жертвам и разрушениям. Прогнозирование места, времени и силы будущих сейсмических событий является ключевой задачей для обеспечения безопасности и минимизации рисков. Однако этому препятствует сложность и нелинейность процессов, происходящих в земной коре.

Уровень сейсмической опасности региона является ярко-выраженным эмерджентным (системным) свойством, зависящим от множества факторов, в частности от глубины очагов, магнитуды предшествующих событий (форшоков), временных интервалов между толчками и геологического строения региона.

В ряде научных работ по сейсмологии для анализа данных традиционно используются статистические методы (например, закон Гутенберга-Рихтера) и детерминистские модели. Эти подходы позволяют выявлять общие закономерности, но зачастую недостаточны для анализа сложных нелинейных взаимосвязей между большим количеством разнородных факторов.

В данной работе для анализа эмпирических данных о землетрясениях за последние десять лет предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в сейсмологии, для выработки практических рекомендаций по оценке сейсмических рисков и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – землетрясение.

Предмет исследования – выявление причинно-следственных зависимостей координат землетрясений от глубины и типа магнитуды.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные (факторы, влияющие на объект моделирования), такие как географическое положение очага, тип тектонического разлома или время года, имеют очень низкую степень формализации, так как формализуются в виде лингвистических (категориальных) переменных. При этом зависимая переменная, например, магнитуда или глубина hypocentera землетрясения, измеряется в числовой шкале.

Таким образом, в работе решается проблема построения гибридной модели, включающей как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы и обеспечивающей сопоставимость обработки данных разных типов, представленных (формализуемых) в разных типах шкал и разных единицах измерения.

Решение в данной работе проблемы сопоставимости при выявлении причинно-следственных зависимостей между категориальными факторами (например, типом разлома) и числовыми характеристиками землетрясений (например, магнитудой), делает данную работу актуальной для задач оценки сейсмической опасности и разработки более точных прогностических моделей.

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 Internet 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 [1-4].

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

Примечание: ***Ниже приведено очень краткое описание АСК-анализа и системе «Эйдос». Это описание может выглядеть как нескромность и самовосхваление. Но автор просит читателей понять его правильно. Это сделано исключительно для тех довольно многочисленных читателей, которые впервые слышат об этом методе и системе.***

АСК-анализ включает:

– теоретические основы, в частности базовую формализуемую когнитивную концепцию;

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

---

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

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

– 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 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 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];

---

[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

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

– 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/, 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);

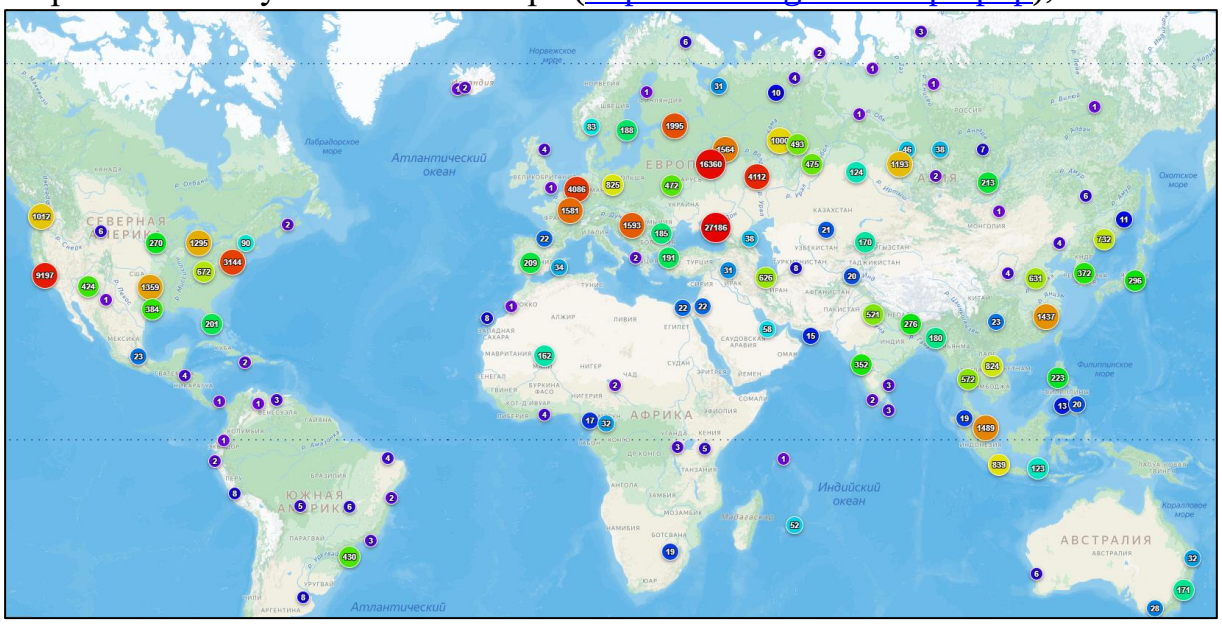
  - находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/__AidosALL.txt): открытая лицензия: CC BY-SA 4.0 (https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), и это означает, что ей могут пользоваться все, 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 года по настоящее время. С 2023 развитие системы «Эйдос» будет осуществляться на языках Питон (Python), а также Аляска-2.0 + Экспресс++.

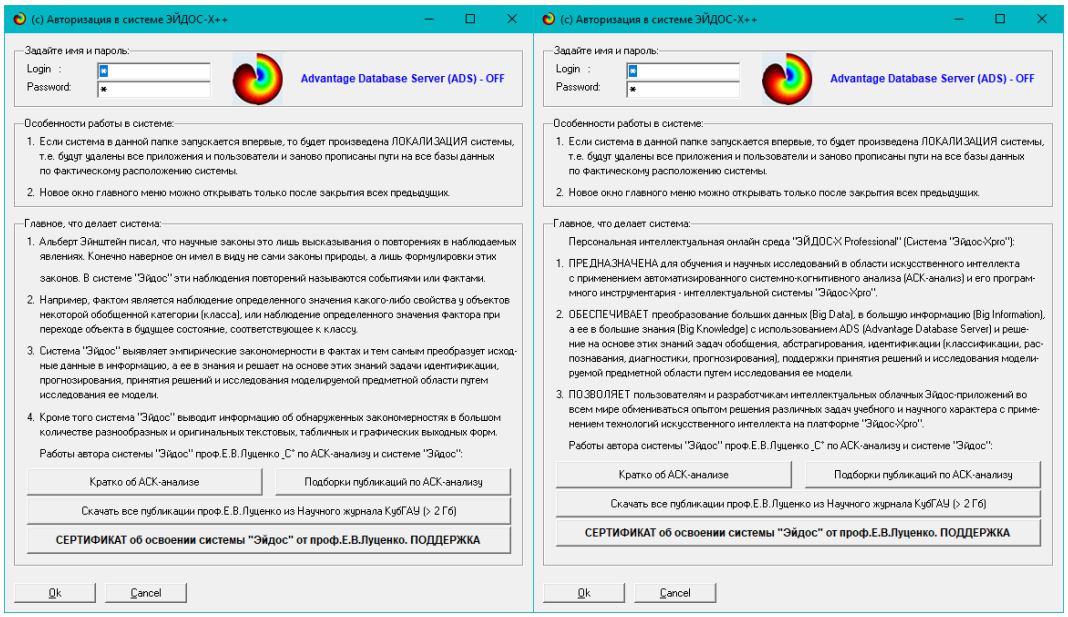
Скачать и запустить систему «Эйдос-X++» (самую новую на текущий момент версию) или обновление системы до текущей версии. Это наиболее полная на данный момент незащищенная от несанкционированного копирования портативная (portable) версия системы (не требующая инсталляции) с полными исходными текстами 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».

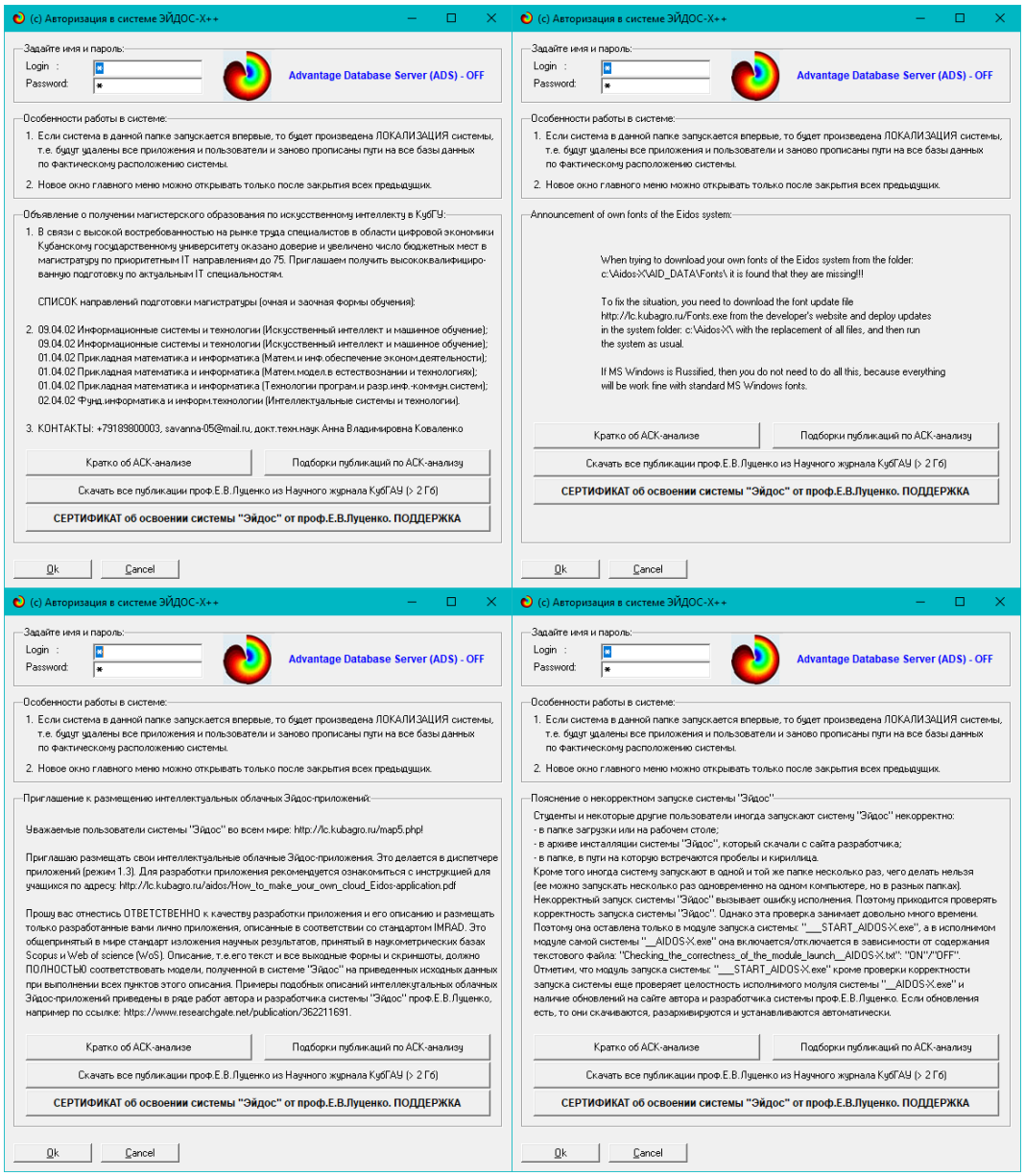
Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения[7]

На рисунке 1 приведена титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос» (их в настоящее время 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


(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-Х++
Задайте имя и пароль:
Login :
Password:
Advantage Database Server (ADS) - OFF
Особенности работы в системе:
1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.
Объявление о получении магистерского образования по искусственному интеллекту в КубГУ:
1. В связи с высокой востребованностью на рынке труда специалистов в области цифровой экономики Кубанскому государственному университету оказано доверие и увеличено число бюджетных мест в магистратуру по приоритетным IT направлениям до 75. Приглашаем получить высококвалифицированную подготовку по актуальным IT специальностям.
СПИСОК направлений подготовки магистратуры (очная и заочная формы обучения):
2. 09.04.02 Информационные системы и технологии (Искусственный интеллект и машинное обучение);
09.04.02 Информационные системы и технологии (Искусственный интеллект и машинное обучение);
01.04.02 Прикладная математика и информатика (Матем.и инф.обеспечение эконом.деятельности);
01.04.02 Прикладная математика и информатика (Матем.модел.в естествознании и технологиях);
01.04.02 Прикладная математика и информатика (Технологии програм.и разр.инф.-коммун.систем);
02.04.02 Фунд.информатика и информ.технологии (Интеллектуальные системы и технологии).
3. КОНТАКТЫ: +79189800003, savanna-05@mail.ru, докт.техн.наук Анна Владимировна Коваленко
Кратко об АСК-анализе
Подборки публикаций по АСК-анализу
Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)
СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА
Ok
Cancel
(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-Х++
Задайте имя и пароль:
Login :
Password:
Advantage Database Server (ADS) - OFF
Особенности работы в системе:
1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.
Announcement of own fonts of the Eidos system:
When trying to download your own fonts of the Eidos system from the folder:
c:\Aidos-X\AID_DATA\Fonts\ it is found that they are missing!!!
To fix the situation, you need to download the font update file
http://lc.kubagro.ru/Fonts.exe from the developer's website and deploy updates
in the system folder: c:\Aidos-X\ with the replacement of all files, and then run
the system as usual.
If MS Windows is Russified, then you do not need to do all this, because everything
will be work fine with standard MS Windows fonts.
Кратко об АСК-анализе
Подборки публикаций по АСК-анализу
Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)
СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА
Ok
Cancel
(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-Х++
Задайте имя и пароль:
Login :
Password:
Advantage Database Server (ADS) - OFF
Особенности работы в системе:
1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.
Приглашение к размещению интеллектуальных облачных Эйдос-приложений:
Уважаемые пользователи системы "Эйдос" во всем мире: http://lc.kubagro.ru/map5.php!
Приглашаю размещать свои интеллектуальные облачные Эйдос-приложения. Это делается в диспетчере приложений (режим 1.3). Для разработки приложения рекомендуется ознакомиться с инструкцией для учащихся по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf
Прошу вас отнестись ОТВЕТСТВЕННО к качеству разработки приложения и его описанию и размещать только разработанные вами лично приложения, описанные в соответствии со стандартом IMRAD. Это общепринятый в мире стандарт изложения научных результатов, принятый в наукометрических базах Scopus и Web of science (WoS). Описание, т.е.его текст и все выходные формы и скриншоты, должно ПОЛНОСТЬЮ соответствовать модели, полученной в системе "Эйдос" на приведенных исходных данных при выполнении всех пунктов этого описания. Примеры подобных описаний интеллекутальных облачных Эйдос-приложений приведены в ряде работ автора и разработчика системы "Эйдос" проф.Е.В.Луценко, например по ссылке: https://www.researchgate.net/publication/362211691.
Кратко об АСК-анализе
Подборки публикаций по АСК-анализу
Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)
СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА
Ok
Cancel
(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-Х++
Задайте имя и пароль:
Login :
Password:
Advantage Database Server (ADS) - OFF
Особенности работы в системе:
1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.
Пояснение о некорректном запуске системы "Эйдос"
Студенты и некоторые другие пользователи иногда запускают систему "Эйдос" некорректно:
- в папке загрузки или на рабочем столе;
- в архиве инсталляции системы "Эйдос", который скачали с сайта разработчика;
- в папке, в пути на которую встречаются пробелы и кириллица.
Кроме того иногда систему запускают в одной и той же папке несколько раз, чего делать нельзя (ее можно запускать несколько раз одновременно на одном компьютере, но в разных папках).
Некорректный запуск системы "Эйдос" вызывает ошибку исполнения. Поэтому приходится проверять корректность запуска системы "Эйдос". Однако эта проверка занимает довольно много времени. Поэтому она оставлена только в модуле запуска системы: "__START_AIDOS-X.exe", а в исполнимом модуле самой системы "__AIDOS-X.exe" она включается/отключается в зависимости от содержания текстового файла: "Checking_the_correctness_of_the_module_launch__AIDOS-X.txt": "ON"/"OFF".
Отметим, что модуль запуска системы: "__START_AIDOS-X.exe" кроме проверки корректности запуска системы еще проверяет целостность исполнимого молуля системы "__AIDOS-X.exe" и наличие обновлений на сайте автора и разработчика системы проф.Е.В.Луценко. Если обновления есть, то они скачиваются, разархивируются и устанавливаются автоматически.
Кратко об АСК-анализе
Подборки публикаций по АСК-анализу
Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)
СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА
Ok
Cancel

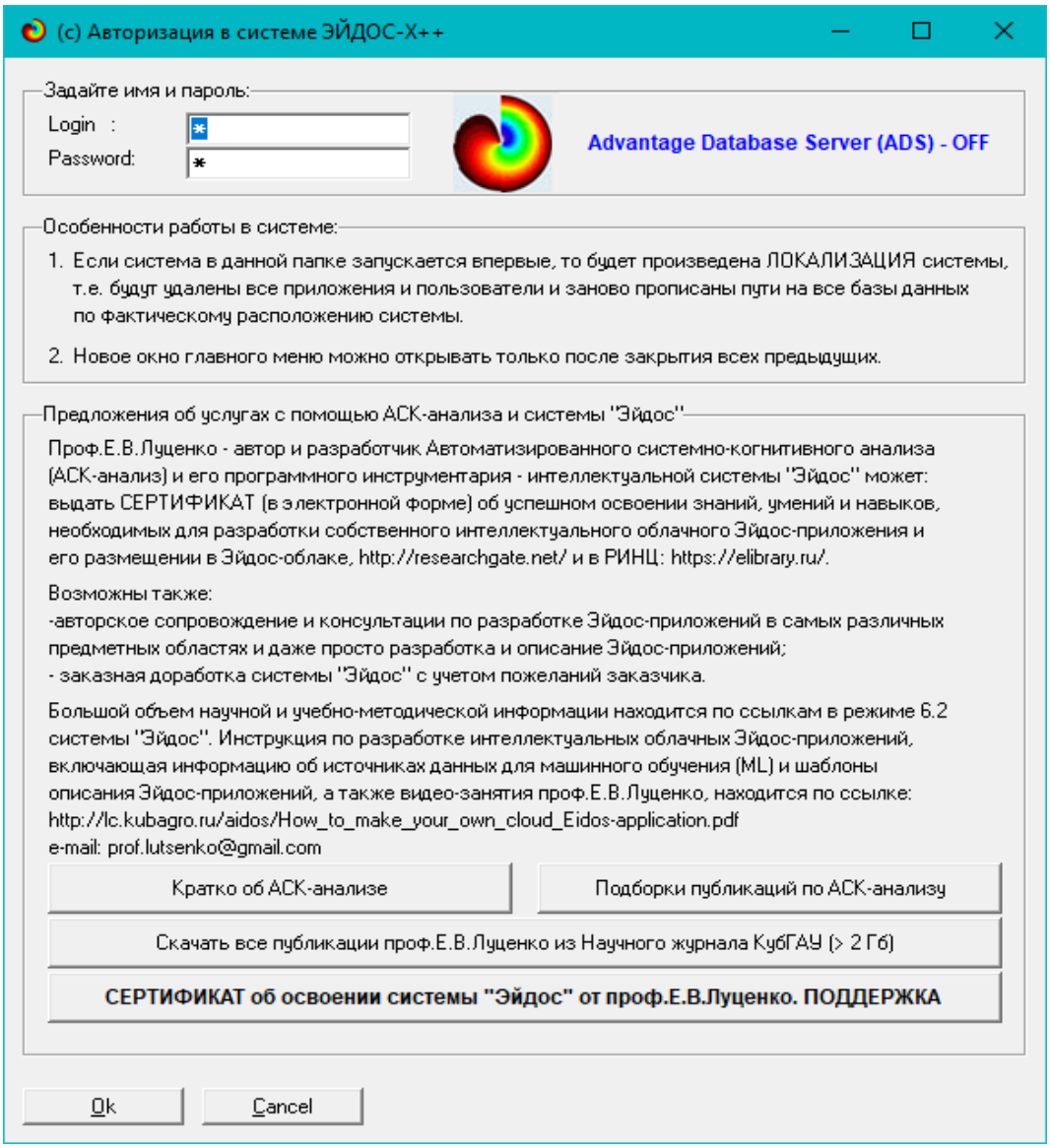


Рисунок 2. Титульные видеограммы версии системы «Эйдос» написанной на xBase++

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;

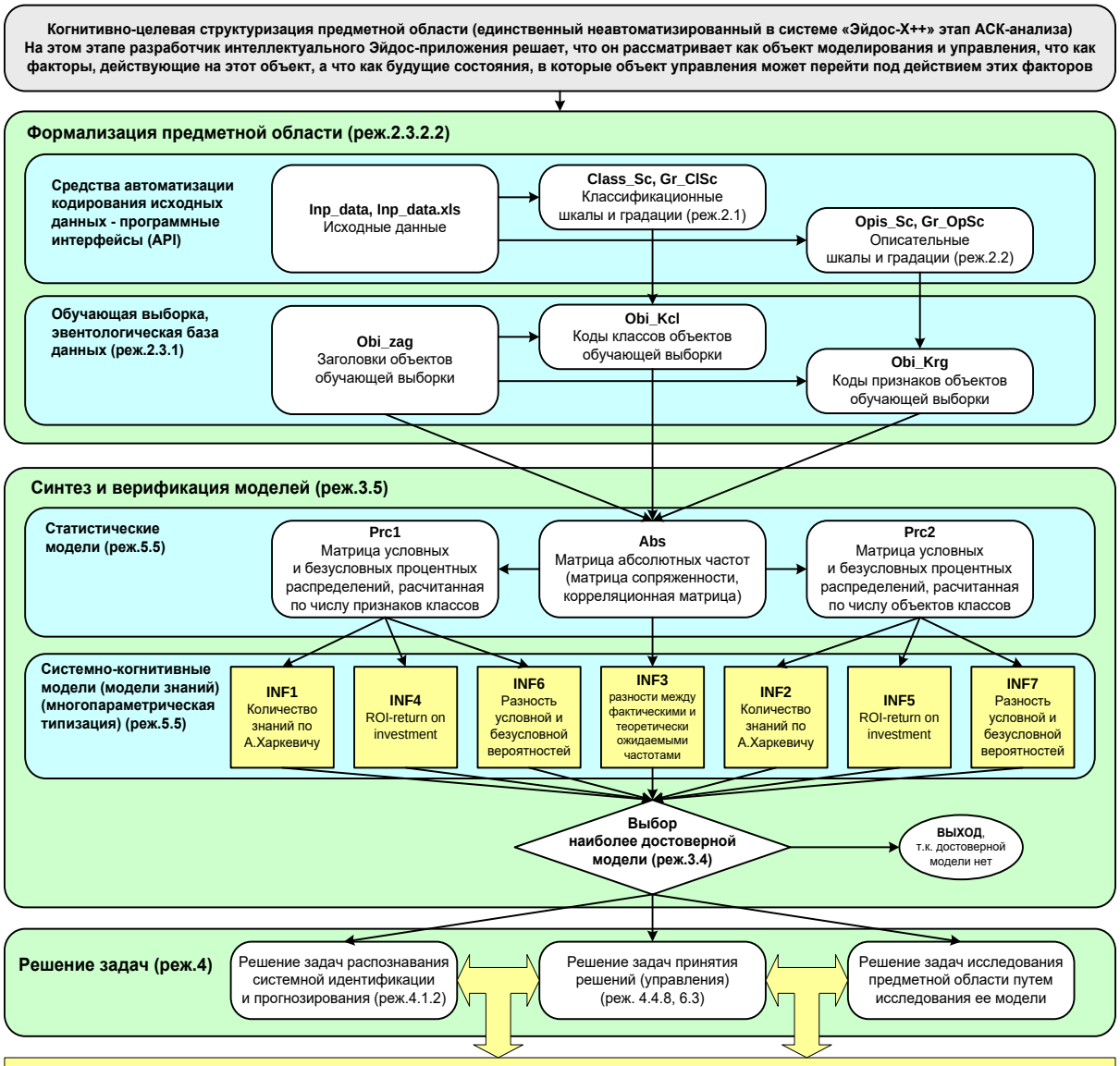
8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

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 каждого значения каждого фактора на место возникновения землетрясения.

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 будем рассматривать 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

В данной работе в качестве ***объекта моделирования*** выступает землетрясение, в качестве ***факторов:*** глубина, магнитуда, тип магнитуды, количество станций, максимальный азимутальный разрыв между станциями, горизонтальное расстояние до ближайшей станции, среднеквадратичная невязка времени прихода волн, ID сети сейсмических станций, предоставивших данные (таблица 1), а в качестве ***результатов*** действия этих факторов: географическая долгота и широта очага землетрясения (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	depth
2	mag
3	magType
4	nst
5	gap
6	dmin
7	rms
8	net
9	id

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\Opis_Sc.xlsx

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	latitude
2	longitude

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\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

В качестве ***источника исходных данных*** в данной работе используем таблицу 4 из работы [25] (таблица 3):

Таблица 3 – Исходные данные по влиянию различных факторов на возникновение землетрясений по разным координатам

time	latitude	longitude	depth	mag	magType	gap	dmin	rms	net	horizontal	depthError
2015-12-3	0.0229	123.8194	143.05	4.6	mb	51.0	1.488	0.83	us	6.4	6.7
2015-12-3	-30.6777	-71.7346	25.62	4.5	mb	180.0	0.085	0.94	us	3.9	5.4
2015-12-3	-40.5641	173.4219	142.4	4.6	mb	65.0	0.653	0.7	us	7.3	6.3
2015-12-3	-24.4715	-175.8716	24.21	4.9	mb	77.0	5.097	0.99	us	13.7	4.7
2015-12-3	-5.9568	154.9611	184.56	4.5	mb	94.0	3.292	0.76	us	11.6	8.2
2015-12-3	33.8836	137.3211	338.23	4.5	mb	57.0	1.066	0.75	us	7.4	5.8
2015-12-3	-18.0505	-178.7085	607.86	4.5	mb	192.0	3.098	0.67	us	14.2	12.7
2015-12-3	40.9013	142.7915	51.54	4.5	mb	134.0	1.146	0.6	us	7.5	7.7
2015-12-3	-21.9779	-174.4701	46.15	5.0	mb	50.0	7.88	0.85	us	8.5	5.4
2015-12-3	19.3214	121.1273	28.55	4.5	mb	51.0	3.479	0.95	us	7.7	4.7

Используя стандартные возможности MS Excel, ***исходные данные из таблицы 3 представим в виде, стандартном для системы «Эйдос»*** (таблица 4):

Таблица 4 – Excel-таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

time	latitude	longitude	depth	mag	magType	gap	dmin	rms	net	horizontal	depthError
2015-12-3	0.0229	123.8194	143.05	4.6	mb	51.0	1.488	0.83	us	6.4	6.7
2015-12-3	-30.6777	-71.7346	25.62	4.5	mb	180.0	0.085	0.94	us	3.9	5.4
2015-12-3	-40.5641	173.4219	142.4	4.6	mb	65.0	0.653	0.7	us	7.3	6.3
2015-12-3	-24.4715	-175.8716	24.21	4.9	mb	77.0	5.097	0.99	us	13.7	4.7
2015-12-3	-5.9568	154.9611	184.56	4.5	mb	94.0	3.292	0.76	us	11.6	8.2
2015-12-3	33.8836	137.3211	338.23	4.5	mb	57.0	1.066	0.75	us	7.4	5.8
2015-12-3	-18.0505	-178.7085	607.86	4.5	mb	192.0	3.098	0.67	us	14.2	12.7
2015-12-3	40.9013	142.7915	51.54	4.5	mb	134.0	1.146	0.6	us	7.5	7.7
2015-12-3	-21.9779	-174.4701	46.15	5.0	mb	50.0	7.88	0.85	us	8.5	5.4
2015-12-3	19.3214	121.1273	28.55	4.5	mb	51.0	3.479	0.95	us	7.7	4.7

Примечание: Разработка автора

Таблица 4 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одно наблюдение с определенным сочетанием значений факторов и определенной географической долготой и широтой, всего 1082 наблюдения;

– каждое ***наблюдение*** описывается одновременно ***двумя*** способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические и числовые переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон в таблице 4), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. географической широтой и долготой очага землетрясения, 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 время наблюдения или другую идентифицирующую информацию о том, откуда взято описание этого наблюдения;

– колонки со 2-й по 3-ю – это классификационные шкалы – это шкалы ***текстового*** и ***числового*** 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: например ***количество*** и ***качество*** продукции, ***прибыль*** и ***рентабельность***. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 4-й по 12-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 4). Эти шкалы имеют числовой и текстовый 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. 2-й вариант и будет использован в данной работе.

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).

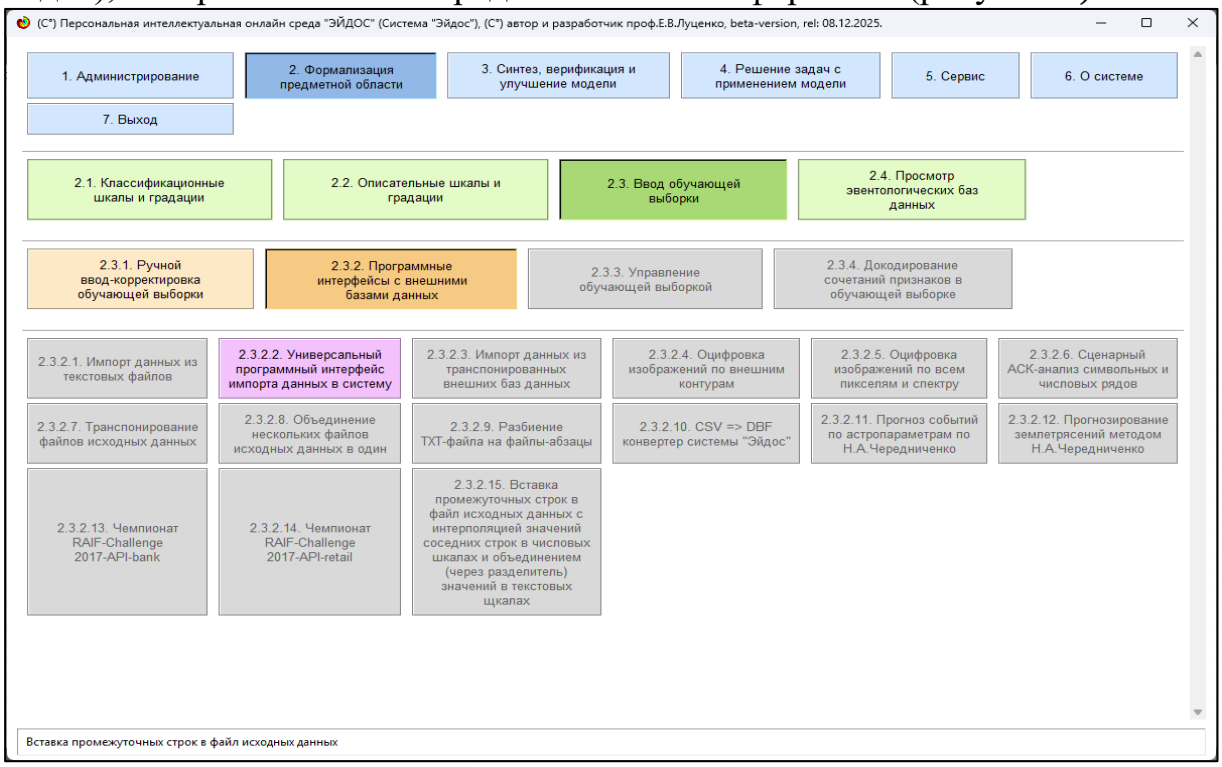


Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) системы «Эйдос»

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 (рисунки 5):

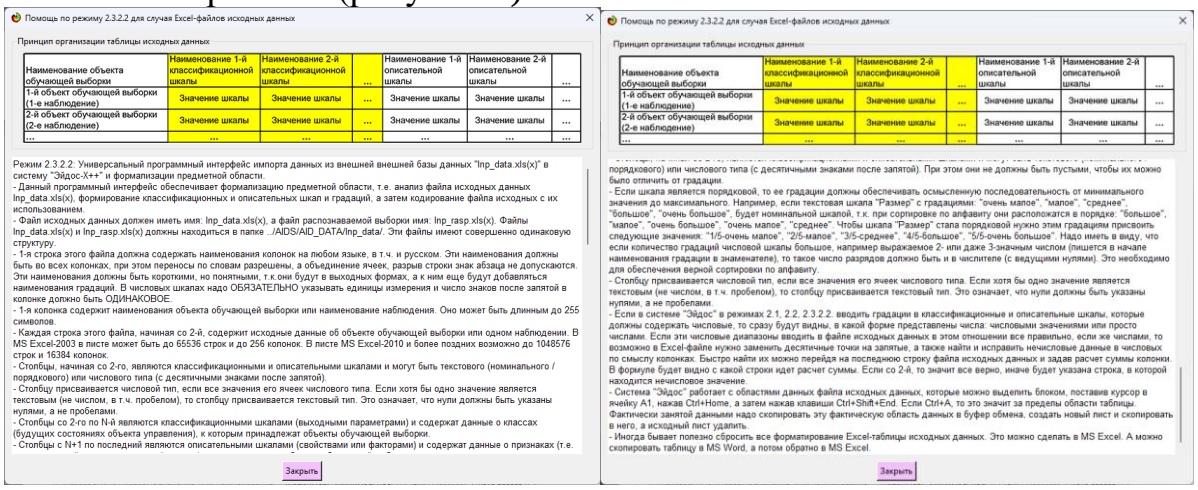
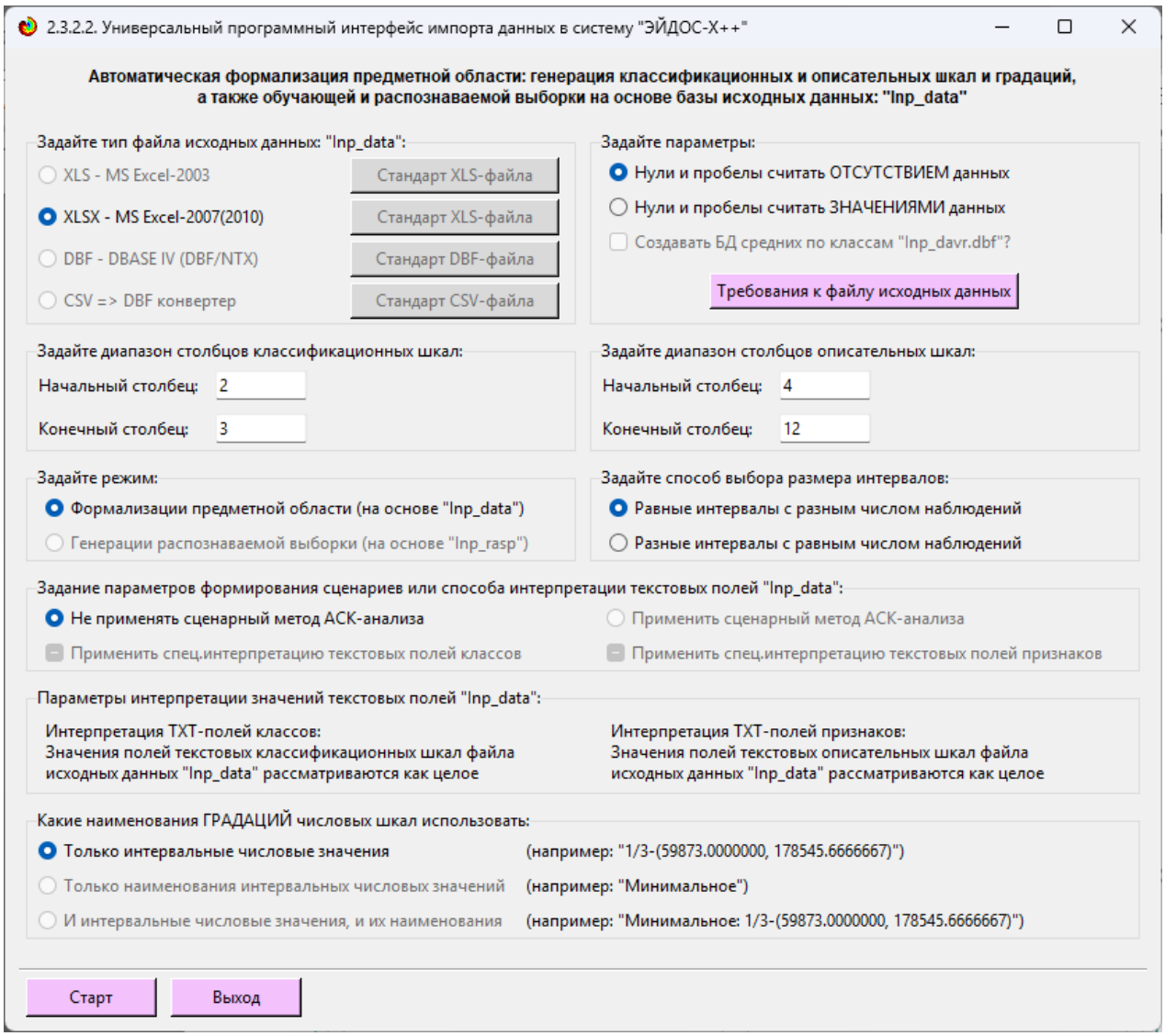


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с ***реальными параметрами***, использованными в данной работе, приведены на рисунках 6:



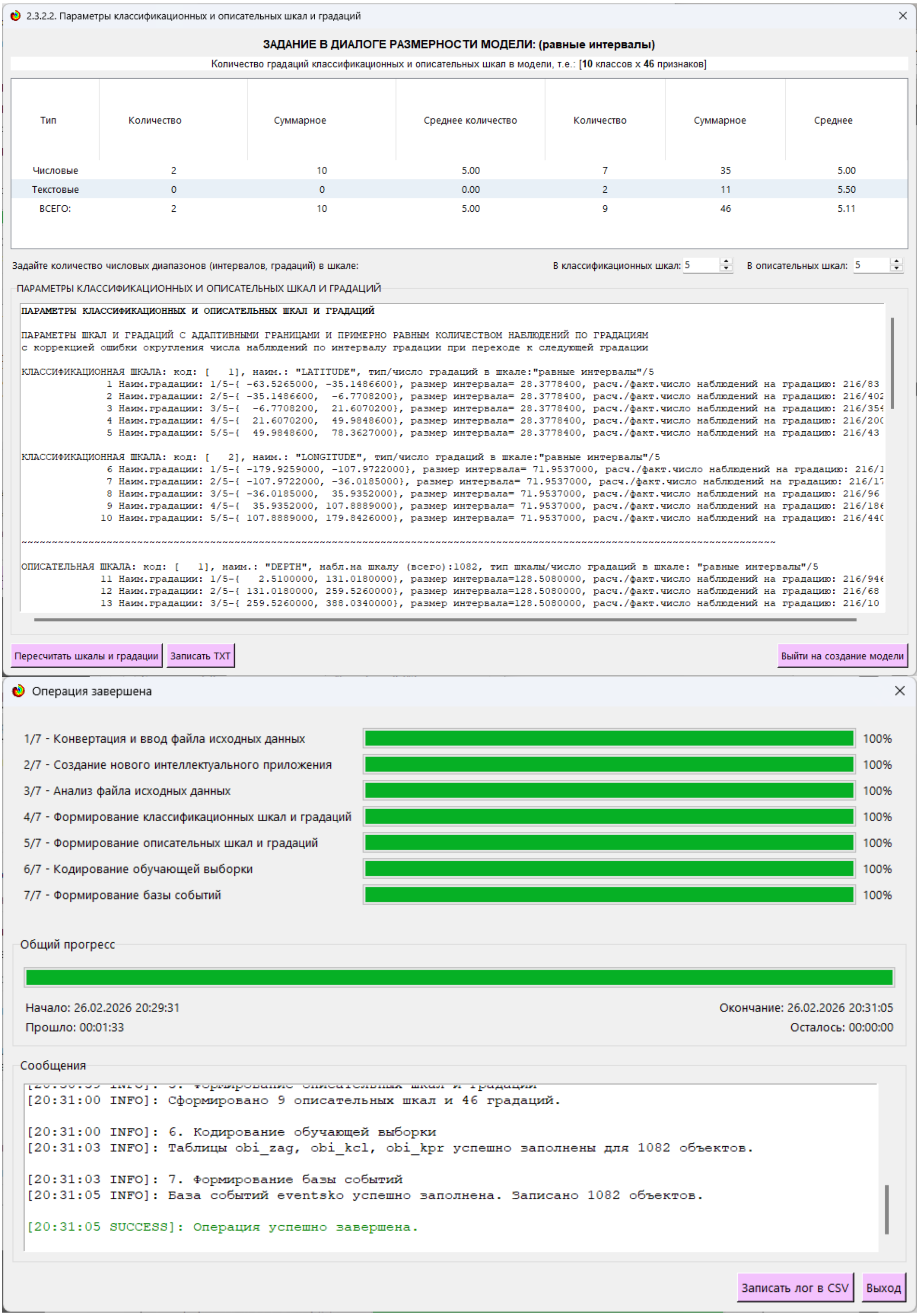


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

В таблицах 5, 6, 7 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 6.

Отметим, что суммарное количество градаций на 2-м рисунке 6 и в таблице 6 может не совпадать, если в некоторых описательных шкалах есть градации «Пробел» или нули, которые в соответствии с параметрами на 1-м рисунке 6 рассматривается не как значащие, а как ***отсутствие данных***.

Под ***несбалансированностью данных*** *понимается* ***неравномерность*** *распределения значений свойств объекта моделирования или действующих на него факторов по диапазону изменения значений числовых шкал и между шкалами, как числовыми, так и текстовыми. Математическая модель АСК-анализа позволяет корректно преодолеть несбалансированность данных путем перехода от абсолютных частот к относительным и к количественным мерам знаний в системно-когнитивных моделях (мы увидим это ниже).*

Таблица 5 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

kod_cls	name_cls
1	[1]-LATITUDE-[1]-1/5-(-63.5265000, -35.1486600]
2	[1]-LATITUDE-[2]-2/5-(-35.1486600, -6.7708200]
3	[1]-LATITUDE-[3]-3/5-(-6.7708200, 21.6070200]
4	[1]-LATITUDE-[4]-4/5-(21.6070200, 49.9848600]
5	[1]-LATITUDE-[5]-5/5-(49.9848600, 78.3627000]
6	[2]-LONGITUDE-[6]-1/5-(-179.9259000, -107.9722000]
7	[2]-LONGITUDE-[7]-2/5-(-107.9722000, -36.0185000]
8	[2]-LONGITUDE-[8]-3/5-(-36.0185000, 35.9352000]
9	[2]-LONGITUDE-[9]-4/5-(35.9352000, 107.8889000]
10	[2]-LONGITUDE-[10]-5/5-(107.8889000, 179.8426000]

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\Classes.xlsx

Таблица 6 – Описательные шкалы и градации (неполностью)

kod_attr	name_attr
1	[1]-DEPTH-[1]-1/5-(2.5100000, 131.0180000]
2	[1]-DEPTH-[2]-2/5-(131.0180000, 259.5260000]
3	[1]-DEPTH-[3]-3/5-(259.5260000, 388.0340000]
4	[1]-DEPTH-[4]-4/5-(388.0340000, 516.5420000]
5	[1]-DEPTH-[5]-5/5-(516.5420000, 645.0500000]
6	[2]-MAG-[6]-1/5-(4.5000000, 5.1200000]
7	[2]-MAG-[7]-2/5-(5.1200000, 5.7400000]
8	[2]-MAG-[8]-3/5-(5.7400000, 6.3600000]
9	[2]-MAG-[9]-4/5-(6.3600000, 6.9800000]
10	[2]-MAG-[10]-5/5-(6.9800000, 7.6000000]

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\Attributes.xlsx

Таблица 7 – Обучающая выборка (неполностью)

name_obj	[1]-latitude	[2]-longitude	[1]-depth	[2]-mag	[3]-magType	[4]-gap	[5]-dmin	[6]-rms	[7]-net	[8]-horizontalError	[9]-depthError
2015-12-30 23:20:56.840000+00:00	3	10	2	6	11	18	23	30	35	38	43
2015-12-30 21:29:23.040000+00:00	2	7	1	6	11	21	23	30	35	37	43
2015-12-30 19:50:48.210000+00:00	1	10	2	6	11	19	23	29	35	38	43
2015-12-30 18:26:34.610000+00:00	2	6	1	6	11	19	23	30	35	39	42
2015-12-30 14:46:47.730000+00:00	3	10	2	6	11	19	23	30	35	38	43
2015-12-30 12:57:36.210000+00:00	4	10	3	6	11	18	23	29	35	38	43
2015-12-30 12:50:12.930000+00:00	2	6	5	6	11	21	23	29	35	39	44
2015-12-30 11:53:51.690000+00:00	4	10	1	6	11	20	23	29	35	38	43
2015-12-30 11:08:36+00:00	2	6	1	6	11	18	23	30	35	38	43
2015-12-30 10:46:44+00:00	3	10	1	6	11	18	23	30	35	38	42

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\EventsKO.xlsx

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». Они открываются в MS Excel или могут быть конвертированы в файлы xlsx с помощью онлайн-сервисов или в режиме 5.12 (этот режим системы «Эйдос» написан на Питоне).

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 8 – 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 9 – 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 10– 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.		
INF5, 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		

<u>Обозначения к таблице:</u>

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 11 – 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 12– 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	INF5, 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».

Когда мы сравниваем фактические и теоретические абсолютные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний: «хи-квадрат» (СК-модель INF5), 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

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

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 13 – 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):

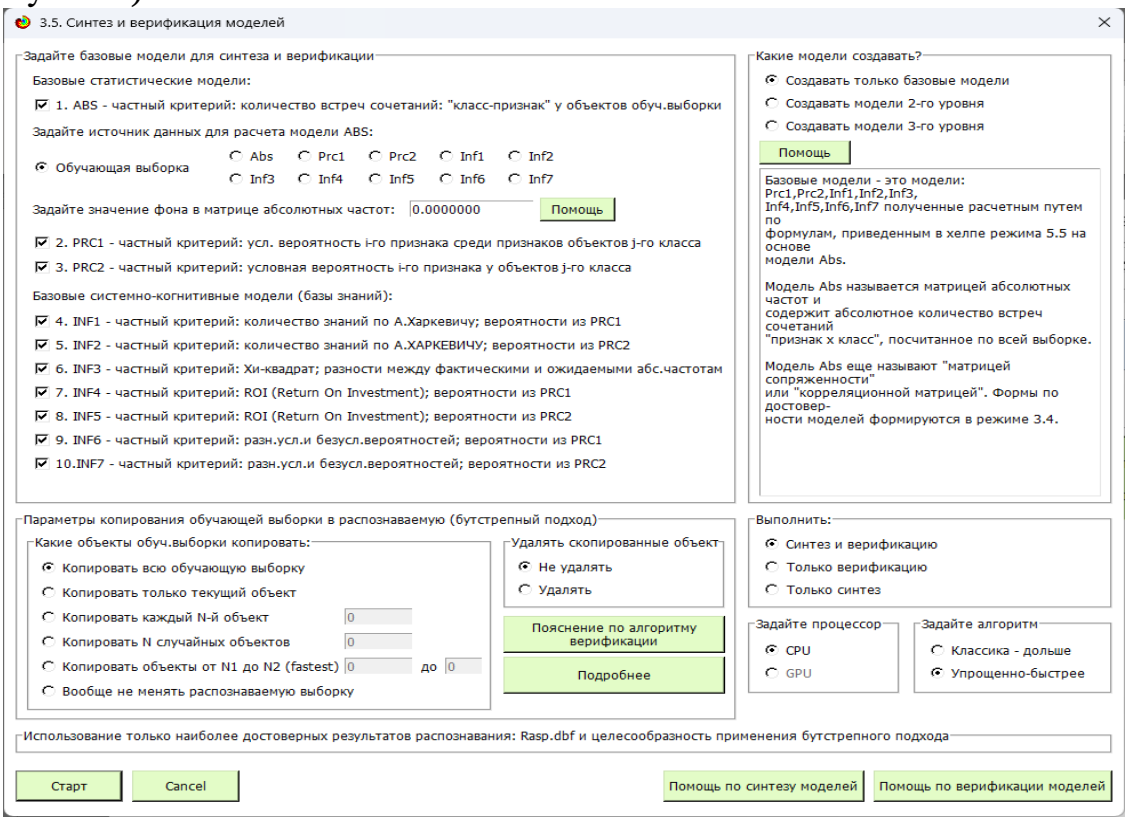
Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ-квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы 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):



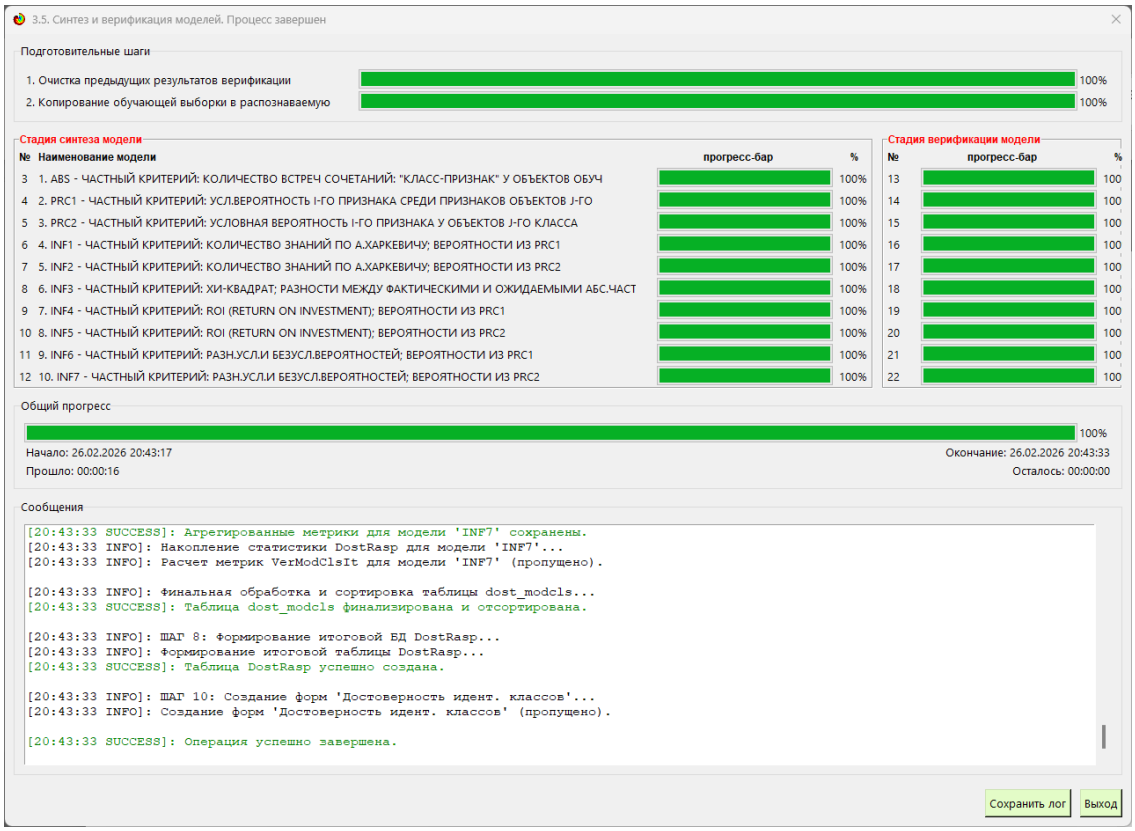
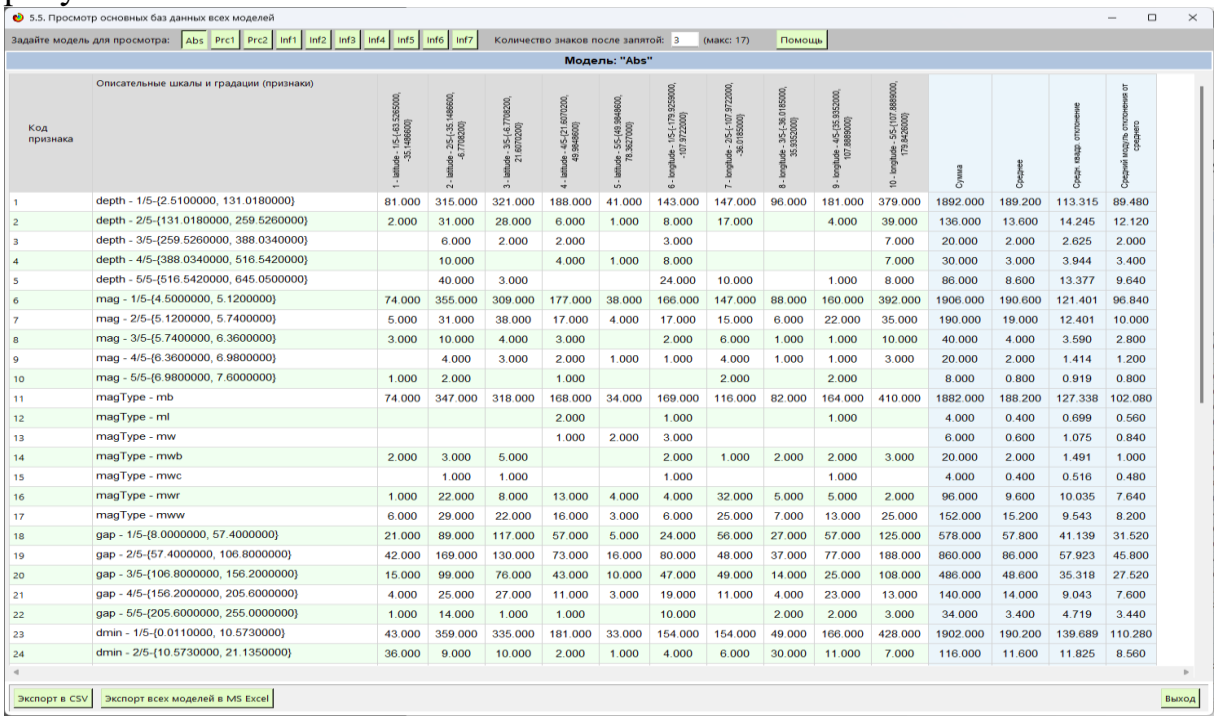


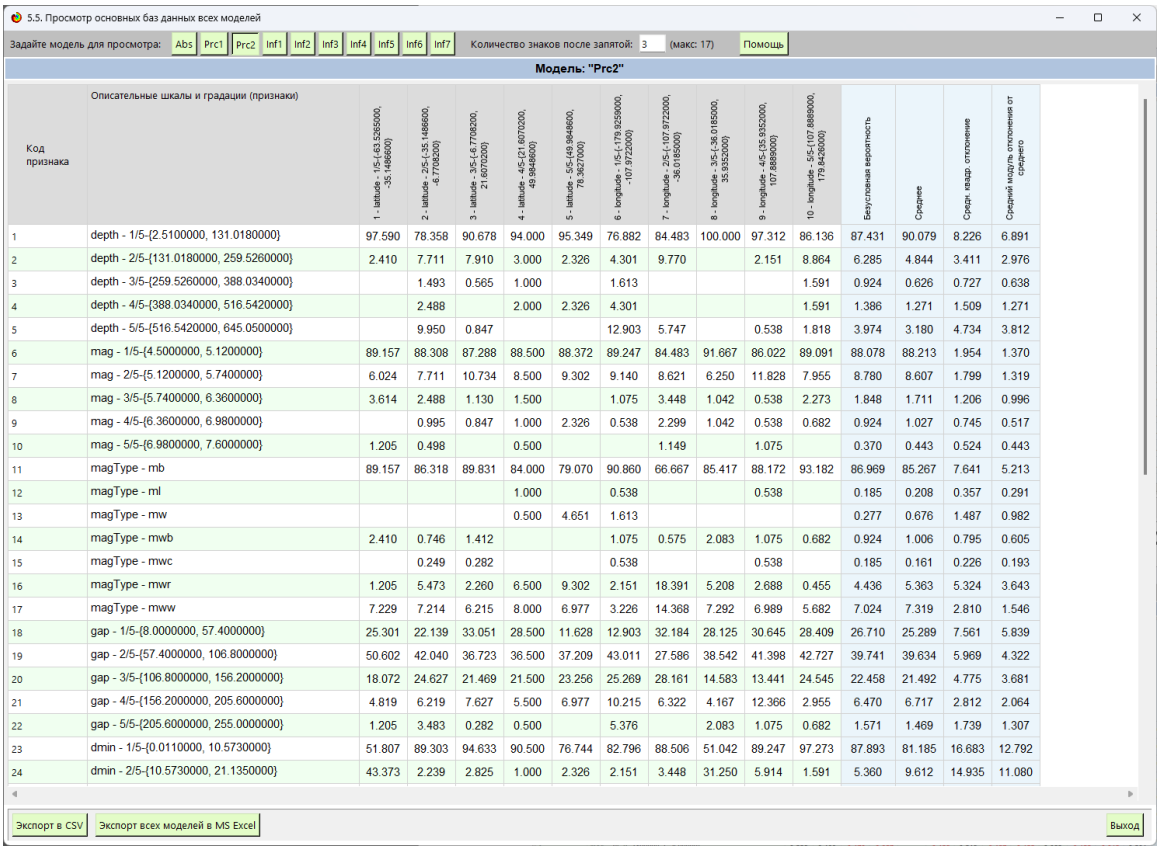
Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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



Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - latitude - 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}	2 - latitude - 2/5-{-35.1486600, -8.7706200}	3 - latitude - 3/5-{-8.7706200, 21.6070200}	4 - latitude - 4/5-{21.6070200, 49.9848600}	5 - latitude - 5/5-{49.9848600, 78.3627000}	6 - longitude - 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}	7 - longitude - 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}	8 - longitude - 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}	9 - longitude - 4/5-{35.9352000, 107.8888000}	10 - longitude - 5/5-{107.8888000, 179.8426000}	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	depth - 1/5-{2.5100000, 131.0180000}	81.000	315.000	321.000	188.000	41.000	143.000	147.000	96.000	181.000	379.000	1892.000	189.200	113.315	89.480
2	depth - 2/5-{131.0180000, 259.5260000}	2.000	31.000	28.000	6.000	1.000	8.000	17.000		4.000	39.000	136.000	13.600	14.245	12.120
3	depth - 3/5-{259.5260000, 388.0340000}		6.000	2.000	2.000		3.000				7.000	20.000	2.000	2.625	2.000
4	depth - 4/5-{388.0340000, 516.5420000}		10.000		4.000	1.000	8.000				7.000	30.000	3.000	3.944	3.400
5	depth - 5/5-{516.5420000, 645.0500000}		40.000	3.000			24.000	10.000		1.000	8.000	86.000	8.600	13.377	9.640
6	mag - 1/5-{4.5000000, 5.1200000}	74.000	355.000	309.000	177.000	38.000	166.000	147.000	88.000	160.000	392.000	1906.000	190.600	121.401	96.840
7	mag - 2/5-{5.1200000, 5.7400000}	5.000	31.000	38.000	17.000	4.000	17.000	15.000	6.000	22.000	35.000	190.000	19.000	12.401	10.000
8	mag - 3/5-{5.7400000, 6.3600000}	3.000	10.000	4.000	3.000		2.000	6.000	1.000	1.000	10.000	40.000	4.000	3.590	2.800
9	mag - 4/5-{6.3600000, 6.9800000}		4.000	3.000	2.000	1.000	1.000	4.000	1.000	1.000	3.000	20.000	2.000	1.414	1.200
10	mag - 5/5-{6.9800000, 7.6000000}	1.000	2.000		1.000			2.000		2.000		8.000	0.800	0.919	0.800
11	magType - mb	74.000	347.000	318.000	168.000	34.000	169.000	116.000	82.000	164.000	410.000	1882.000	188.200	127.338	102.080
12	magType - ml				2.000		1.000			1.000		4.000	0.400	0.699	0.560
13	magType - mw				1.000	2.000	3.000					6.000	0.600	1.075	0.840
14	magType - mwb	2.000	3.000	5.000			2.000	1.000	2.000	2.000	3.000	20.000	2.000	1.491	1.000
15	magType - mwc		1.000	1.000			1.000			1.000		4.000	0.400	0.516	0.480
16	magType - mwr	1.000	22.000	8.000	13.000	4.000	4.000	32.000	5.000	5.000	2.000	96.000	9.600	10.035	7.640
17	magType - mww	6.000	29.000	22.000	16.000	3.000	6.000	25.000	7.000	13.000	25.000	152.000	15.200	9.543	8.200
18	gap - 1/5-{8.0000000, 57.4000000}	21.000	89.000	117.000	57.000	5.000	24.000	56.000	27.000	57.000	125.000	578.000	57.800	41.139	31.520
19	gap - 2/5-{57.4000000, 106.8000000}	42.000	169.000	130.000	73.000	16.000	80.000	48.000	37.000	77.000	188.000	860.000	86.000	57.923	45.800
20	gap - 3/5-{106.8000000, 156.2000000}	15.000	99.000	76.000	43.000	10.000	47.000	49.000	14.000	25.000	108.000	486.000	48.600	35.318	27.520
21	gap - 4/5-{156.2000000, 205.6000000}	4.000	25.000	27.000	11.000	3.000	19.000	11.000	4.000	23.000	13.000	140.000	14.000	9.043	7.600
22	gap - 5/5-{205.6000000, 255.0000000}	1.000	14.000	1.000	1.000		10.000		2.000	2.000	3.000	34.000	3.400	4.719	3.440
23	dmin - 1/5-{0.0110000, 10.5730000}	43.000	359.000	335.000	181.000	33.000	154.000	154.000	49.000	166.000	428.000	1902.000	190.200	139.689	110.280
24	dmin - 2/5-{10.5730000, 21.1350000}	36.000	9.000	10.000	2.000	1.000	4.000	6.000	30.000	11.000	7.000	116.000	11.600	11.825	8.560

Рисунок 8. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот (фрагмент)



5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

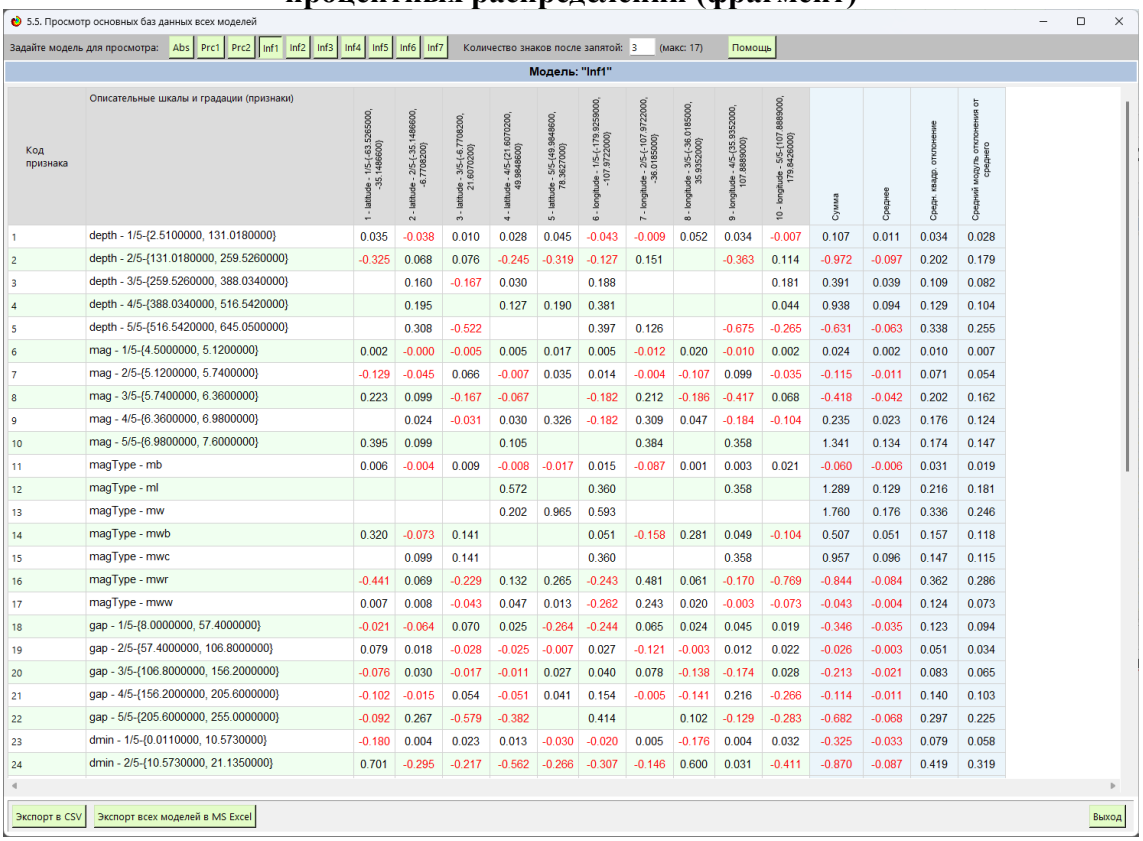
Задайте модель для просмотра: Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) Помощь

Модель: "Prc2"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - latitude - 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}	2 - latitude - 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}	3 - latitude - 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}	4 - latitude - 4/5-{21.6070200, 49.9848600}	5 - latitude - 5/5-{49.9848600, 78.3627000}	6 - longitude - 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}	7 - longitude - 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}	8 - longitude - 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}	9 - longitude - 4/5-{35.9352000, 107.8889000}	10 - longitude - 5/5-{107.8889000, 179.8426000}	Безусловная вероятность	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	depth - 1/5-{2.5100000, 131.0180000}	97.590	78.358	90.678	94.000	95.349	76.882	84.483	100.000	97.312	86.136	87.431	90.079	8.226	6.891
2	depth - 2/5-{131.0180000, 259.5260000}	2.410	7.711	7.910	3.000	2.326	4.301	9.770		2.151	8.864	6.285	4.844	3.411	2.976
3	depth - 3/5-{259.5260000, 388.0340000}		1.493	0.565	1.000		1.613				1.591	0.924	0.626	0.727	0.638
4	depth - 4/5-{388.0340000, 516.5420000}		2.488		2.000	2.326	4.301				1.591	1.386	1.271	1.509	1.271
5	depth - 5/5-{516.5420000, 645.0500000}		9.950	0.847			12.903	5.747		0.538	1.818	3.974	3.180	4.734	3.812
6	mag - 1/5-{4.5000000, 5.1200000}	89.157	88.308	87.288	88.500	88.372	89.247	84.483	91.667	86.022	89.091	88.078	88.213	1.954	1.370
7	mag - 2/5-{5.1200000, 5.7400000}	6.024	7.711	10.734	8.500	9.302	9.140	8.621	6.250	11.828	7.955	8.780	8.607	1.799	1.319
8	mag - 3/5-{5.7400000, 6.3600000}	3.614	2.488	1.130	1.500		1.075	3.448	1.042	0.538	2.273	1.848	1.711	1.206	0.996
9	mag - 4/5-{6.3600000, 6.9800000}		0.995	0.847	1.000	2.326	0.538	2.299	1.042	0.538	0.682	0.924	1.027	0.745	0.517
10	mag - 5/5-{6.9800000, 7.6000000}	1.205	0.498		0.500			1.149		1.075		0.370	0.443	0.524	0.443
11	magType - mb	89.157	86.318	89.831	84.000	79.070	90.860	66.667	85.417	88.172	93.182	86.969	85.267	7.641	5.213
12	magType - ml				1.000		0.538			0.538		0.185	0.208	0.357	0.291
13	magType - mw				0.500	4.651	1.613					0.277	0.676	1.487	0.982
14	magType - mwb	2.410	0.746	1.412			1.075	0.575	2.083	1.075	0.682	0.924	1.006	0.795	0.605
15	magType - mwc		0.249	0.282			0.538			0.538		0.185	0.161	0.226	0.193
16	magType - mwr	1.205	5.473	2.260	6.500	9.302	2.151	18.391	5.208	2.688	0.455	4.436	5.363	5.324	3.643
17	magType - mww	7.229	7.214	6.215	8.000	6.977	3.226	14.368	7.292	6.989	5.682	7.024	7.319	2.810	1.546
18	gap - 1/5-{8.0000000, 57.4000000}	25.301	22.139	33.051	28.500	11.628	12.903	32.184	28.125	30.645	28.409	26.710	25.289	7.561	5.839
19	gap - 2/5-{57.4000000, 106.8000000}	50.602	42.040	36.723	36.500	37.209	43.011	27.586	38.542	41.398	42.727	39.741	39.634	5.969	4.322
20	gap - 3/5-{106.8000000, 156.2000000}	18.072	24.627	21.469	21.500	23.256	25.269	28.161	14.583	13.441	24.545	22.458	21.492	4.775	3.681
21	gap - 4/5-{156.2000000, 205.6000000}	4.819	6.219	7.627	5.500	6.977	10.215	6.322	4.167	12.366	2.955	6.470	6.717	2.812	2.064
22	gap - 5/5-{205.6000000, 255.0000000}	1.205	3.483	0.282	0.500		5.376		2.083	1.075	0.682	1.571	1.469	1.739	1.307
23	dmin - 1/5-{0.0110000, 10.5730000}	51.807	89.303	94.633	90.500	76.744	82.796	88.506	51.042	89.247	97.273	87.893	81.185	16.683	12.792
24	dmin - 2/5-{10.5730000, 21.1350000}	43.373	2.239	2.825	1.000	2.326	2.151	3.448	31.250	5.914	1.591	5.360	9.612	14.935	11.080

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

Рисунок 9. 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 - latitude - 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}	2 - latitude - 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}	3 - latitude - 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}	4 - latitude - 4/5-{21.6070200, 49.9848600}	5 - latitude - 5/5-{49.9848600, 78.3627000}	6 - longitude - 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}	7 - longitude - 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}	8 - longitude - 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}	9 - longitude - 4/5-{35.9352000, 107.8889000}	10 - longitude - 5/5-{107.8889000, 179.8426000}	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	depth - 1/5-{2.5100000, 131.0180000}	0.035	-0.038	0.010	0.028	0.045	-0.043	-0.009	0.052	0.034	-0.007	0.107	0.011	0.034	0.028
2	depth - 2/5-{131.0180000, 259.5260000}	-0.325	0.068	0.076	-0.245	-0.319	-0.127	0.151		-0.363	0.114	-0.972	-0.097	0.202	0.179
3	depth - 3/5-{259.5260000, 388.0340000}		0.160	-0.167	0.030		0.188				0.181	0.391	0.039	0.109	0.082
4	depth - 4/5-{388.0340000, 516.5420000}		0.195		0.127	0.190	0.381				0.044	0.938	0.094	0.129	0.104
5	depth - 5/5-{516.5420000, 645.0500000}		0.308	-0.522			0.397	0.126		-0.675	-0.265	-0.631	-0.063	0.338	0.255
6	mag - 1/5-{4.5000000, 5.1200000}	0.002	-0.000	-0.005	0.005	0.017	0.005	-0.012	0.020	-0.010	0.002	0.024	0.002	0.010	0.007
7	mag - 2/5-{5.1200000, 5.7400000}	-0.129	-0.045	0.066	-0.007	0.035	0.014	-0.004	-0.107	0.099	-0.035	-0.115	-0.011	0.071	0.054
8	mag - 3/5-{5.7400000, 6.3600000}	0.223	0.099	-0.167	-0.067		-0.182	0.212	-0.186	-0.417	0.068	-0.418	-0.042	0.202	0.162
9	mag - 4/5-{6.3600000, 6.9800000}		0.024	-0.031	0.030	0.326	-0.182	0.309	0.047	-0.184	-0.104	0.235	0.023	0.176	0.124
10	mag - 5/5-{6.9800000, 7.6000000}	0.395	0.099		0.105			0.384		0.358		1.341	0.134	0.174	0.147
11	magType - mb	0.006	-0.004	0.009	-0.008	-0.017	0.015	-0.087	0.001	0.003	0.021	-0.060	-0.006	0.031	0.019
12	magType - ml				0.572		0.360			0.358		1.289	0.129	0.216	0.181
13	magType - mw				0.202	0.965	0.593					1.760	0.176	0.336	0.246
14	magType - mwb	0.320	-0.073	0.141			0.051	-0.158	0.281	0.049	-0.104	0.507	0.051	0.157	0.118
15	magType - mwc		0.099	0.141			0.360			0.358		0.957	0.096	0.147	0.115
16	magType - mwr	-0.441	0.069	-0.229	0.132	0.265	-0.243	0.481	0.061	-0.170	-0.769	-0.844	-0.084	0.362	0.286
17	magType - mww	0.007	0.008	-0.043	0.047	0.013	-0.262	0.243	0.020	-0.003	-0.073	-0.043	-0.004	0.124	0.073
18	gap - 1/5-{8.0000000, 57.4000000}	-0.021	-0.064	0.070	0.025	-0.264	-0.244	0.065	0.024	0.045	0.019	-0.346	-0.035	0.123	0.094
19	gap - 2/5-{57.4000000, 106.8000000}	0.079	0.018	-0.028	-0.025	-0.007	0.027	-0.121	-0.003	0.012	0.022	-0.026	-0.003	0.051	0.034
20	gap - 3/5-{106.8000000, 156.2000000}	-0.076	0.030	-0.017	-0.011	0.027	0.040	0.078	-0.138	-0.174	0.028	-0.213	-0.021	0.083	0.065
21	gap - 4/5-{156.2000000, 205.6000000}	-0.102	-0.015	0.054	-0.051	0.041	0.154	-0.005	-0.141	0.216	-0.266	-0.114	-0.011	0.140	0.103
22	gap - 5/5-{205.6000000, 255.0000000}	-0.092	0.267	-0.579	-0.382		0.414		0.102	-0.129	-0.283	-0.682	-0.068	0.297	0.225
23	dmin - 1/5-{0.0110000, 10.5730000}	-0.180	0.004	0.023	0.013	-0.030	-0.020	0.005	-0.176	0.004	0.032	-0.325	-0.033	0.079	0.058
24	dmin - 2/5-{10.5730000, 21.1350000}	0.701	-0.295	-0.217	-0.562	-0.266	-0.307	-0.146	0.600	0.031	-0.411	-0.870	-0.087	0.419	0.319

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

Рисунок 10. 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 - latitude - 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}	2 - latitude - 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}	3 - latitude - 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}	4 - latitude - 4/5-{21.6070200, 49.9848600}	5 - latitude - 5/5-{49.9848600, 78.3627000}	6 - longitude - 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}	7 - longitude - 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}	8 - longitude - 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}	9 - longitude - 4/5-{35.9352000, 107.8889000}	10 - longitude - 5/5-{107.8889000, 179.8426000}	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	depth - 1/5-{2.5100000, 131.0180000}	7.907	-37.842	9.842	15.004	5.090	-19.429	-4.078	13.807	17.593	-7.893	-0.000	-0.000	17.635	13.848
2	depth - 2/5-{131.0180000, 259.5260000}	-3.254	5.637	5.633	-6.435	-1.581	-3.676	6.140	-5.908	-7.746	11.189			6.577	5.720
3	depth - 3/5-{259.5260000, 388.0340000}	-0.773	2.270	-1.289	0.171	-0.380	1.283	-1.597	-0.869	-1.727	2.910	-0.000	-0.000	1.633	1.327
4	depth - 4/5-{388.0340000, 516.5420000}	-1.159	4.405	-4.934	1.257	0.431	5.424	-2.396	-1.303	-2.591	0.865	0.000	0.000	3.183	2.477
5	depth - 5/5-{516.5420000, 645.0500000}	-3.322	23.962	-11.144	-7.863	-1.632	16.617	3.133	-3.736	-6.428	-9.586	-0.000	-0.000	11.581	8.742
6	mag - 1/5-{4.5000000, 5.1200000}	0.366	-0.453	-4.461	2.724	1.824	2.369	-5.196	5.199	-4.616	2.244	-0.000	-0.000	3.605	2.945
7	mag - 2/5-{5.1200000, 5.7400000}	-2.340	-4.433	6.753	-0.373	0.394	0.688	-0.172	-2.254	5.590	-3.853			3.692	2.685
8	mag - 3/5-{5.7400000, 6.3600000}	1.455	2.540	-2.578	-0.657	-0.759	-1.434	2.806	-0.738	-2.455	1.820	-0.000	-0.000	2.001	1.724
9	mag - 4/5-{6.3600000, 6.9800000}	-0.773	0.270	-0.289	0.171	0.620	-0.717	2.403	0.131	-0.727	-1.090	-0.000	-0.000	1.011	0.719
10	mag - 5/5-{6.9800000, 7.6000000}	0.691	0.508	-1.316	0.269	-0.152	-0.687	1.361	-0.348	1.309	-1.636	0.000	0.000	1.022	0.828
11	magType - mb	1.293	-3.977	8.486	-4.082	-1.721	7.430	-34.280	0.242	1.457	25.152	-0.000	-0.000	14.811	8.812
12	magType - ml	-0.155	-0.746	-0.658	1.634	-0.076	0.657	-0.319	-0.174	0.655	-0.818	0.000	0.000	0.771	0.589
13	magType - mw	-0.232	-1.119	-0.987	0.451	1.886	2.485	-0.479	-0.261	-0.518	-1.227	0.000	0.000	1.260	0.964
14	magType - mwb	1.227	-0.730	1.711	-1.829	-0.380	0.283	-0.597	1.131	0.273	-1.090	-0.000	-0.000	1.127	0.925
15	magType - mwc	-0.155	0.254	0.342	-0.366	-0.076	0.657	-0.319	-0.174	0.655	-0.818	-0.000	-0.000	0.472	0.381
16	magType - mwr	-2.709	4.097	-7.788	4.222	2.178	-4.242	24.334	0.830	-3.291	-17.631			10.749	7.132
17	magType - mww	0.128	0.653	-2.998	2.102	0.115	-7.049	12.863	0.397	-0.128	-6.082	0.000	0.000	5.438	3.251
18	gap - 1/5-{8.0000000, 57.4000000}	-1.330	-18.792	21.942	4.150	-5.971	-25.621	9.846	1.890	7.080	6.805	0.000	0.000	13.915	10.343
19	gap - 2/5-{57.4000000, 106.8000000}	8.776	8.617	-11.436	-5.635	-0.323	6.169	-20.672	-0.360	2.724	12.139			10.188	7.685
20	gap - 3/5-{106.8000000, 156.2000000}	-3.775	8.365	-3.928	-1.438	0.776	5.277	10.192	-7.113	-16.975	8.618	0.000	0.000	8.479	6.646
21	gap - 4/5-{156.2000000, 205.6000000}	-1.409	-1.109	3.976	-1.801	0.343	6.981	-0.179	-2.082	10.909	-15.628	-0.000	-0.000	6.982	4.442
22	gap - 5/5-{205.6000000, 255.0000000}	-0.314	7.659	-4.592	-2.109	-0.645	7.081	-2.715	0.523	-0.936	-3.953			4.203	3.053
23	dmin - 1/5-{0.0110000, 10.5730000}	-30.479	4.293	22.197	7.089	-3.100	-9.287	2.123	-33.627	1.729	39.062	-0.000	-0.000	21.732	15.299
24	dmin - 2/5-{10.5730000, 21.1350000}	31.519	-12.633	-9.077	-8.607	-1.202	-5.959	-3.263	24.961	0.981	-16.721			15.849	11.492

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

Рисунок 11 . Системно-когнитивная модель «INF5», 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].

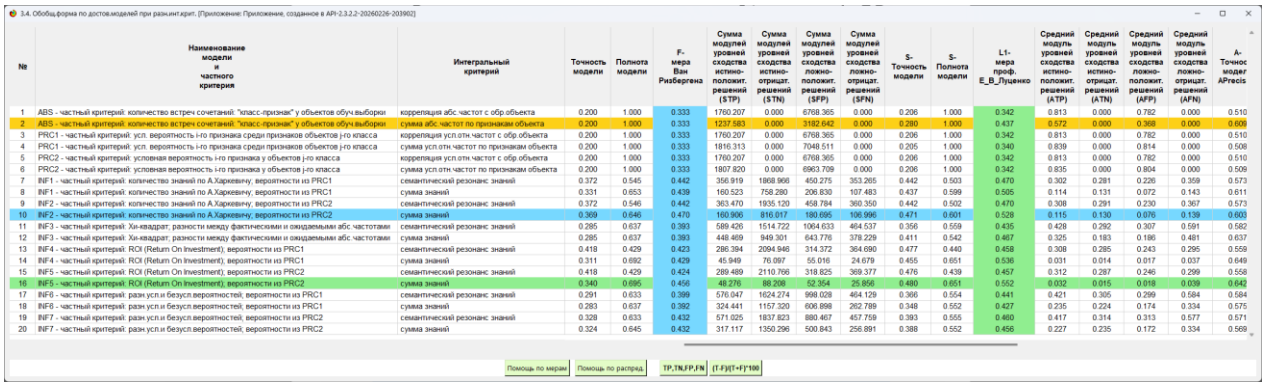
Достоверность моделей можно оценивать и путем решения других задач, например задач прогнозирования, выработки управляющих решений, исследования объекта моделирования путем исследования его

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 достоверной является СК-модель INF5 (хи-квадрат К. Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.552** при максимуме 1 (рисунок 12). ***Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач***.



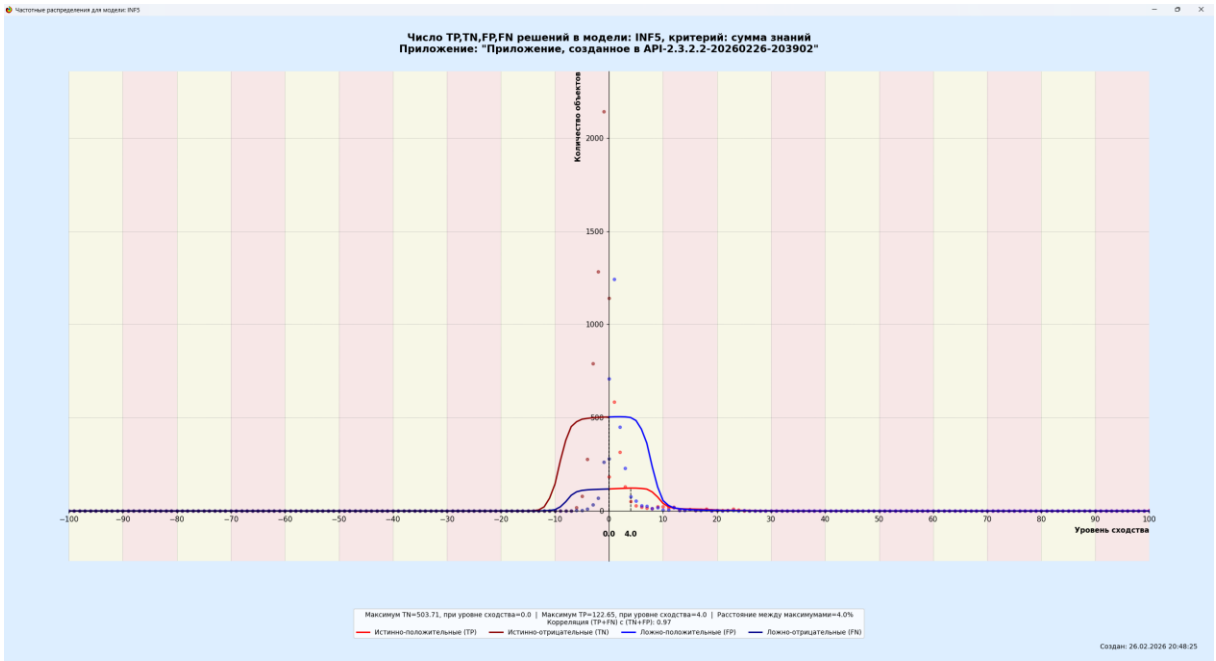
3.4. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.интеграл. [Приложение: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902]

№	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	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)	Сумма модулей уровней сходства ложно-отрицат. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е_В_Луценко	Средний модуль уровней сходства истинно-положит. решений (ATP)	Средний модуль уровней сходства истинно-отрицат. решений (ATN)	Средний модуль уровней сходства ложно-положит. решений (AFP)	Средний модуль уровней сходства ложно-отрицат. решений (AFN)	A-Точнос модел APrecis
1	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки	корреляция абс.частот с обр.объекта	0.200	1.000	0.333	1760.207	0.000	6768.365	0.000	0.206	1.000	0.342	0.813	0.000	0.782	0.000	0.510
2	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки	сумма абс.частот по признакам объекта	0.200	1.000	0.333	1237.583	0.000	3182.642	0.000	0.280	1.000	0.437	0.572	0.000	0.368	0.000	0.609
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	корреляция усл.отн.частот с обр.объекта	0.200	1.000	0.333	1760.207	0.000	6768.365	0.000	0.206	1.000	0.342	0.813	0.000	0.782	0.000	0.510
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	сумма усл.отн.частот по признакам объекта	0.200	1.000	0.333	1816.313	0.000	7048.511	0.000	0.205	1.000	0.340	0.839	0.000	0.814	0.000	0.508
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	корреляция усл.отн.частот с обр.объекта	0.200	1.000	0.333	1760.207	0.000	6768.365	0.000	0.206	1.000	0.342	0.813	0.000	0.782	0.000	0.510
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	сумма усл.отн.частот по признакам объекта	0.200	1.000	0.333	1807.820	0.000	6963.709	0.000	0.206	1.000	0.342	0.835	0.000	0.804	0.000	0.509
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.372	0.545	0.442	356.919	1868.966	450.275	353.265	0.442	0.503	0.470	0.302	0.281	0.226	0.359	0.573
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	сумма знаний	0.331	0.653	0.439	160.523	758.280	206.830	107.483	0.437	0.599	0.505	0.114	0.131	0.072	0.143	0.611
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.372	0.546	0.442	363.470	1935.120	458.784	360.350	0.442	0.502	0.470	0.308	0.291	0.230	0.367	0.573
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	сумма знаний	0.369	0.646	0.470	160.906	816.017	180.695	106.996	0.471	0.601	0.528	0.115	0.130	0.076	0.139	0.603
11	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами	семантический резонанс знаний	0.285	0.637	0.393	589.426	1514.722	1064.633	464.537	0.358	0.559	0.435	0.428	0.292	0.307	0.591	0.582
12	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами	сумма знаний	0.285	0.637	0.393	448.469	949.301	643.776	378.229	0.411	0.542	0.487	0.325	0.183	0.186	0.481	0.637
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.418	0.429	0.423	286.394	2094.946	314.372	364.690	0.477	0.440	0.458	0.308	0.285	0.243	0.295	0.559
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	сумма знаний	0.311	0.692	0.429	45.949	76.097	55.016	24.679	0.455	0.651	0.536	0.031	0.014	0.017	0.037	0.649
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.418	0.429	0.424	289.489	2110.798	318.825	369.377	0.476	0.439	0.457	0.312	0.287	0.246	0.299	0.558
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	сумма знаний	0.340	0.695	0.456	48.276	88.208	52.354	25.856	0.480	0.651	0.552	0.032	0.015	0.018	0.039	0.642
17	INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.291	0.633	0.399	576.047	1624.274	998.028	464.129	0.366	0.554	0.441	0.421	0.305	0.299	0.584	0.584
18	INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1	сумма знаний	0.283	0.637	0.392	324.441	1157.320	606.898	262.789	0.348	0.552	0.427	0.235	0.224	0.174	0.334	0.575
19	INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.328	0.633	0.432	571.025	1837.823	880.467	457.759	0.393	0.555	0.460	0.417	0.314	0.313	0.577	0.571
20	INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2	сумма знаний	0.324	0.645	0.432	317.117	1350.296	500.843	256.891	0.388	0.552	0.456	0.227	0.235	0.172	0.334	0.569

Помощь по мерам | Помощь по распред. | TP,TN,FP,FN | (T-F)/(T+F)*100

Рисунок 12. Экранные формы 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 INF5.



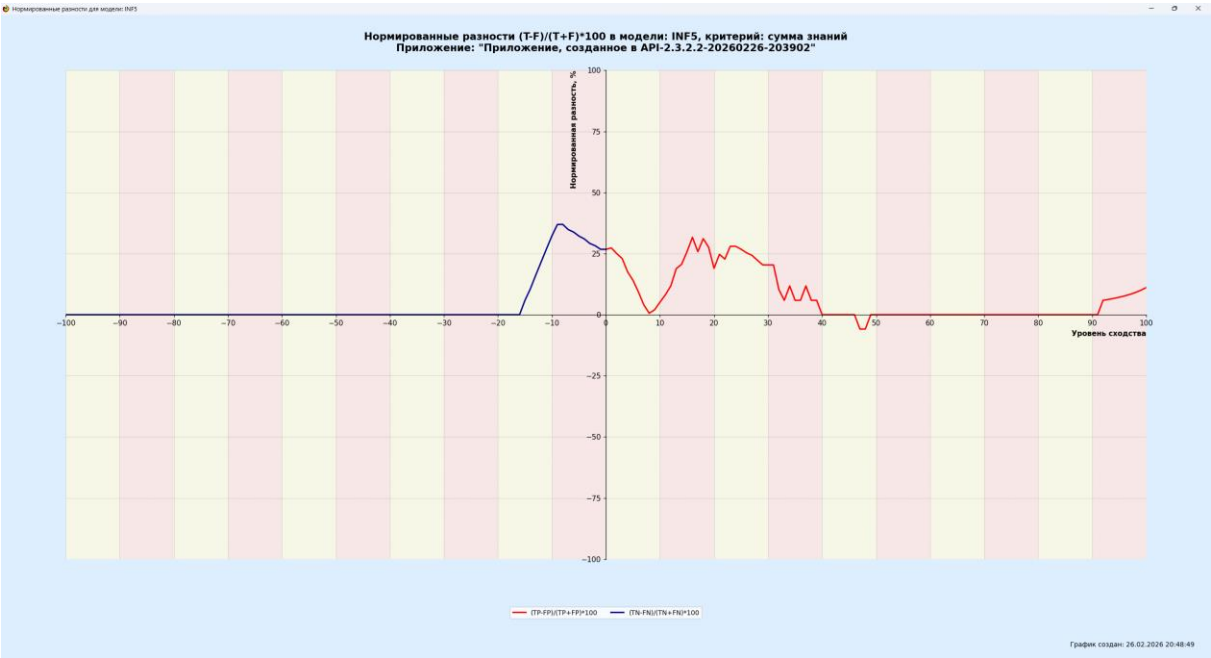


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В. Луценко СК-модели INF5 [9]

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерием достоверности L1-мерой проф. Е.В. Луценко СК-модели INF5:

– отрицательные ложные решения в данной задаче вообще не встречаются не встречаются, а в общем случае такие решения практически не встречаются за исключением очень небольшого количества случаев с очень низкими уровнями различия;

– при уровнях сходства меньше 20% в данной задаче преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. В общем случае при уровнях сходства выше 60% ложных положительных решений практически вообще 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.

Помощь по режиму 3.4: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++"

Помощь по режиму 3.4: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++".

Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями...
Тогда возможны следующие варианты прогнозов:

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: и 1, и 2, и 3, и 4, и 5, и 6. Понятно, что из всего этого выпадет лишь что-то одно. В этом случае модель не предскажет, что не выпадет, но зато она обязательно предскажет, что выпадет. Однако при этом очень много объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся.
Тогда вероятность истинно-положительных решений у модели будет 1/6, а вероятность ложно-положительных решений - 5/6. Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Если же модель предсказывает, что ничего не выпадет, т.е. не выпадет ни 1, ни 2, ни 3, ни 4, ни 5, ни 6, но что-то из этого, естественно, обязательно выпадет. Конечно, модель не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо предсказала, что не выпадет. Вероятность истинно-отрицательных решений у модели будет 5/6, а вероятность ложно-отрицательных решений - 1/6. Такой прогноз гораздо достовернее, чем положительный псевдопрогноз, но тоже бесполезен.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой.
Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществится один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представите себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:
La = (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN) (нормировка: {-1,+1})
Lb = (1 + (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)) / 2 (нормировка: { 0, 1})
где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):

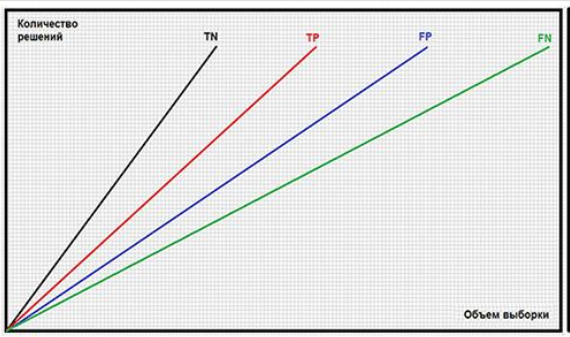
Помощь по режиму 3.4. (С) Система "ЭЙДОС-Х++"

Режим: 3.4. РАСЧЕТ И ГРАФИЧЕСКАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ЧАСТОТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ УРОВНЕЙ СХОДСТВА:

По нажатию кнопок: [TP,TN,FP,FN], [(TP-FP),(TN-FN)], [(T-F)/(T+F)*100] отображаются графики частотных распределений для модели и интегрального критерия той строки, на которой в экранной форме 3.4 стоит курсор. По клику на кнопке: [(T-F)/(T+F)*100] выводятся графики частотных распределений: (TP-FP)/(TP+FP)*100 и (TN-FN)/(TN+FN)*100.
где:
TP-True-Positive; TN-True-Negative; FP-False-Positive; FN-False-Negative, количество истинных и ложных положительных и отрицательных решений.

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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf

Примерные графики TP,TN,FP,FN, а также F-меры и критериев L1, L2 при увеличении объема выборки:



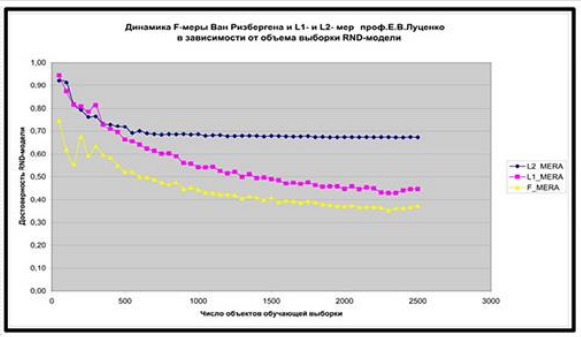


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

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;

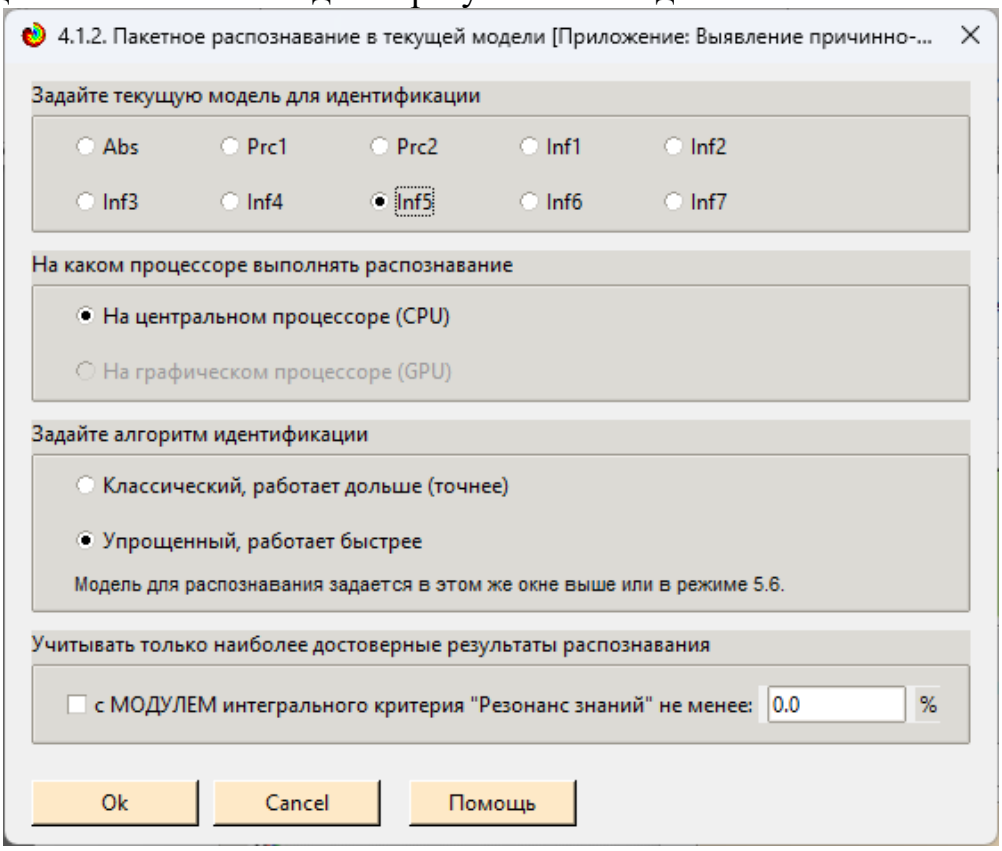
– *прогнозирование* достоверно, т.е. действительно наступают те события, которые прогнозируются;

– *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 5.6 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.



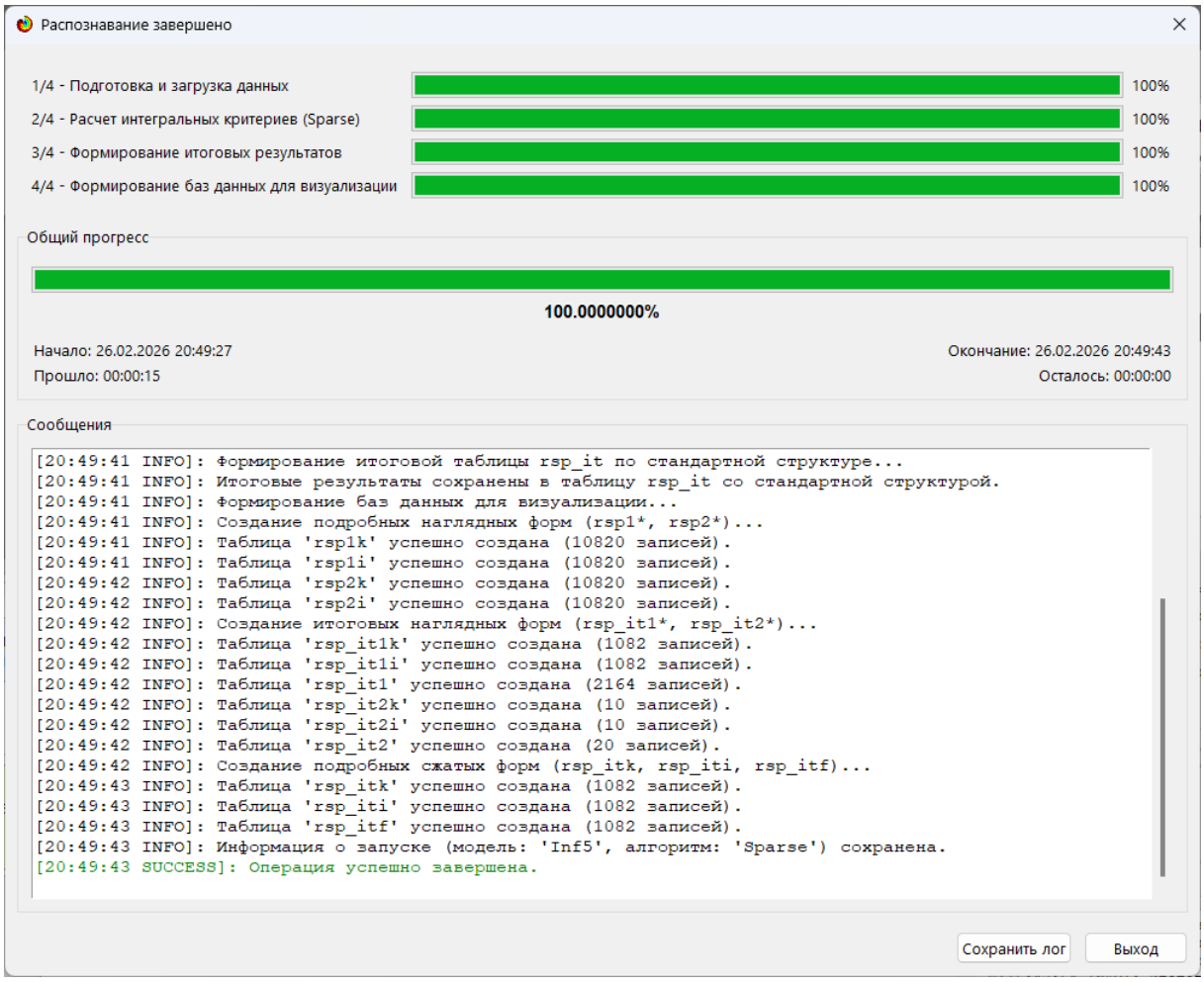


Рисунок 15. Задание СК-модели INF5 в качестве текущей

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.:

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

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если

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

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).

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.:

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

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»:

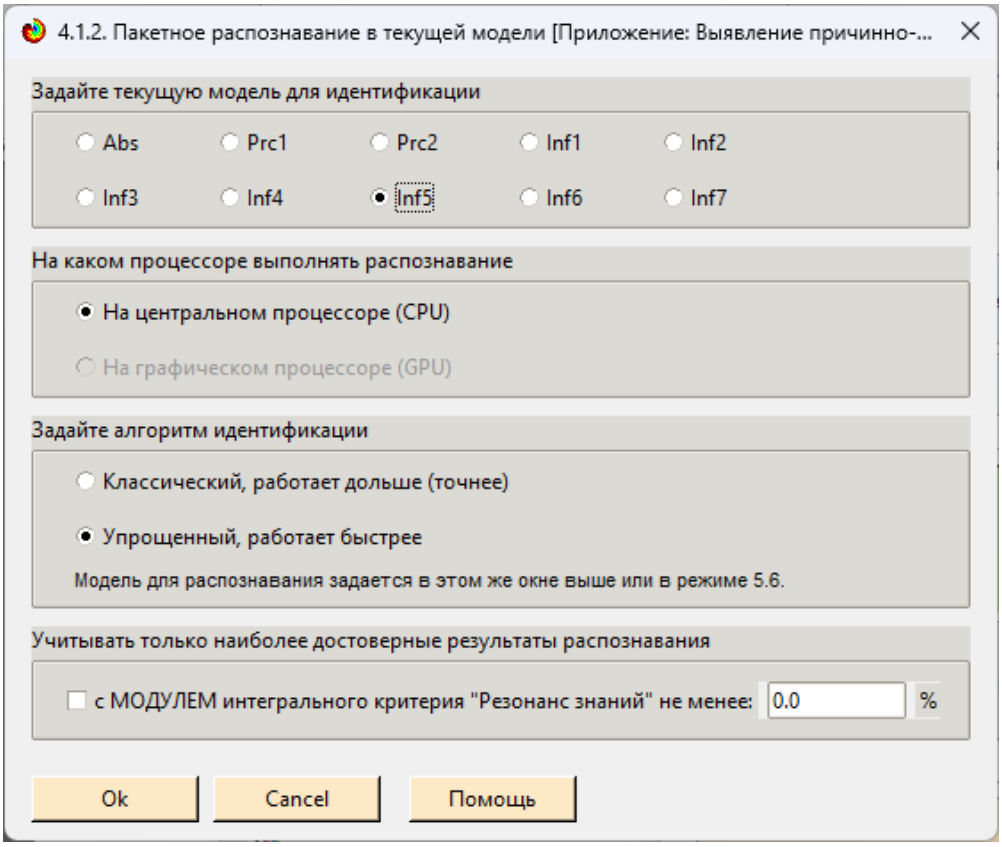
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

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).

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

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



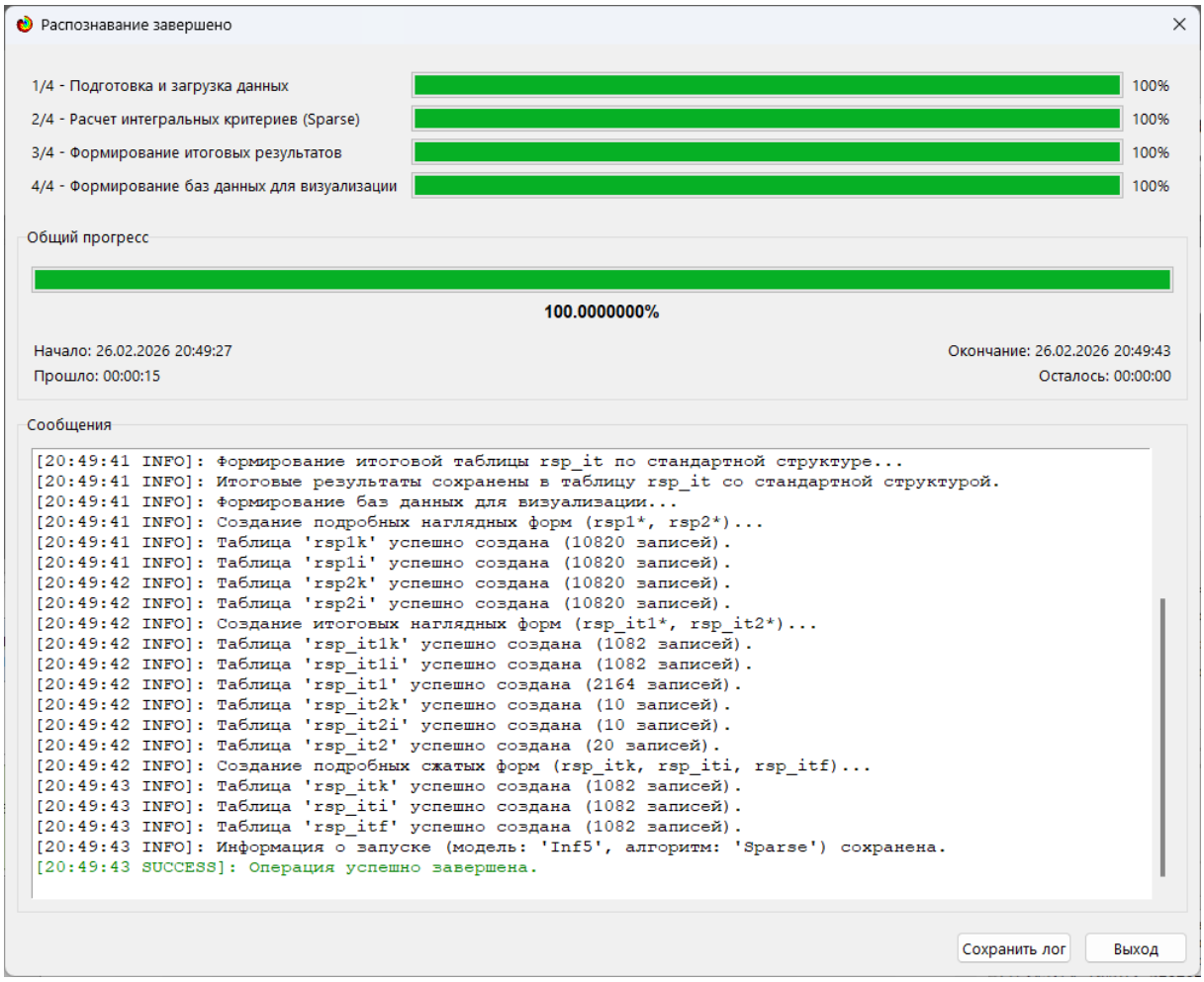
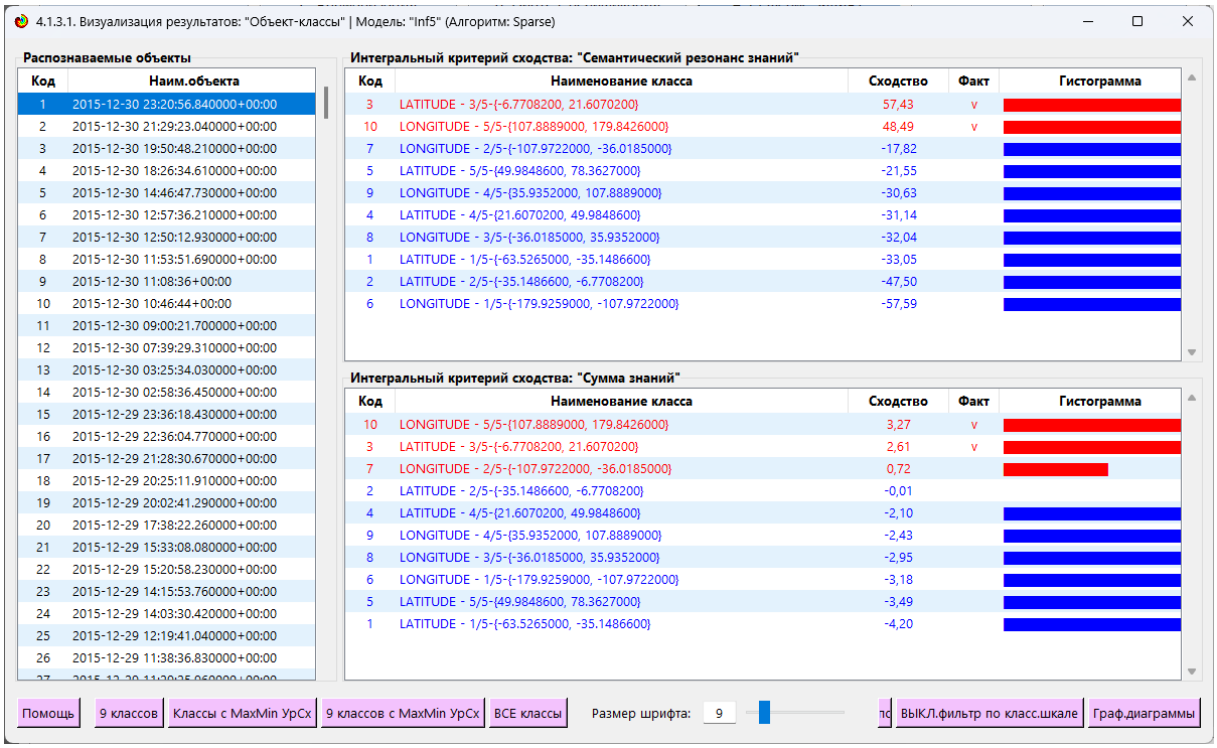


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования



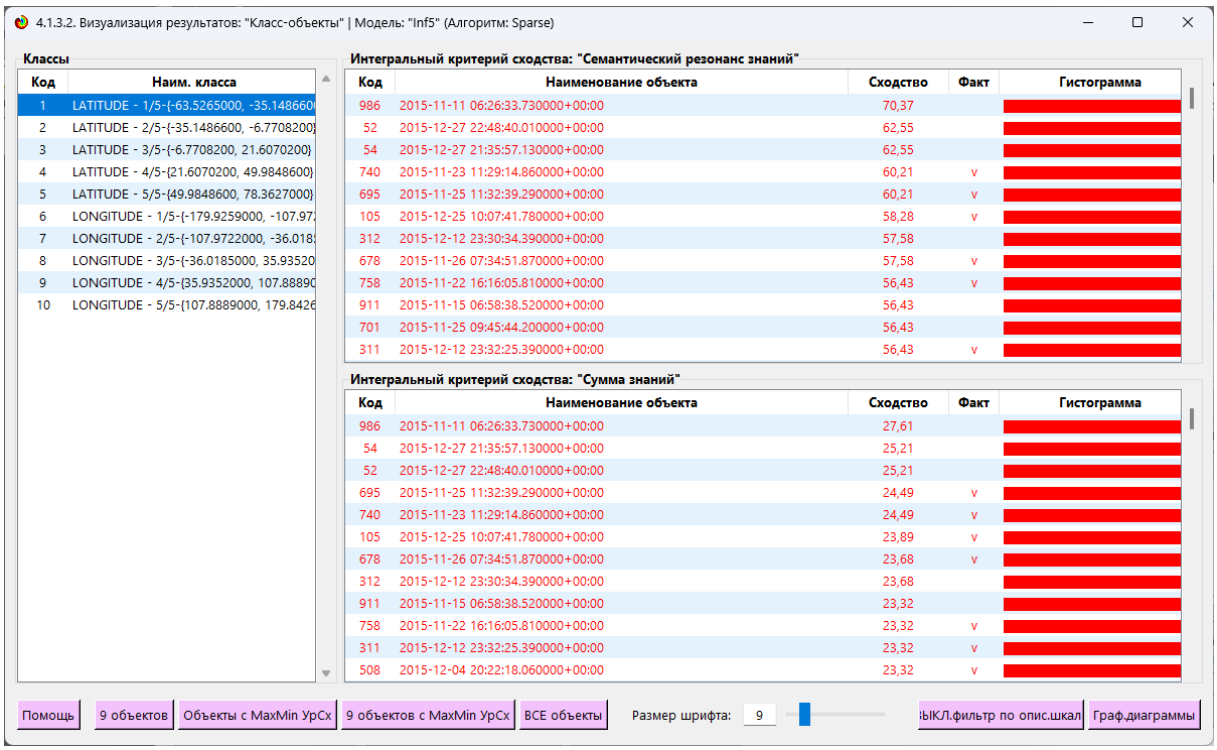


Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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.

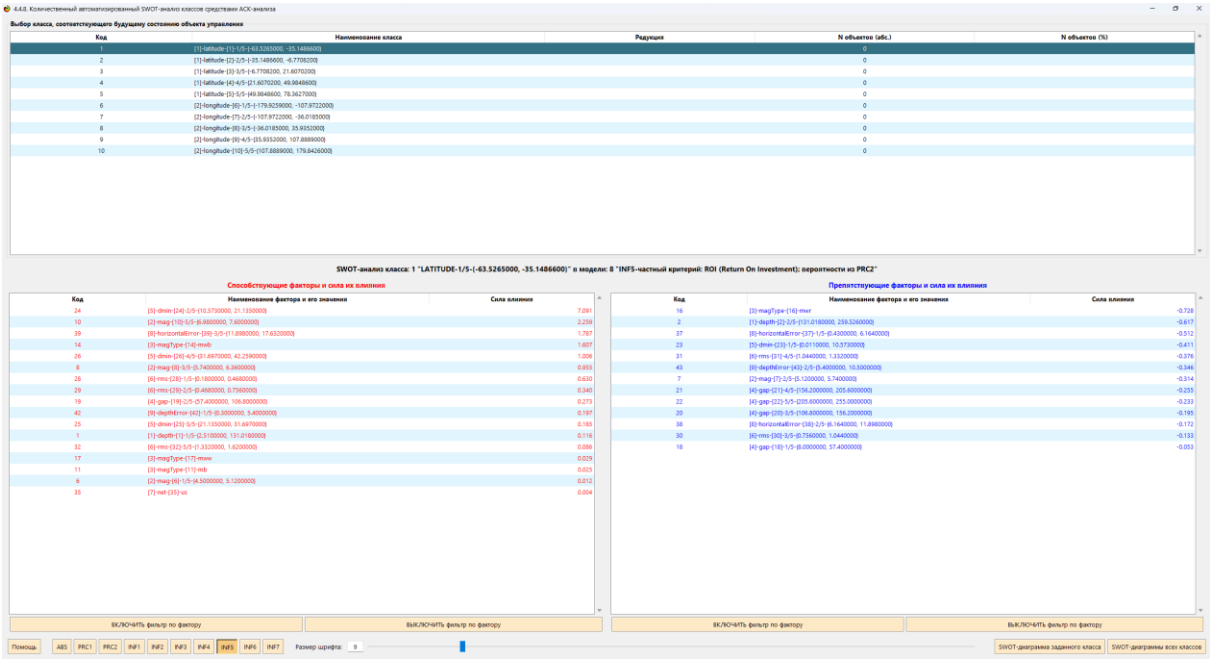
Графические выходные формы, приведенные на рисунках 19, интуитивно понятны и не требуют особых комментариев. Отметим лишь, что на SWOT-диаграммах наглядно показаны знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне.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

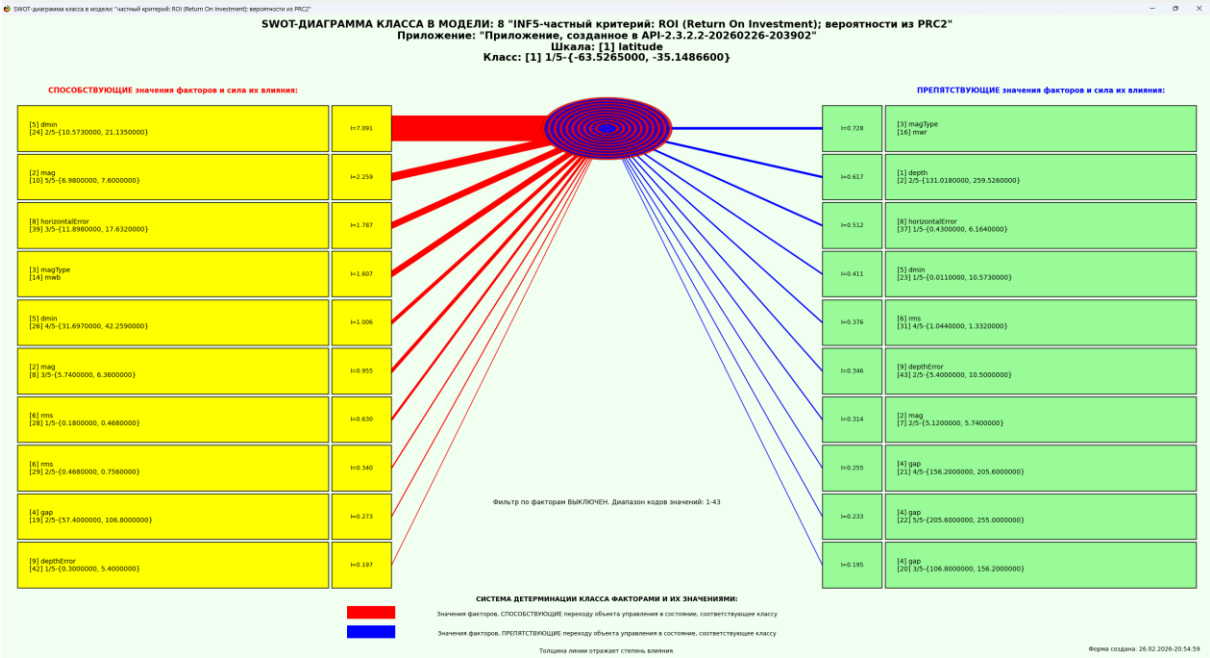
Слева на SWOT-диаграмме приведены значения факторов, способствующих переходу объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне (показаны красным цветом), а справа – препятствующих этому переходу (показаны синим цветом). Сила влияния каждого значения фактора на поведение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





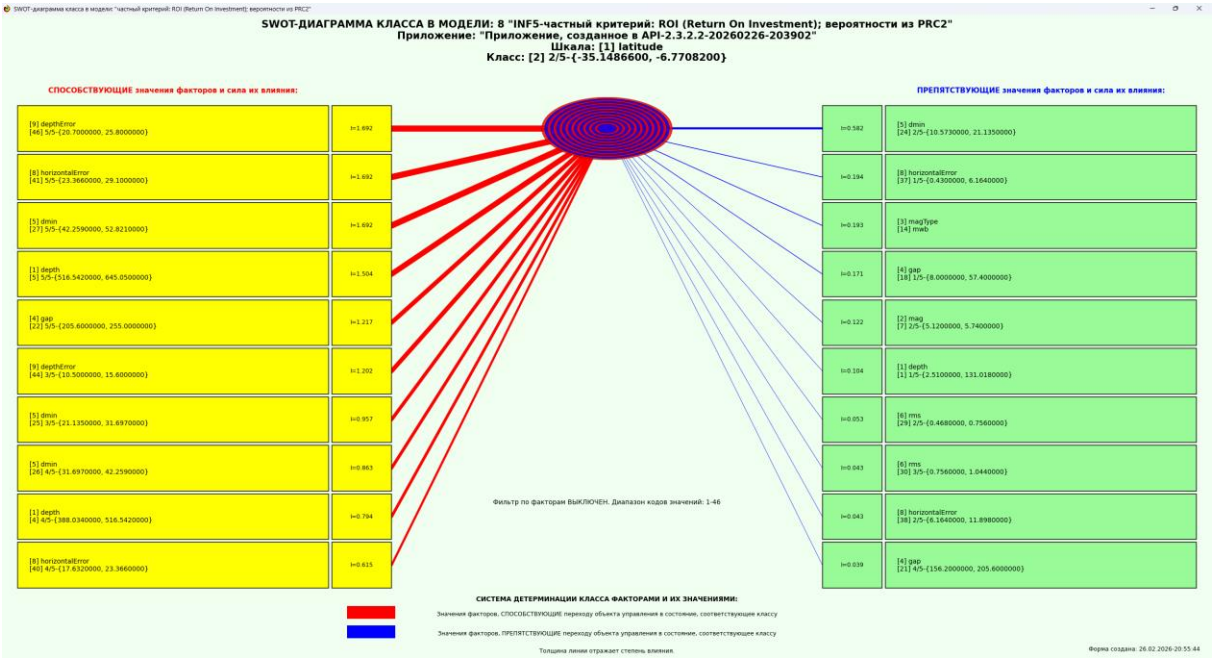


Рисунок 19. Примеры экранных формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, что способствующие значения факторов широты и долготы обуславливают препятствующие факторы типа магнитуд, силы и расстояния землетрясения от центров, их зафиксировавших.

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.

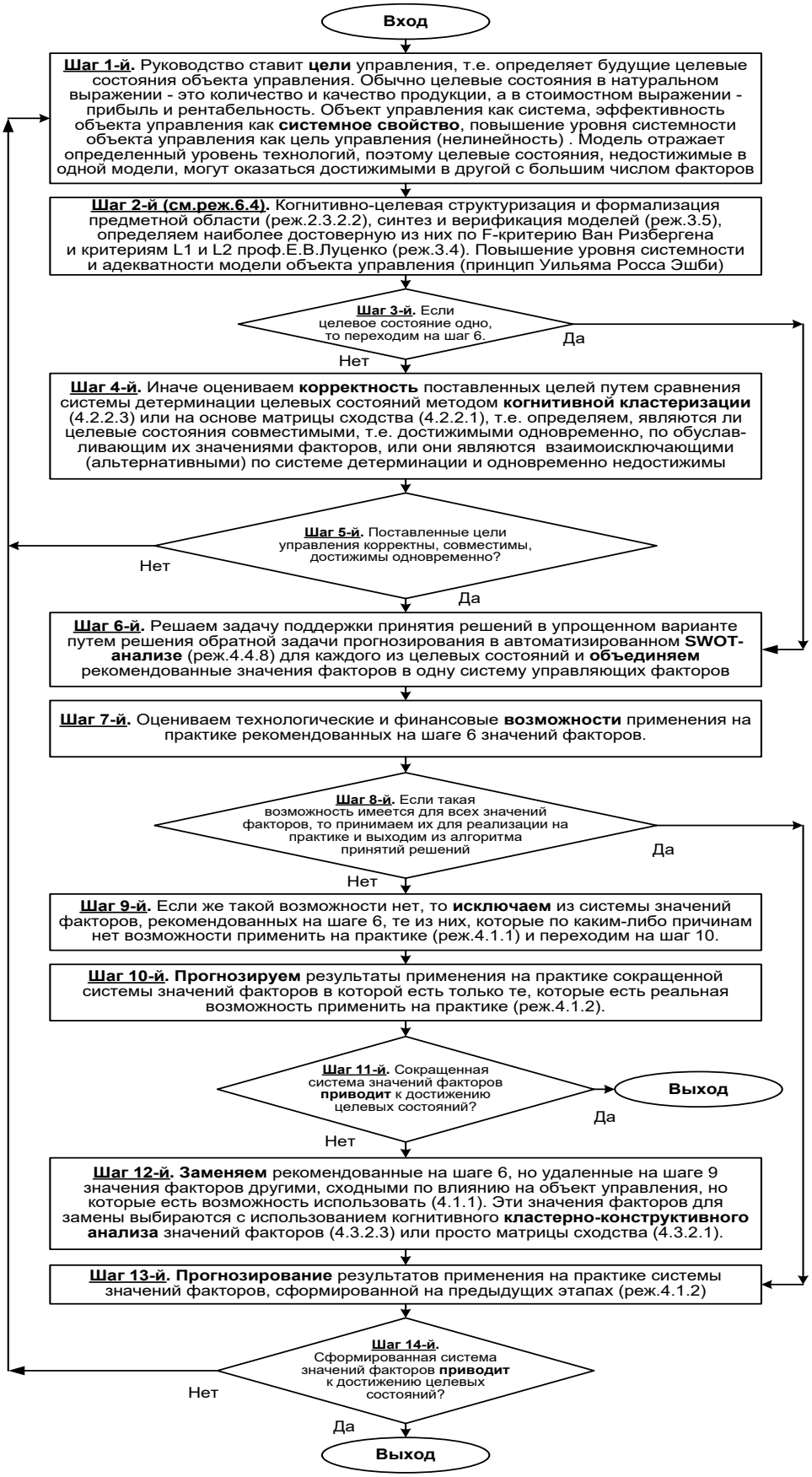


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

<u>Шаг 9-й</u>. 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.

<u>Шаг 10-й</u>. 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).

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

<u>Шаг 12-й</u>. 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].

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

<u>Шаг 14-й</u>. 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:

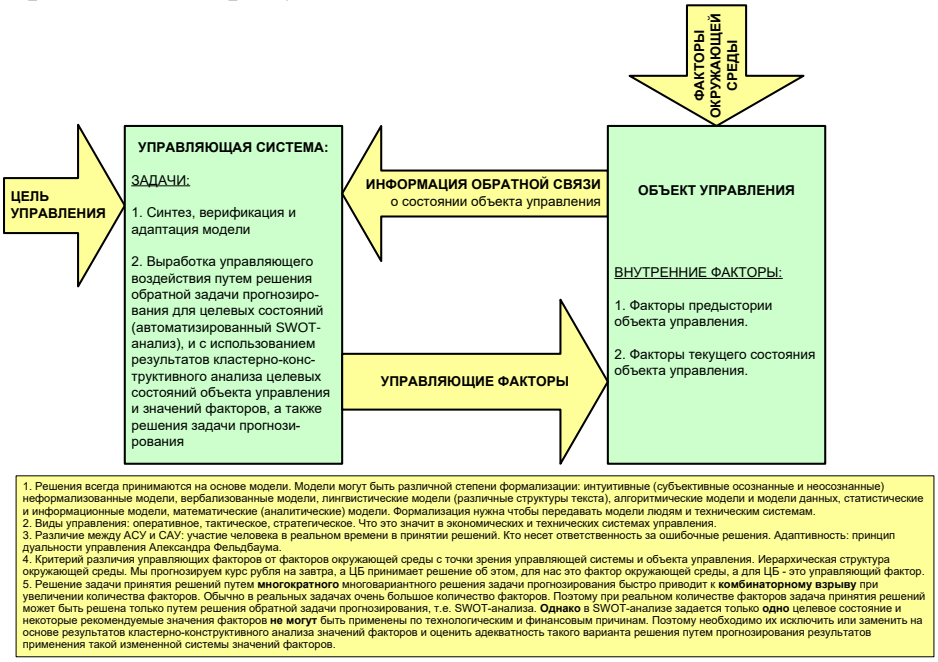


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

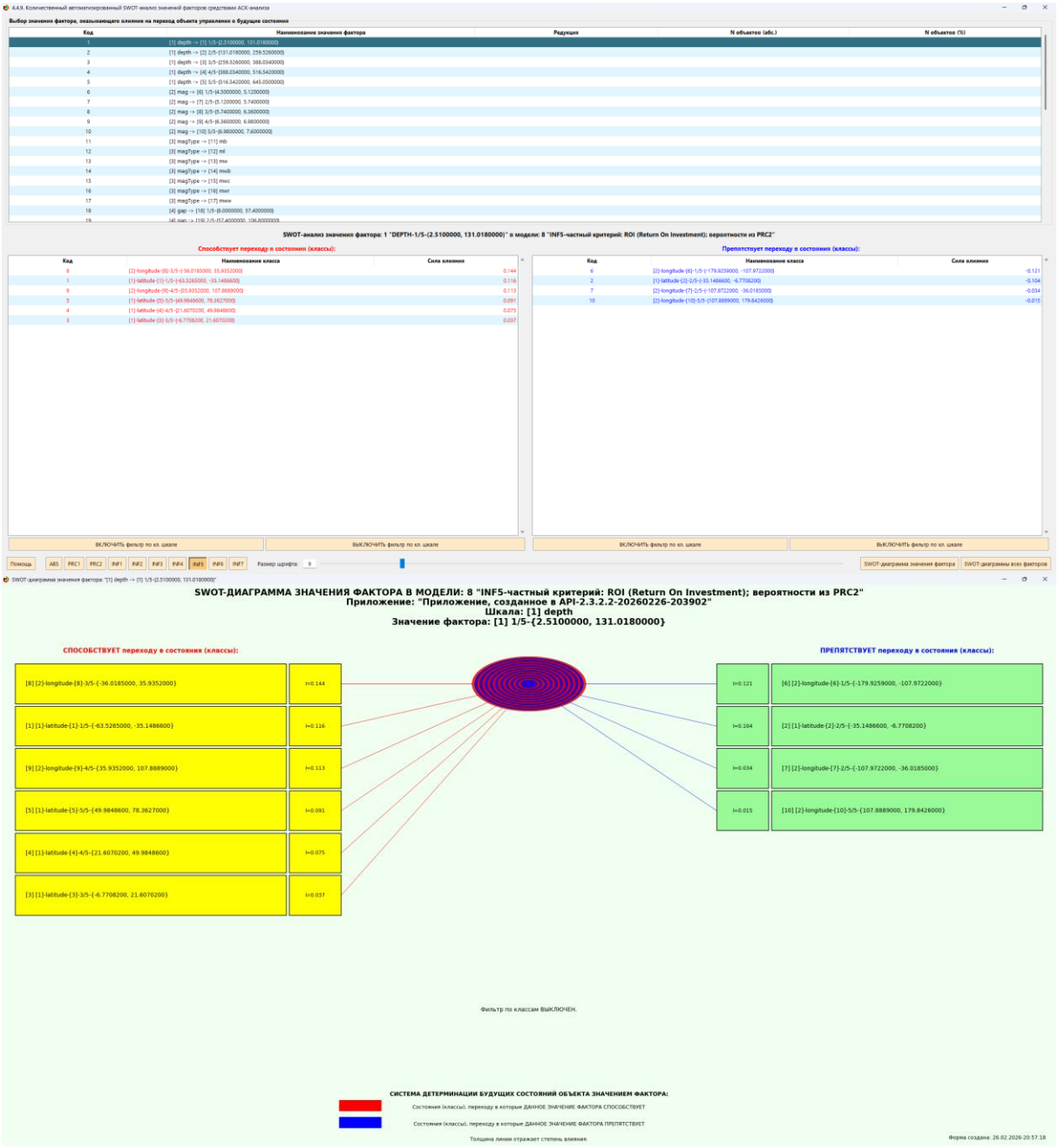
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)

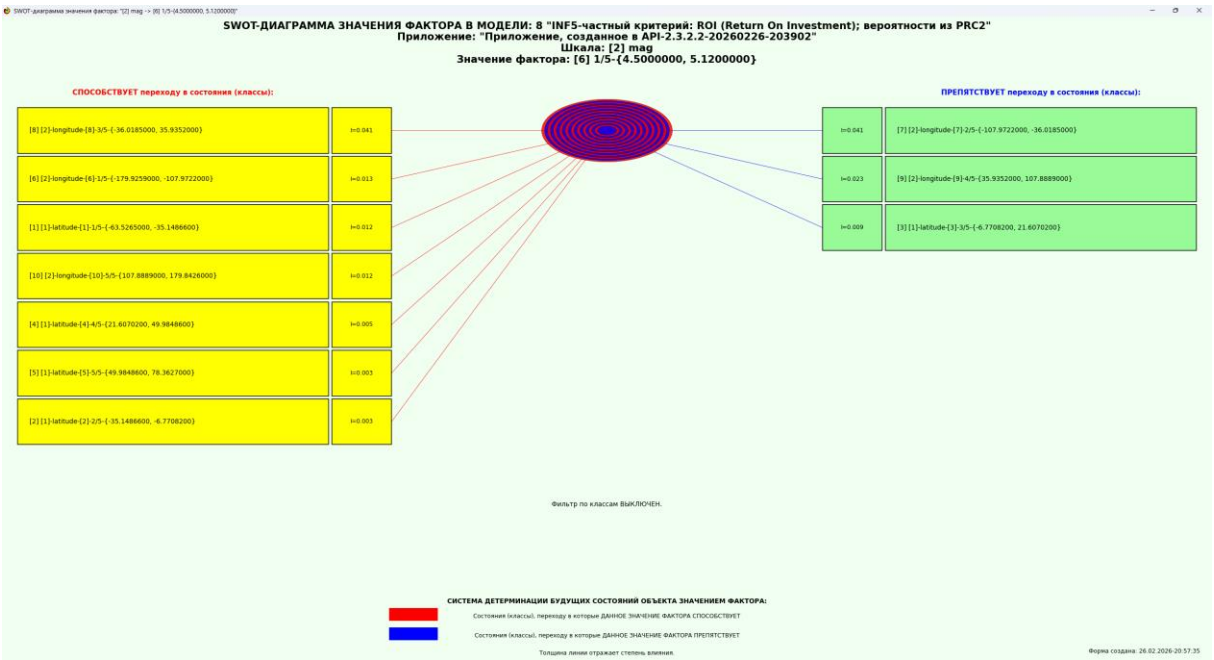
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

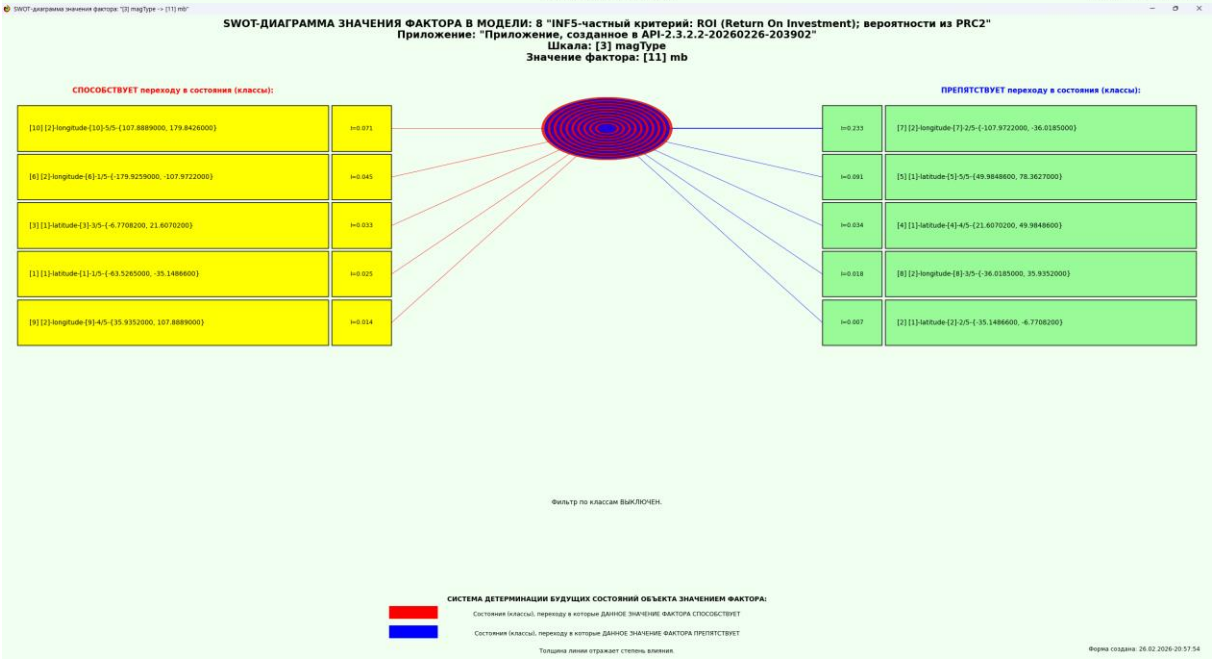
Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [10]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть ***смысл*** (семантический потенциал) этой градации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

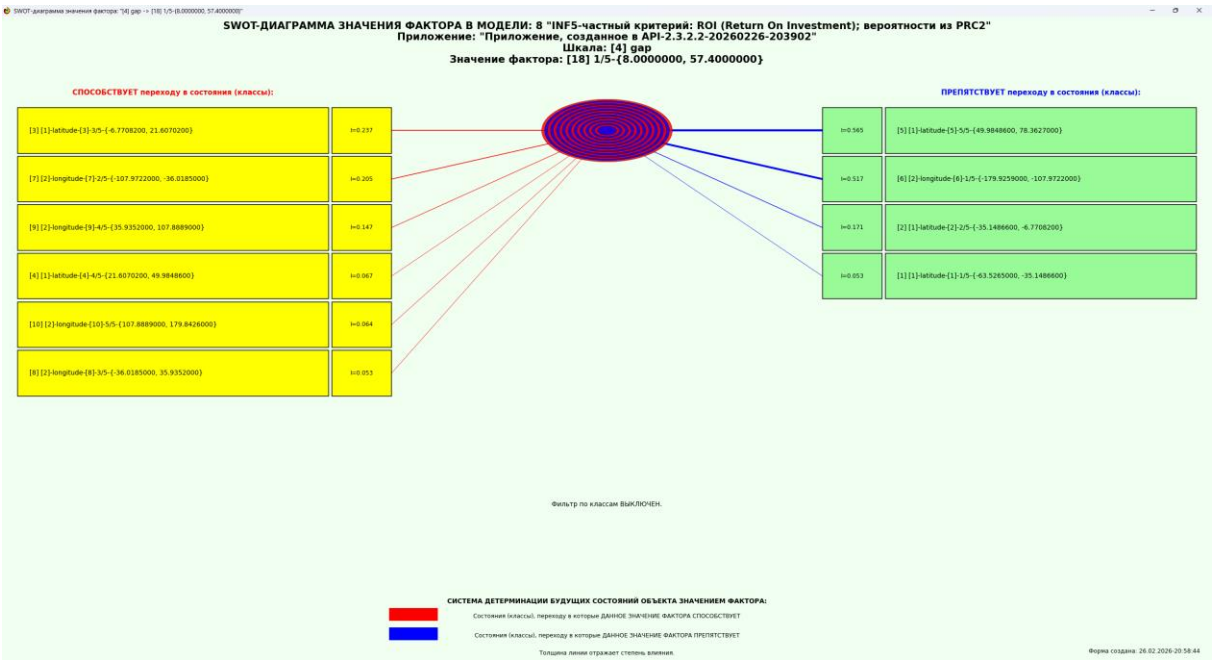
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

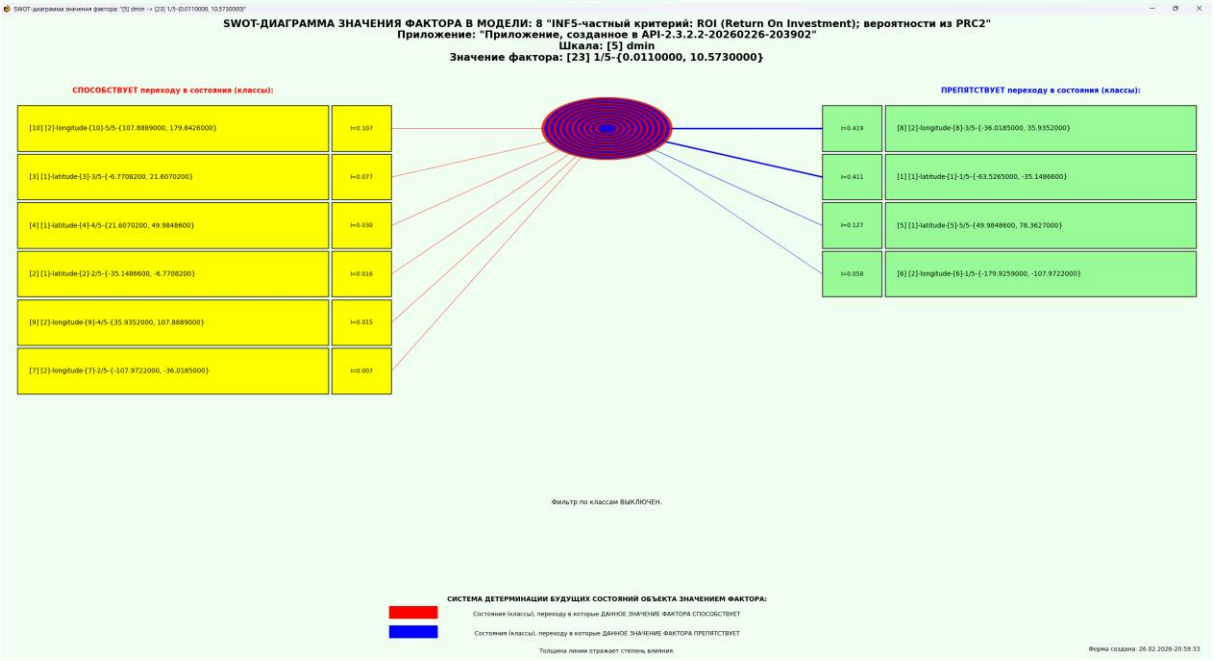
Примеры инвертированных SWOT-диаграмм приведены на рисунках 22 для некоторых значений факторов:


4.4.9. Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов средствами АСК-анализа
Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущее состояние
Код
Наименование значения фактора
Редукция
N объектов (абс.)
N объектов (%)
1 [1] depth -> [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
2 [1] depth -> [2] 2/5-{131.0180000, 259.5260000}
3 [1] depth -> [3] 3/5-{259.5260000, 388.0340000}
4 [1] depth -> [4] 4/5-{388.0340000, 516.5420000}
5 [1] depth -> [5] 5/5-{516.5420000, 645.0500000}
6 [2] mag -> [6] 1/5-{4.5200000, 5.1200000}
7 [2] mag -> [7] 2/5-{5.1200000, 5.7400000}
8 [2] mag -> [8] 3/5-{5.7400000, 6.3600000}
9 [2] mag -> [9] 4/5-{6.3600000, 6.9800000}
10 [2] mag -> [10] 5/5-{6.9800000, 7.6000000}
11 [3] magType -> [11] mb
12 [3] magType -> [12] ml
13 [3] magType -> [13] mw
14 [3] magType -> [14] mwb
15 [3] magType -> [15] mwc
16 [3] magType -> [16] mwr
17 [3] magType -> [17] mww
18 [4] gap -> [18] 1/5-{8.0000000, 57.4000000}
19 [4] gap -> [19] 2/5-{57.4000000, 106.8000000}
SWOT-анализ значения фактора: 1 "DEPTH-1/5-{2.5100000, 131.0180000}" в модели: 8 "INF5-частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2"
Способствует переходу в состояния (классы):
Код
Наименование класса
Сила влияния
8 [2]-longitude-[8]-3/5-{-36.0185000, 35.9352000} 0.144
1 [1]-latitude-[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600} 0.116
9 [2]-longitude-[9]-4/5-{35.9352000, 107.8889000} 0.113
5 [1]-latitude-[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000} 0.091
4 [1]-latitude-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600} 0.075
3 [1]-latitude-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200} 0.037
Препятствует переходу в состояния (классы):
Код
Наименование класса
Сила влияния
6 [2]-longitude-[6]-1/5-{-179.9259000, -107.9722000} -0.121
2 [1]-latitude-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200} -0.104
7 [2]-longitude-[7]-2/5-{-107.9722000, -36.0185000} -0.034
10 [2]-longitude-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000} -0.015
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кл. шкале
ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по кл. шкале
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кл. шкале
ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по кл. шкале
Помощь
ABS PRC1 PRC2 INF1 INF2 INF3 INF4 INF5 INF6 INF7
Размер шрифта: 9
SWOT-диаграмма значения фактора
SWOT-диаграммы всех факторов
SWOT-диаграмма значения фактора: "[1] depth -> [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}"
SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: 8 "INF5-частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2"
Приложение: "Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902"
Шкала: [1] depth
Значение фактора: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
СПОСОБСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
[8] [2]-longitude-[8]-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
I=0.144
[1] [1]-latitude-[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
I=0.116
[9] [2]-longitude-[9]-4/5-{35.9352000, 107.8889000}
I=0.113
[5] [1]-latitude-[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
I=0.091
[4] [1]-latitude-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
I=0.075
[3] [1]-latitude-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
I=0.037
ПРЕПЯТСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
I=0.121
[6] [2]-longitude-[6]-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
I=0.104
[2] [1]-latitude-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
I=0.034
[7] [2]-longitude-[7]-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
I=0.015
[10] [2]-longitude-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Фильтр по классам ВЫКЛЮЧЕН.
СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ БУДУЩИХ СОСТОЯНИЙ ОБЪЕКТА ЗНАЧЕНИЕМ ФАКТОРА:
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА СПОСОБСТВУЕТ
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА ПРЕПЯТСТВУЕТ
Толщина линии отражает степень влияния.
Форма создана: 26.02.2026-20:57:18


SWOT-диаграмма значения фактора: "[2] mag -> [6] 1/5-{4.5000000, 5.1200000}"
SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: 8 "INF5-частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2"
Приложение: "Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902"
Шкала: [2] mag
Значение фактора: [6] 1/5-{4.5000000, 5.1200000}
СПОСОБСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
[8] [2]-longitude-[8]-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
I=0.041
[6] [2]-longitude-[6]-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
I=0.013
[1] [1]-latitude-[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
I=0.012
[10] [2]-longitude-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000}
I=0.012
[4] [1]-latitude-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
I=0.005
[5] [1]-latitude-[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
I=0.003
[2] [1]-latitude-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
I=0.003
ПРЕПЯТСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
I=0.041
[7] [2]-longitude-[7]-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
I=0.023
[9] [2]-longitude-[9]-4/5-{35.9352000, 107.8889000}
I=0.009
[3] [1]-latitude-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Фильтр по классам ВЫКЛЮЧЕН.
СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ БУДУЩИХ СОСТОЯНИЙ ОБЪЕКТА ЗНАЧЕНИЕМ ФАКТОРА:
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА СПОСОБСТВУЕТ
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА ПРЕПЯТСТВУЕТ
Толщина линии отражает степень влияния.
Форма создана: 26.02.2026-20:57:35


SWOT-диаграмма значения фактора: "[3] magType -> [11] mb"
SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: 8 "INF5-частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2"
Приложение: "Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902"
Шкала: [3] magType
Значение фактора: [11] mb
СПОСОБСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
[10] [2]-longitude-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000}
I=0.071
[6] [2]-longitude-[6]-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
I=0.045
[3] [1]-latitude-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
I=0.033
[1] [1]-latitude-[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
I=0.025
[9] [2]-longitude-[9]-4/5-{35.9352000, 107.8889000}
I=0.014
ПРЕПЯТСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
I=0.233
[7] [2]-longitude-[7]-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
I=0.091
[5] [1]-latitude-[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
I=0.034
[4] [1]-latitude-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
I=0.018
[8] [2]-longitude-[8]-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
I=0.007
[2] [1]-latitude-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Фильтр по классам ВЫКЛЮЧЕН.
СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ БУДУЩИХ СОСТОЯНИЙ ОБЪЕКТА ЗНАЧЕНИЕМ ФАКТОРА:
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА СПОСОБСТВУЕТ
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА ПРЕПЯТСТВУЕТ
Толщина линии отражает степень влияния.
Форма создана: 26.02.2026-20:57:54


SWOT-диаграмма значения фактора: "[4] gap -> [18] 1/5-{8.0000000, 57.4000000}"
SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: 8 "INF5-частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2"
Приложение: "Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902"
Шкала: [4] gap
Значение фактора: [18] 1/5-{8.0000000, 57.4000000}
СПОСОБСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
[3] [1]-latitude-{3}-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
i=0.237
[7] [2]-longitude-{7}-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
i=0.205
[9] [2]-longitude-{9}-4/5-{35.9352000, 107.8889000}
i=0.147
[4] [1]-latitude-{4}-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
i=0.067
[10] [2]-longitude-{10}-5/5-{107.8889000, 179.8426000}
i=0.064
[8] [2]-longitude-{8}-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
i=0.053
ПРЕПЯТСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
i=0.565
[5] [1]-latitude-{5}-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
i=0.517
[6] [2]-longitude-{6}-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
i=0.171
[2] [1]-latitude-{2}-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
i=0.053
[1] [1]-latitude-{1}-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Фильтр по классам ВЫКЛЮЧЕН.
СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ БУДУЩИХ СОСТОЯНИЙ ОБЪЕКТА ЗНАЧЕНИЕМ ФАКТОРА:
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА СПОСОБСТВУЕТ
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА ПРЕПЯТСТВУЕТ
Толщина линии отражает степень влияния.
Форма создана: 26.02.2026-20:58:44


SWOT-диаграмма значения фактора: "[5] dmin -> [23] 1/5-{0.0110000, 10.5730000}"
SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: 8 "INF5-частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2"
Приложение: "Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902"
Шкала: [5] dmin
Значение фактора: [23] 1/5-{0.0110000, 10.5730000}
СПОСОБСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
[10] [2]-longitude-{10}-5/5-{107.8889000, 179.8426000}
i=0.107
[3] [1]-latitude-{3}-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
i=0.077
[4] [1]-latitude-{4}-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
i=0.030
[2] [1]-latitude-{2}-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
i=0.016
[9] [2]-longitude-{9}-4/5-{35.9352000, 107.8889000}
i=0.015
[7] [2]-longitude-{7}-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
i=0.007
ПРЕПЯТСТВУЕТ переходу в состояния (классы):
i=0.419
[8] [2]-longitude-{8}-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
i=0.411
[1] [1]-latitude-{1}-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
i=0.127
[5] [1]-latitude-{5}-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
i=0.058
[6] [2]-longitude-{6}-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Фильтр по классам ВЫКЛЮЧЕН.
СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ БУДУЩИХ СОСТОЯНИЙ ОБЪЕКТА ЗНАЧЕНИЕМ ФАКТОРА:
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА СПОСОБСТВУЕТ
Состояния (классы), переходу в которые ДАННОЕ ЗНАЧЕНИЕ ФАКТОРА ПРЕПЯТСТВУЕТ
Толщина линии отражает степень влияния.
Форма создана: 26.02.2026-20:59:33

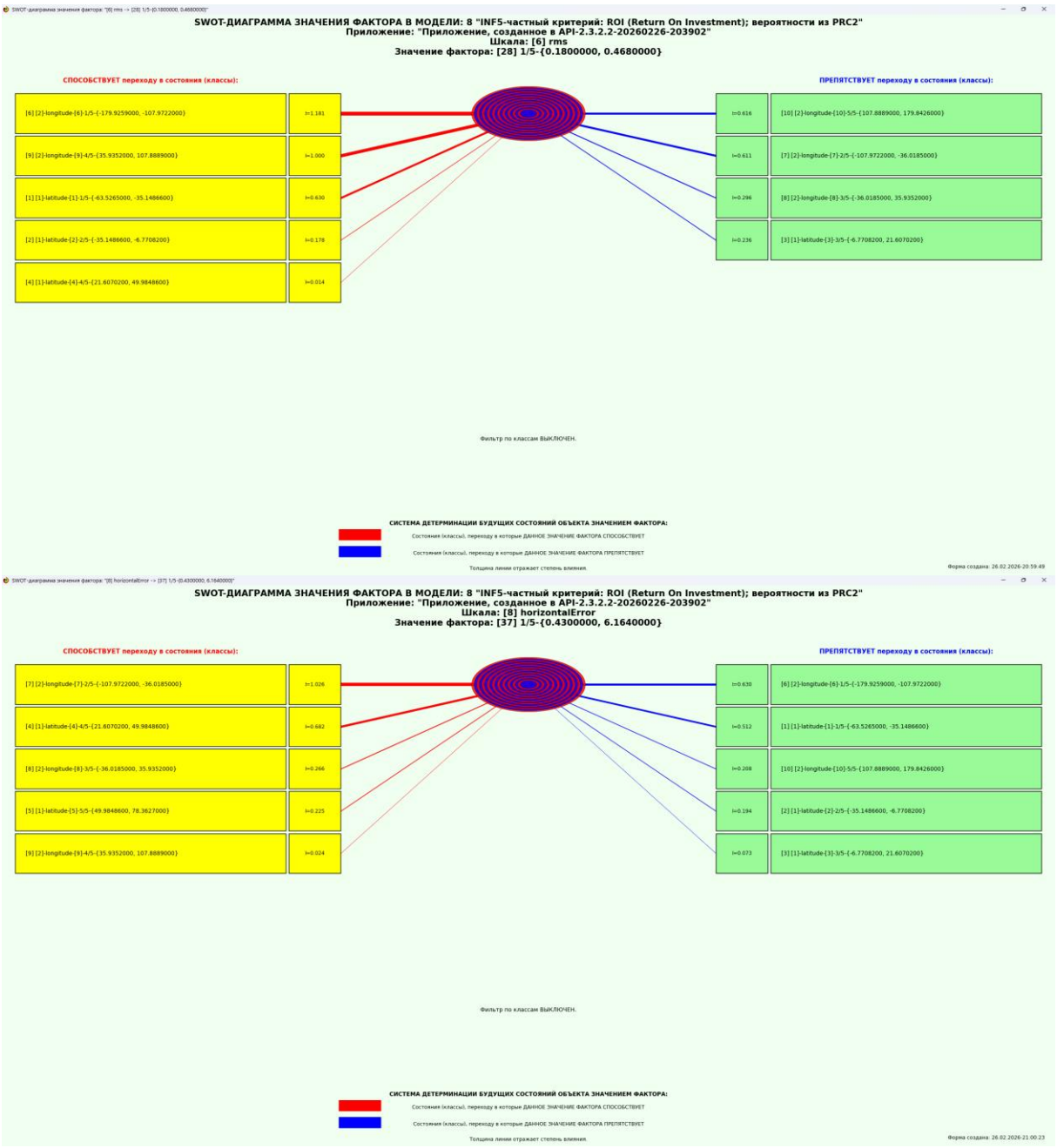


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке 22 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 4.2.2.1, 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 экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

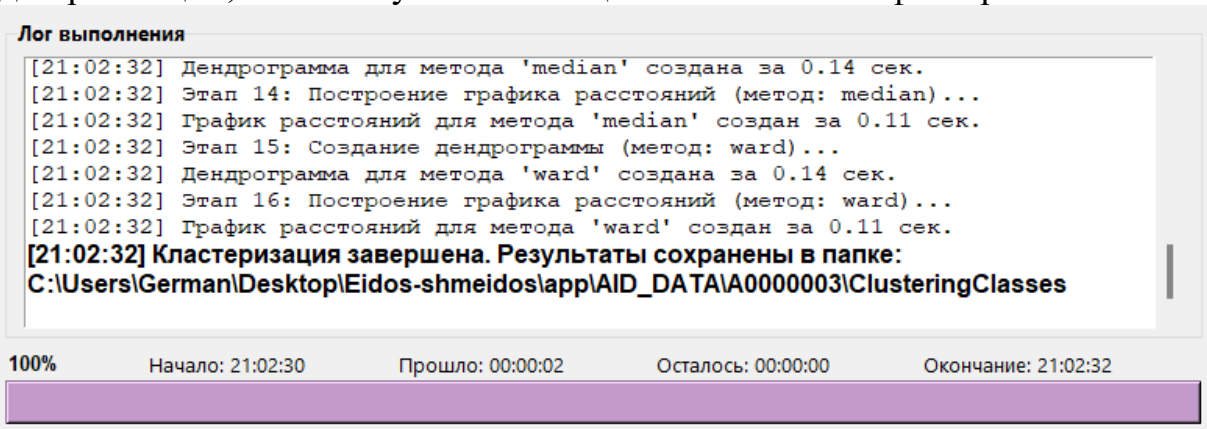


Рисунок 23. Экранная формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 14 – Матрица сходства классов в СК-модели INF5 (полностью)

	[1]-latitude-[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}	[1]-latitude-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}	[1]-latitude-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}	[1]-latitude-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}	[1]-latitude-[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}	[2]-longitude-[6]-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}	[2]-longitude-[7]-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}	[2]-longitude-[8]-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}	[2]-longitude-[9]-4/5-{35.9352000, 107.8889000}	[2]-longitude-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000}
[1]-latitude-[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}	1	-0,18635	-0,22711	-0,16391	-0,0717	-0,11117	-0,13648	0,853716	0,048389	-0,26763
[1]-latitude-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}	-0,18635	1	-0,39789	-0,1802	-0,1116	0,455616	-0,05302	-0,13883	0,192318	-0,16499
[1]-latitude-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}	-0,22711	-0,39789	1	0,131497	0,047545	-0,14701	-0,11362	-0,20941	0,315947	0,466393
[1]-latitude-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}	-0,16391	-0,1802	0,131497	1	-0,00353	0,337343	0,014446	-0,15282	0,09916	0,356055
[1]-latitude-[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}	-0,0717	-0,1116	0,047545	-0,00353	1	0,447302	-0,01017	-0,06468	-0,05771	0,03072
[2]-longitude-[6]-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}	-0,11117	0,455616	-0,14701	0,337343	0,447302	1	-0,28613	-0,0942	-0,07712	-0,12409
[2]-longitude-[7]-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}	-0,13648	-0,05302	-0,11362	0,014446	-0,01017	-0,28613	1	-0,14258	-0,0534	-0,11271
[2]-longitude-[8]-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}	0,853716	-0,13883	-0,20941	-0,15282	-0,06468	-0,0942	-0,14258	1	0,037227	-0,34009
[2]-longitude-[9]-4/5-{35.9352000, 107.8889000}	0,048389	0,192318	0,315947	0,09916	-0,05771	-0,07712	-0,0534	0,037227	1	0,039435
[2]-longitude-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000}	-0,26763	-0,16499	0,466393	0,356055	0,03072	-0,12409	-0,11271	-0,34009	0,039435	1

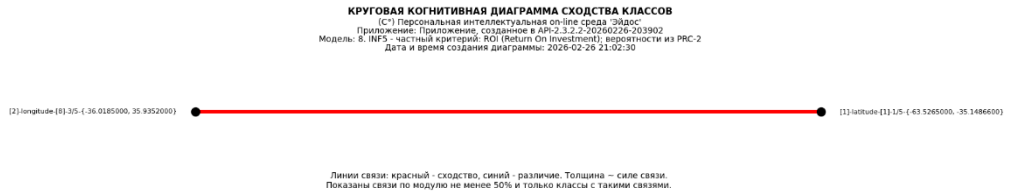


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

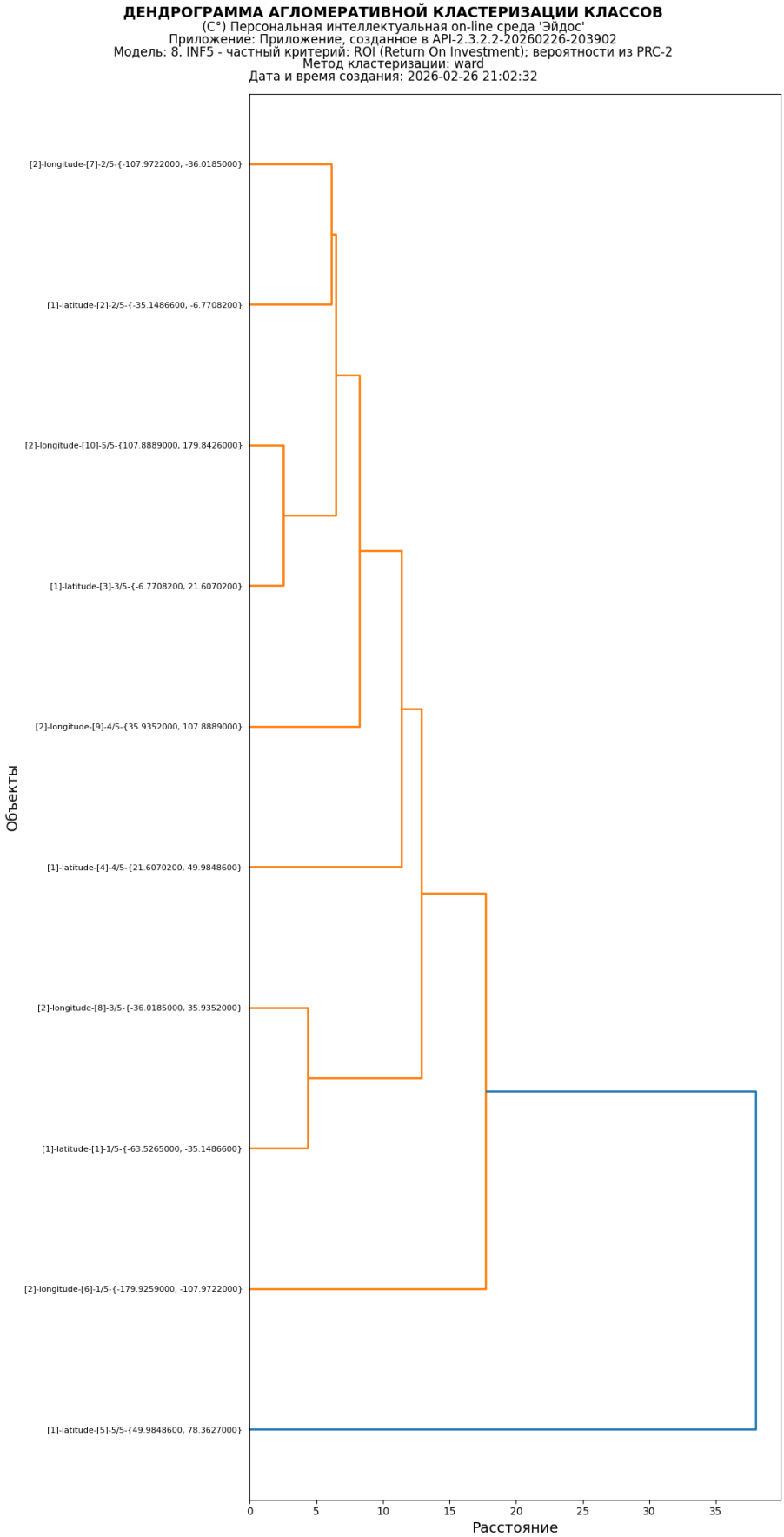

ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ
(C°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'
Приложение: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Модель: 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2
Метод кластеризации: ward
Дата и время создания: 2026-02-26 21:02:32
[2]-longitude-{7}-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
[1]-latitude-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
[2]-longitude-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000}
[1]-latitude-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
[2]-longitude-{9}-4/5-{35.9352000, 107.8889000}
[1]-latitude-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
[2]-longitude-{8}-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
[1]-latitude-{1}-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
[2]-longitude-{6}-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
[1]-latitude-{5}-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Объекты
0
5
10
15
20
25
30
35
Расстояние

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 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

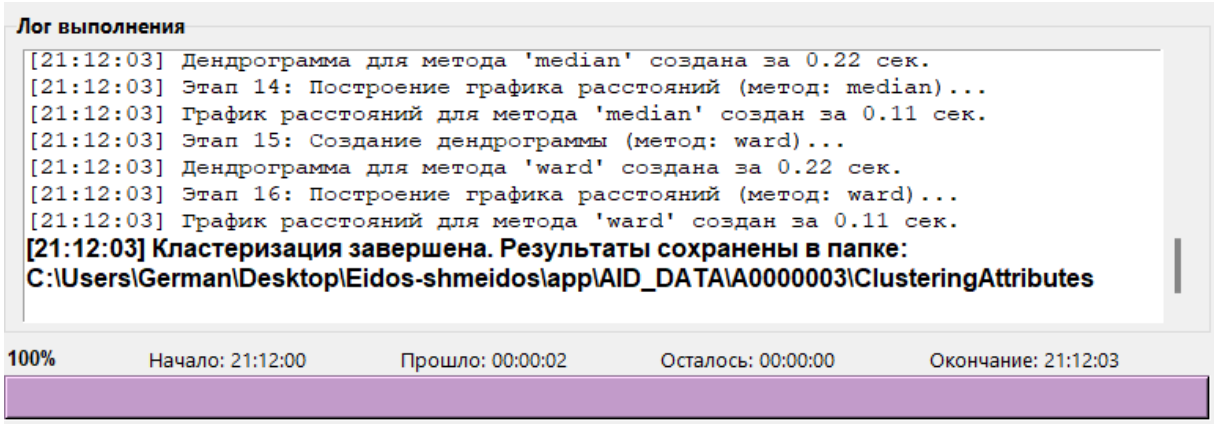


Рисунок 27. Экранная формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 15 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF5 (фрагмент)

kod_pr	[1]-depth-[1]-1/5-{2.5100000, 131.0180000}	[1]-depth-[2]-2/5-{131.0180000, 259.5260000}	[1]-depth-[3]-3/5-{259.5260000, 388.0340000}	[1]-depth-[4]-4/5-{388.0340000, 516.5420000}	[1]-depth-[5]-5/5-{516.5420000, 645.0500000}	[2]-mag-[6]-1/5-{4.5000000, 5.1200000}	[2]-mag-[7]-2/5-{5.1200000, 5.7400000}	[2]-mag-[8]-3/5-{5.7400000, 6.3600000}	[2]-mag-[9]-4/5-{6.3600000, 6.9800000}	[2]-mag-[10]-5/5-{6.9800000, 7.6000000}	[3]-magType-[11]-mb	[3]-magType-[12]-ml
[1]-depth-[1]-1/5-{2.5100000, 131.0180000}	1	-0,50933	-0,70445	-0,65556	-0,74385	0,204342	-0,06762	-0,17984	0,072998	0,225572	0,006307	0,053589
[1]-depth-[2]-2/5-{131.0180000, 259.5260000}	-0,50933	1	0,177402	-0,19157	0,066989	-0,19766	-0,12943	0,287945	0,130893	-0,16456	-0,22024	-0,48933
[1]-depth-[3]-3/5-{259.5260000, 388.0340000}	-0,70445	0,177402	1	0,64106	0,640004	0,276459	-0,23742	0,08114	-0,32577	-0,29885	0,331234	0,063624
[1]-depth-[4]-4/5-{388.0340000, 516.5420000}	-0,65556	-0,19157	0,64106	1	0,845644	0,223095	0,068433	-0,22416	-0,15798	-0,42282	0,196515	0,2843
[1]-depth-[5]-5/5-{516.5420000, 645.0500000}	-0,74385	0,066989	0,640004	0,845644	1	0,169913	-0,26576	0,141159	-0,00219	-0,18297	-0,06699	0,074837
[2]-mag-[6]-1/5-{4.5000000, 5.1200000}	0,204342	-0,19766	0,276459	0,223095	0,169913	1	-0,62219	-0,2184	-0,3617	-0,57037	0,55432	-0,03615
[2]-mag-[7]-2/5-{5.1200000, 5.7400000}	-0,06762	-0,12943	-0,23742	0,068433	-0,26576	-0,62219	1	-0,56745	-0,07641	-0,00016	0,008992	0,277655

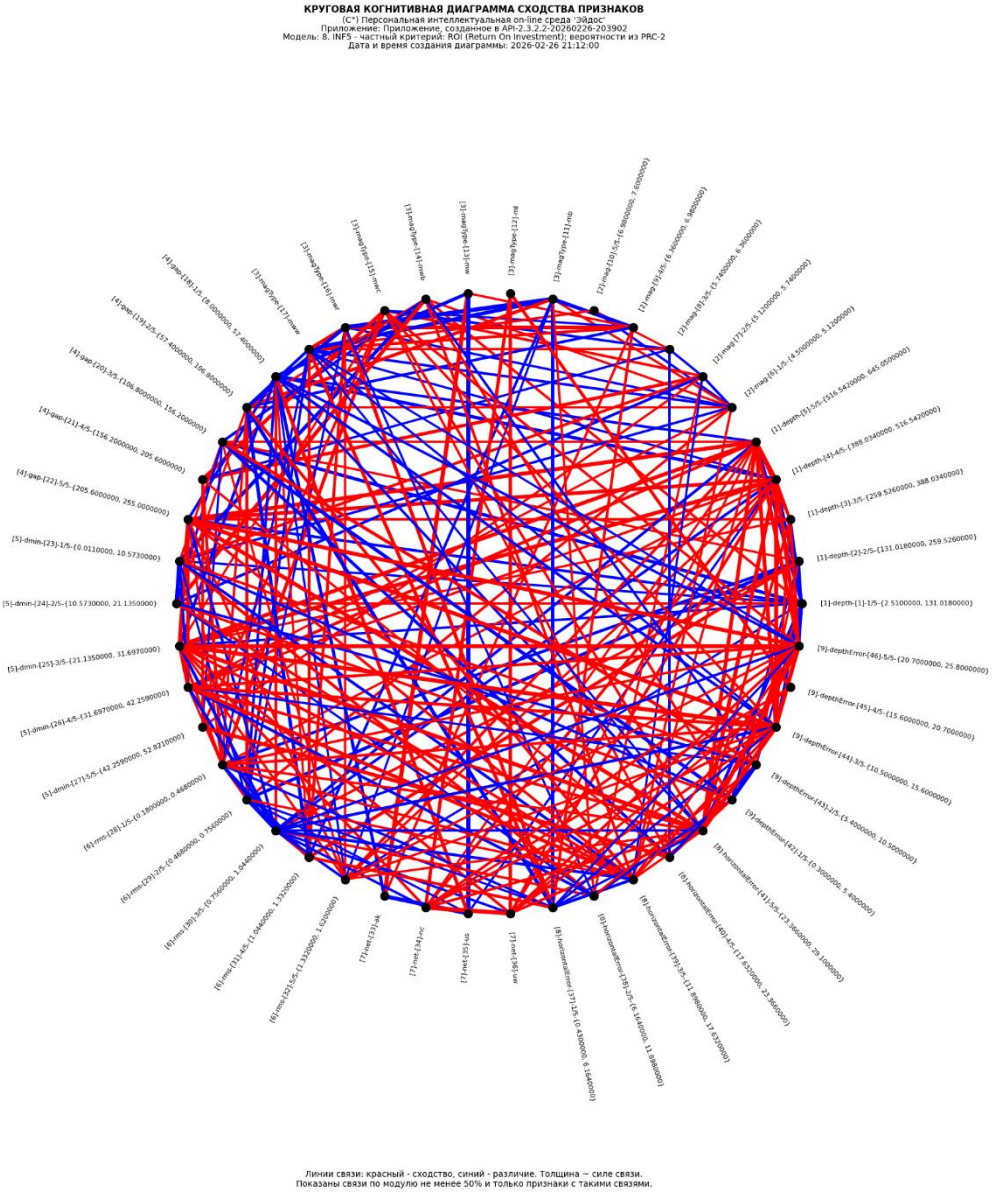


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF5 (режим 4.3.2.2)

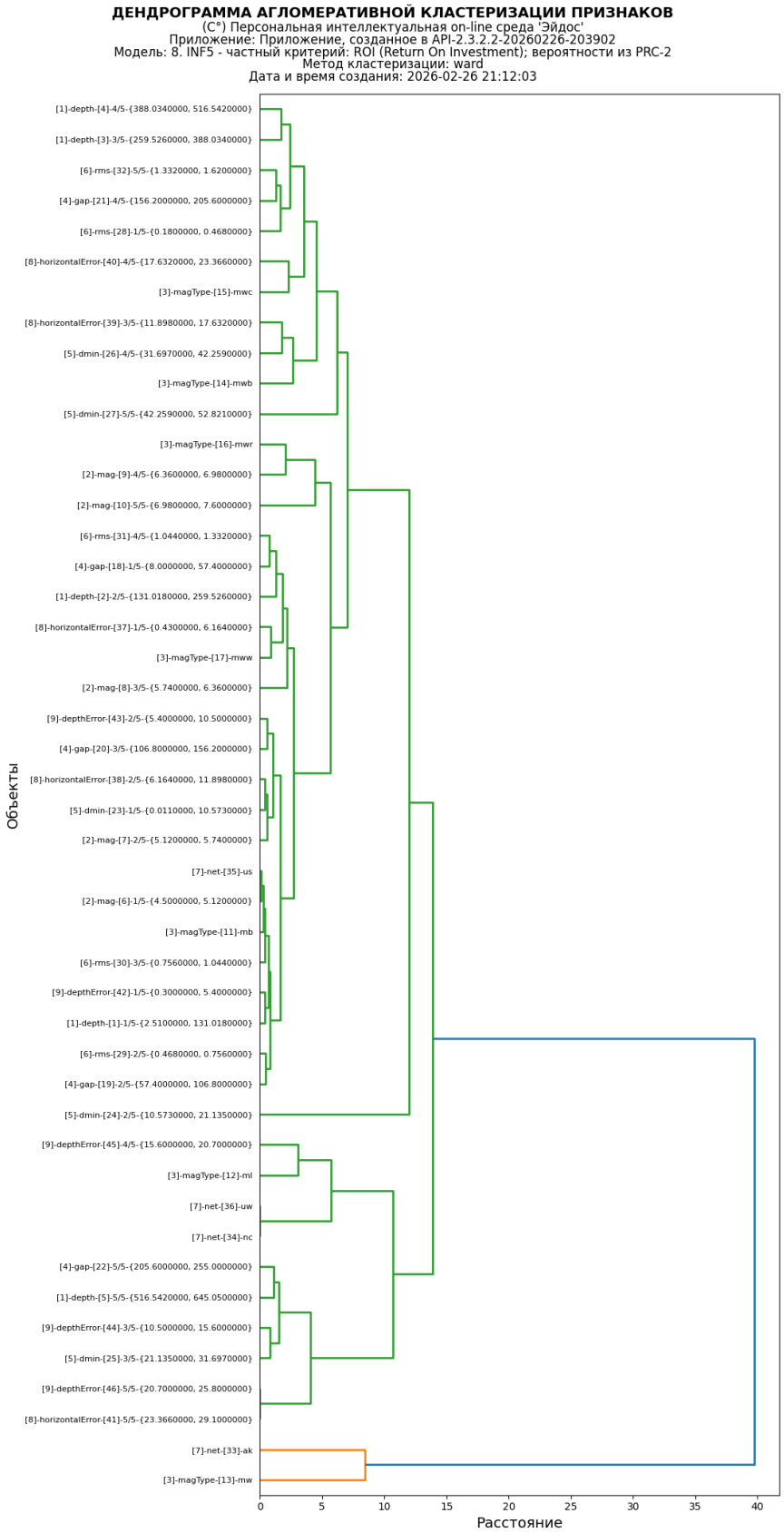


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

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 ***<u>нечетким декларативным</u>*** ***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).

<u>От фреймовой модели</u> 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.

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

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

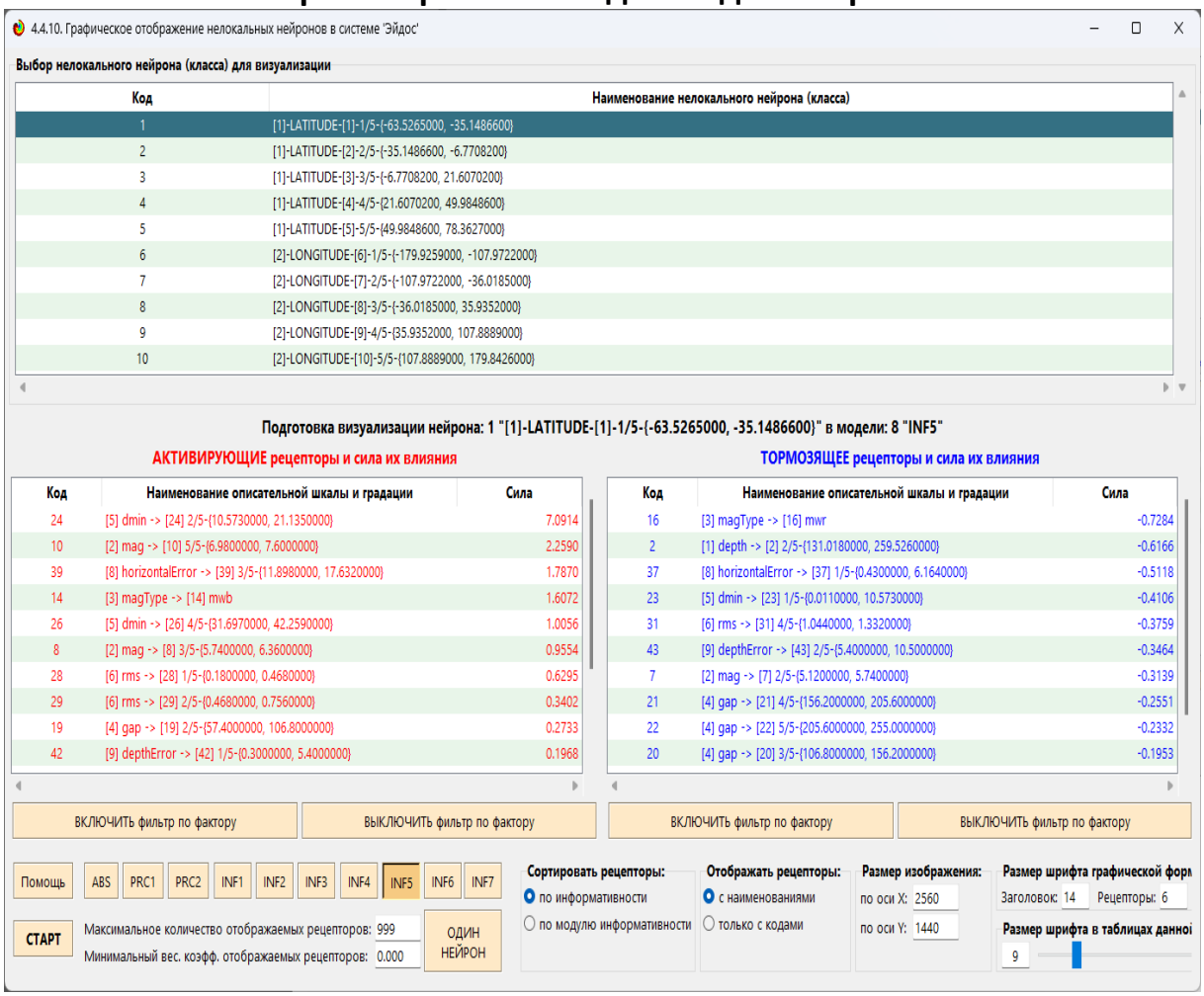
рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на ***теории информации*** (это напоминает байесовские сети);

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



Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	[1]-LATITUDE-[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
2	[1]-LATITUDE-[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
3	[1]-LATITUDE-[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
4	[1]-LATITUDE-[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
5	[1]-LATITUDE-[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
6	[2]-LONGITUDE-[6]-1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
7	[2]-LONGITUDE-[7]-2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
8	[2]-LONGITUDE-[8]-3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
9	[2]-LONGITUDE-[9]-4/5-{35.9352000, 107.8889000}
10	[2]-LONGITUDE-[10]-5/5-{107.8889000, 179.8426000}

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
24	[5] dmin -> [24] 2/5-{10.5730000, 21.1350000}	7.0914
10	[2] mag -> [10] 5/5-{6.9800000, 7.6000000}	2.2590
39	[8] horizontalError -> [39] 3/5-{11.8980000, 17.6320000}	1.7870
14	[3] magType -> [14] mwb	1.6072
26	[5] dmin -> [26] 4/5-{31.6970000, 42.2590000}	1.0056
8	[2] mag -> [8] 3/5-{5.7400000, 6.3600000}	0.9554
28	[6] rms -> [28] 1/5-{0.1800000, 0.4680000}	0.6295
29	[6] rms -> [29] 2/5-{0.4680000, 0.7560000}	0.3402
19	[4] gap -> [19] 2/5-{57.4000000, 106.8000000}	0.2733
42	[9] depthError -> [42] 1/5-{0.3000000, 5.4000000}	0.1968

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
16	[3] magType -> [16] mwr	-0.7284
2	[1] depth -> [2] 2/5-{131.0180000, 259.5260000}	-0.6166
37	[8] horizontalError -> [37] 1/5-{0.4300000, 6.1640000}	-0.5118
23	[5] dmin -> [23] 1/5-{0.0110000, 10.5730000}	-0.4106
31	[6] rms -> [31] 4/5-{1.0440000, 1.3320000}	-0.3759
43	[9] depthError -> [43] 2/5-{5.4000000, 10.5000000}	-0.3464
7	[2] mag -> [7] 2/5-{5.1200000, 5.7400000}	-0.3139
21	[4] gap -> [21] 4/5-{156.2000000, 205.6000000}	-0.2551
22	[4] gap -> [22] 5/5-{205.6000000, 255.0000000}	-0.2332
20	[4] gap -> [20] 3/5-{106.8000000, 156.2000000}	-0.1953

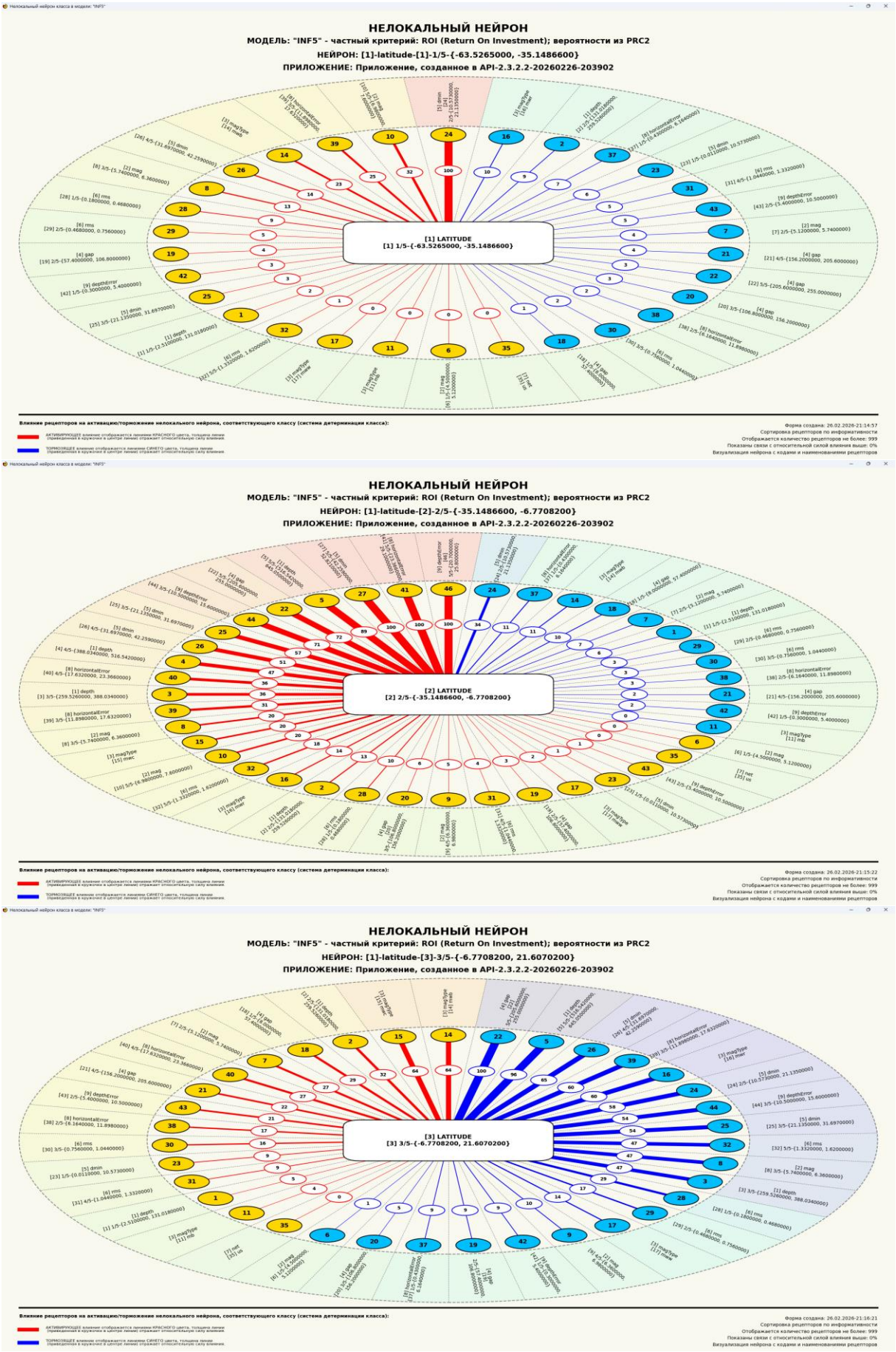


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

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

На рисунке 32 мы видим, что наиболее сильно детерминирована значениями факторов высокая жизнеспособность пыльцы, затем по степени детерминированности идет низкая жизнеспособность, а средняя наиболее слабо обусловлена значениями факторов, действующими на объект моделирования. Кроме того видно, что обработка бором обуславливает высокую жизнеспособность с такой же силой, как сорт «Стенлей» и как суммарное действие двух значений факторов: «До промораживания» и «2014 год наблюдений».

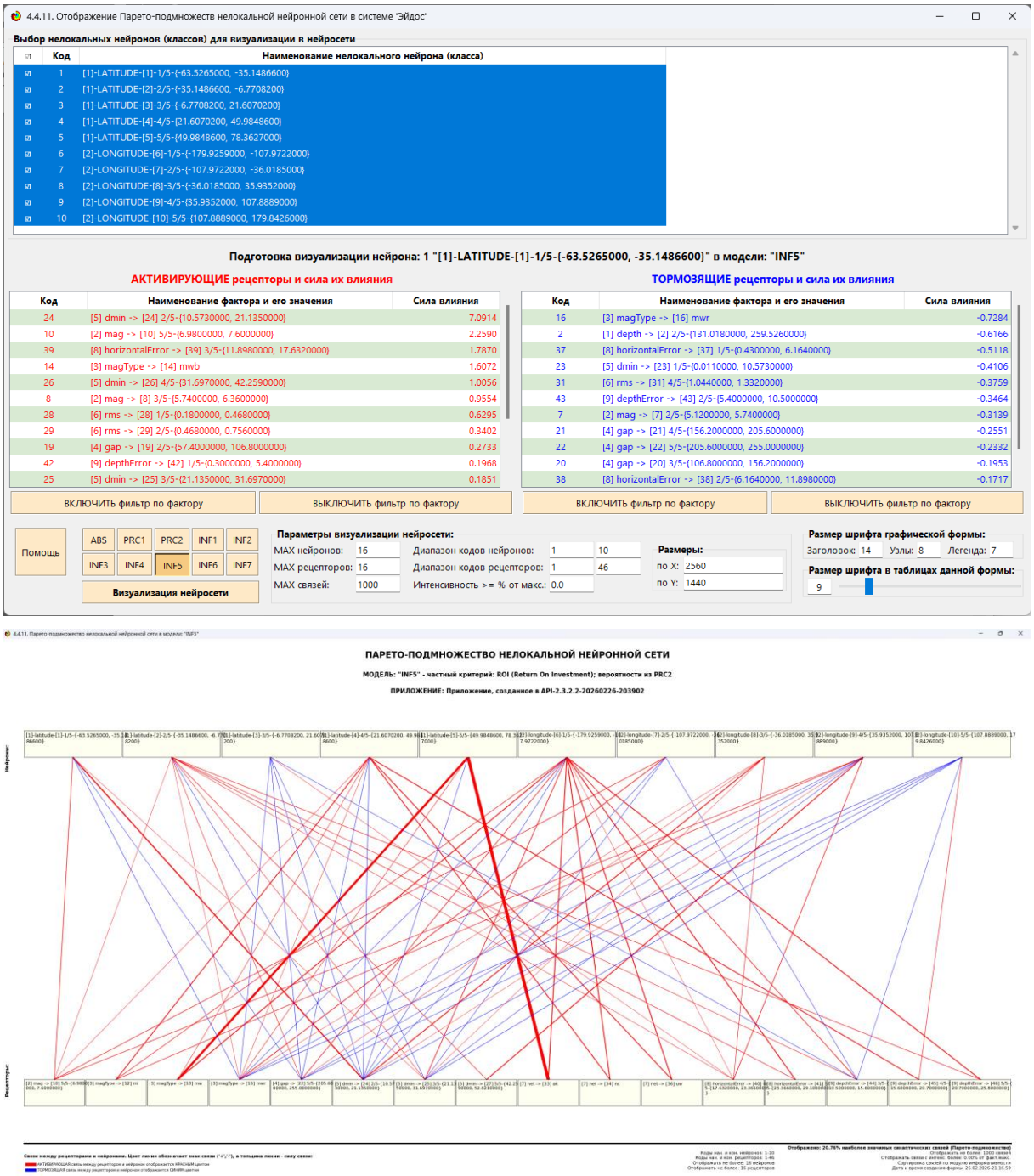


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF5

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 24) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 28) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 32) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 33).

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.

<u>Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.</u>

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

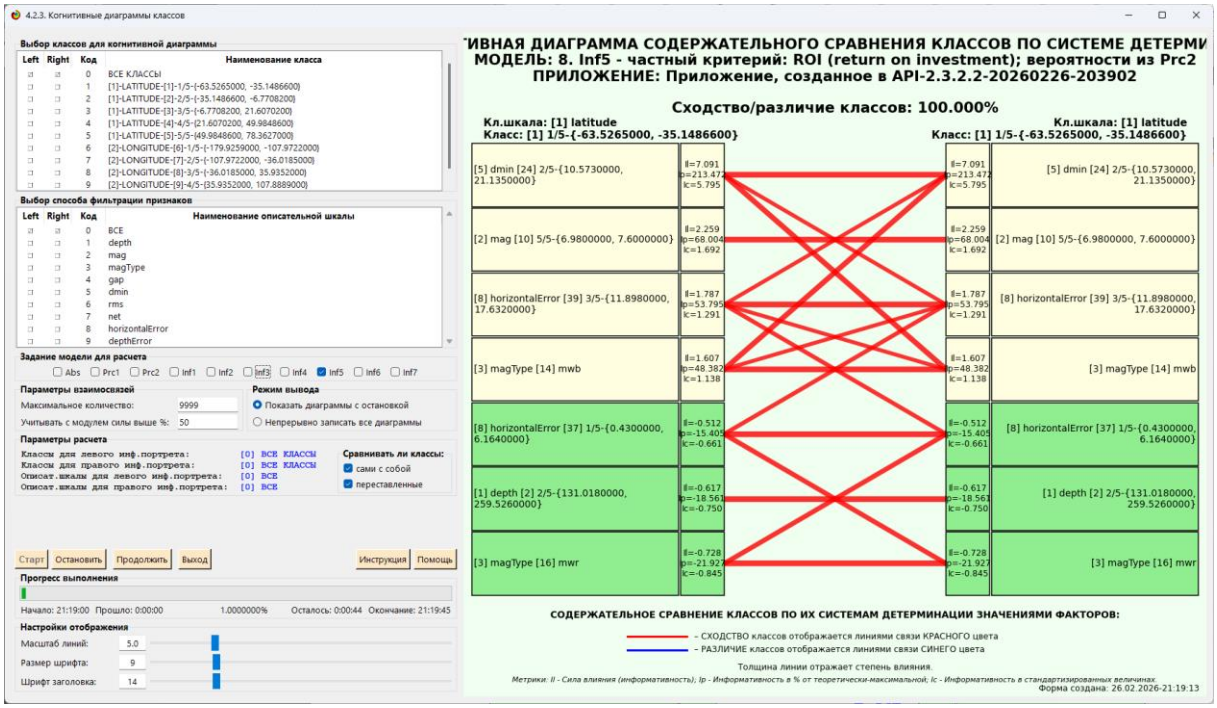
Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 34. Всего системой в данной модели генерируется 9 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 3 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается 3^2=9 подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при желании всегда

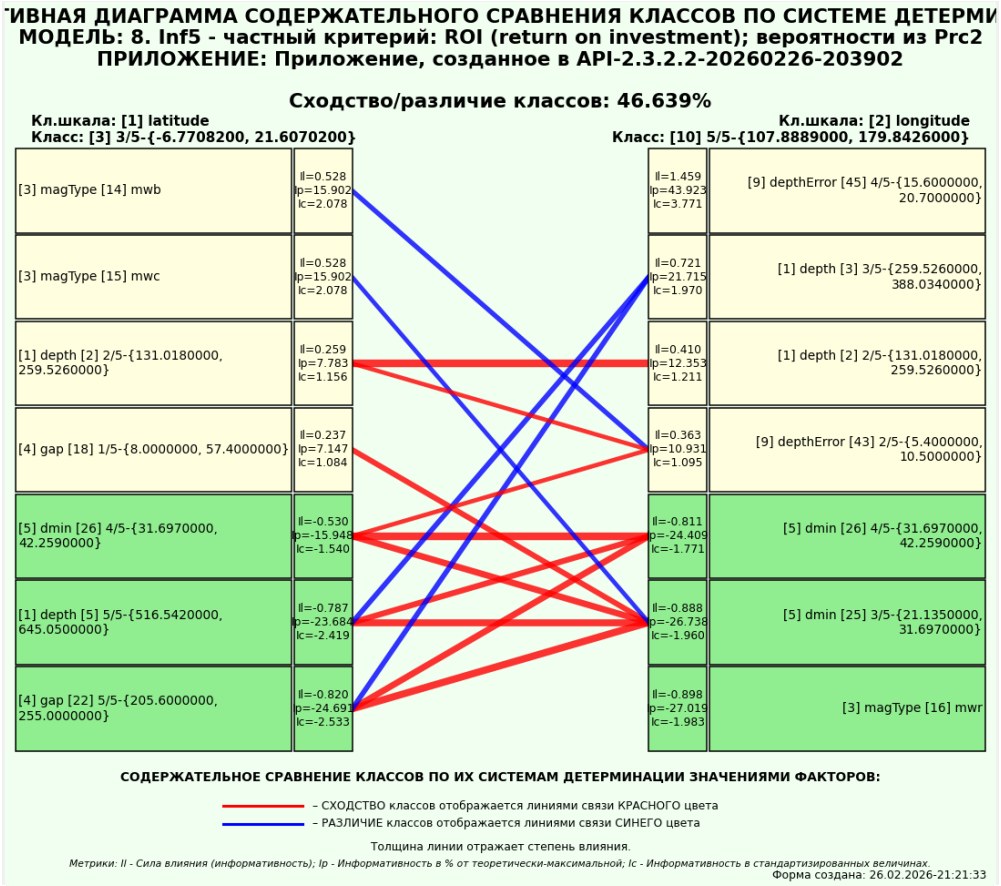
---

[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.

может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №**457** и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.





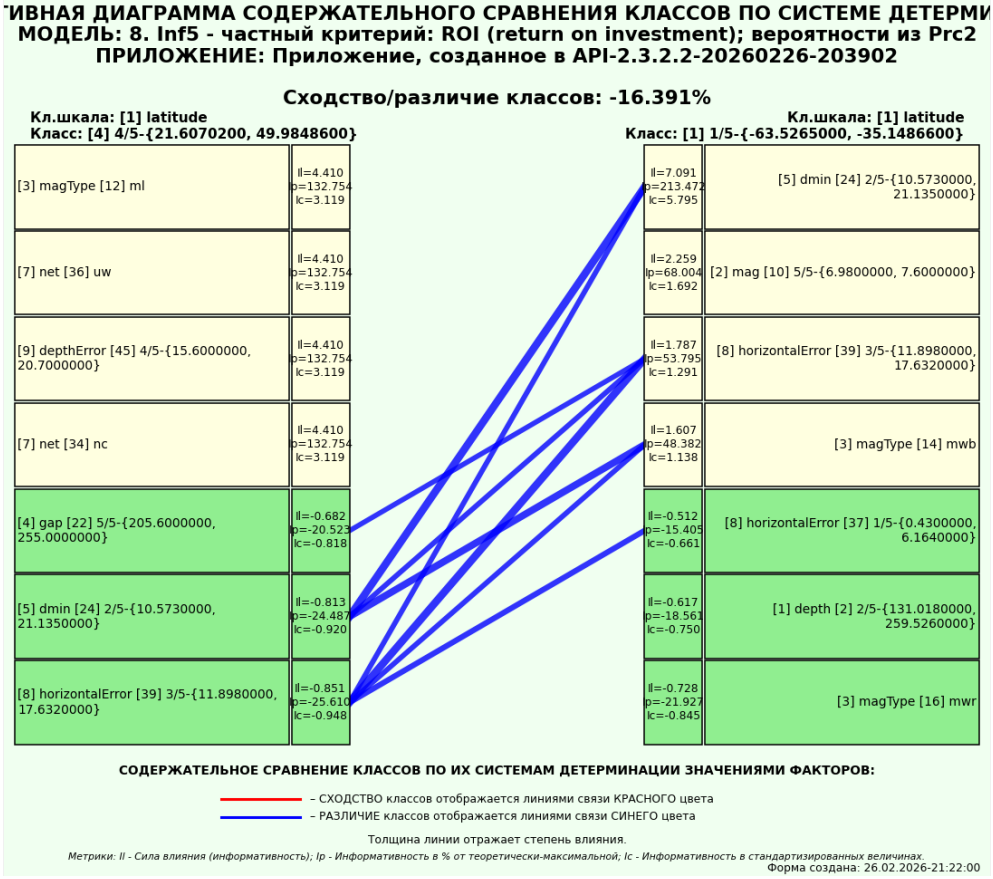


Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF5

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 диаграммах 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.

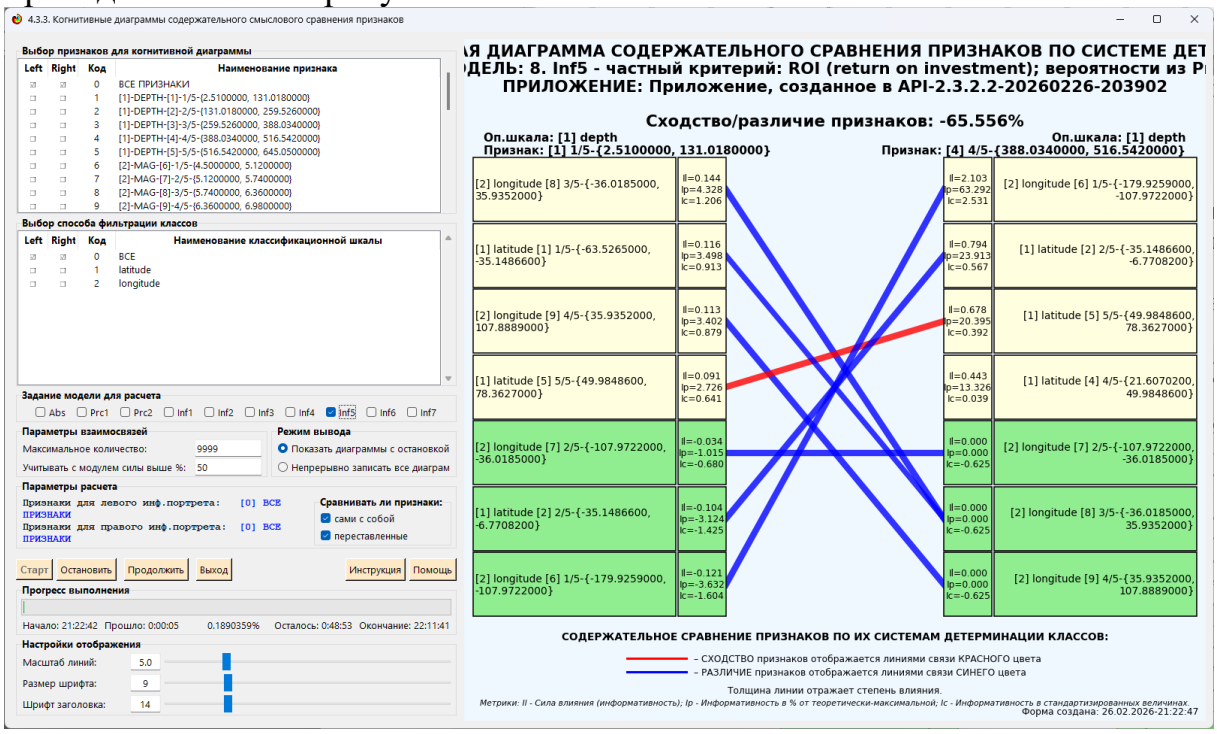
Напомним, что смысл событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

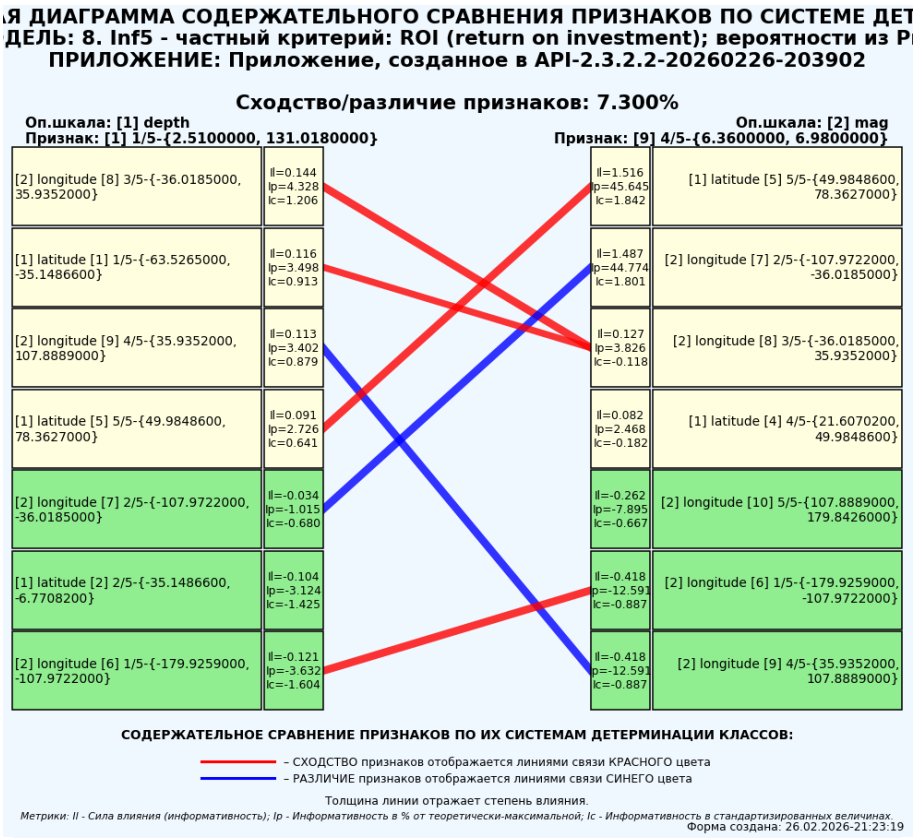
Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно содержательно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

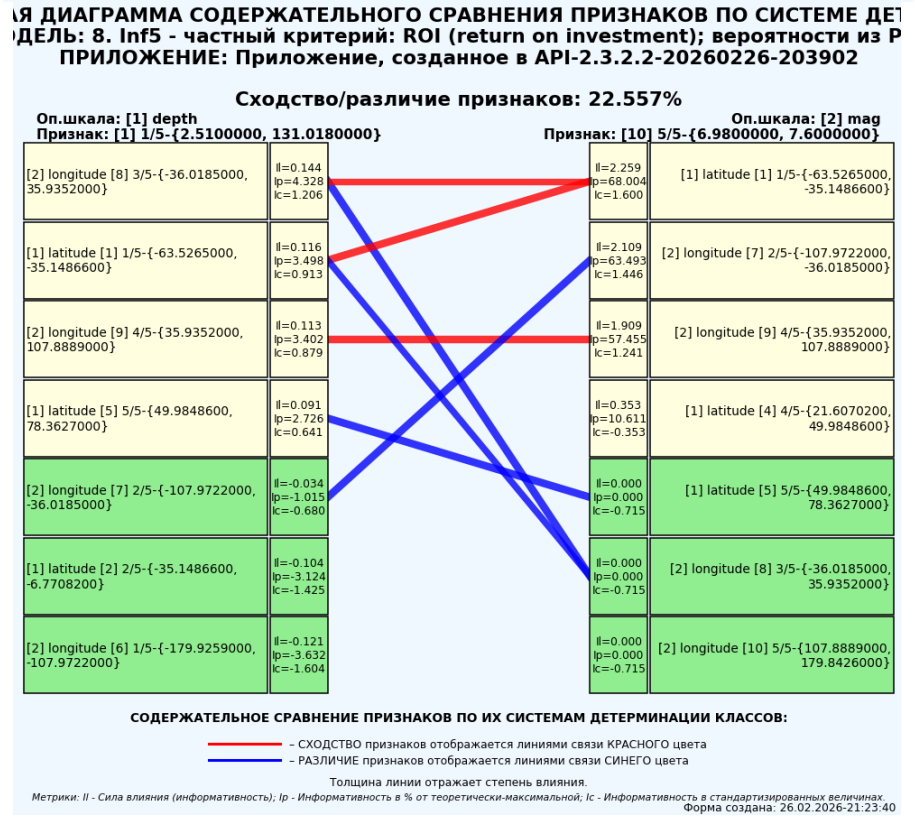
Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос».

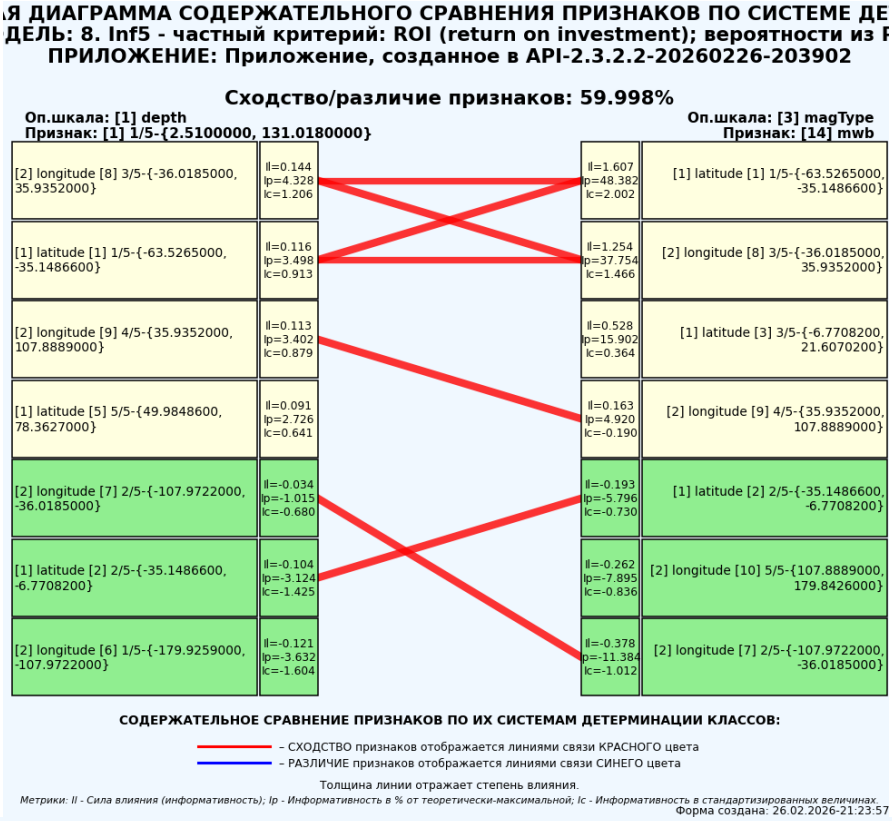
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

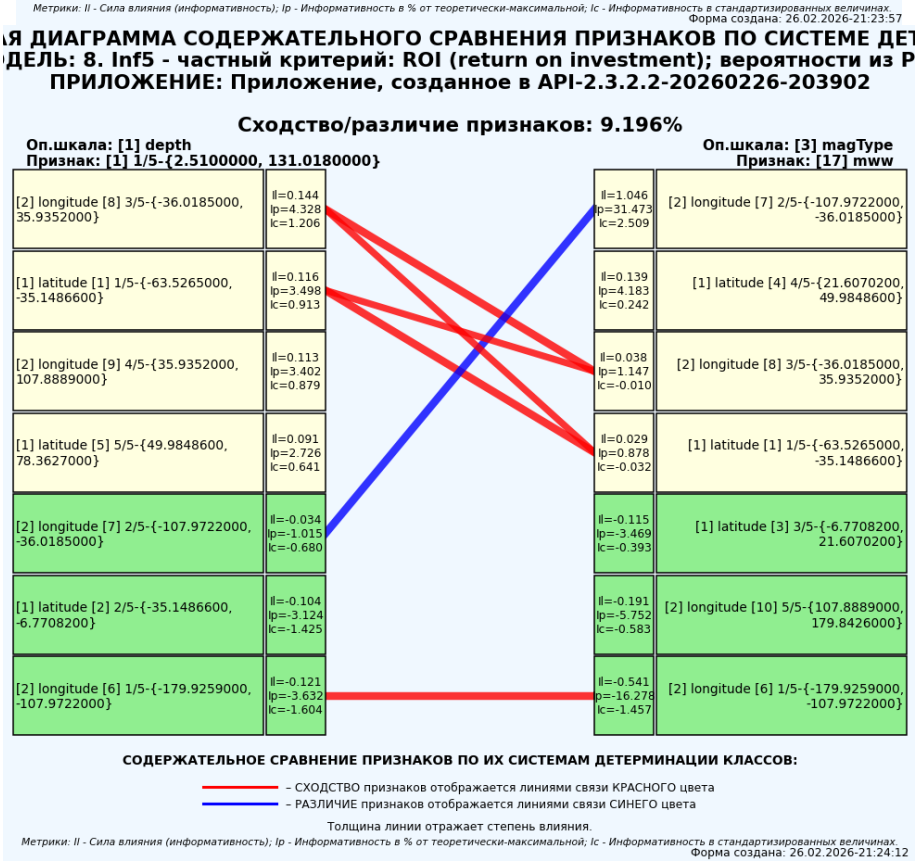
Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 35:

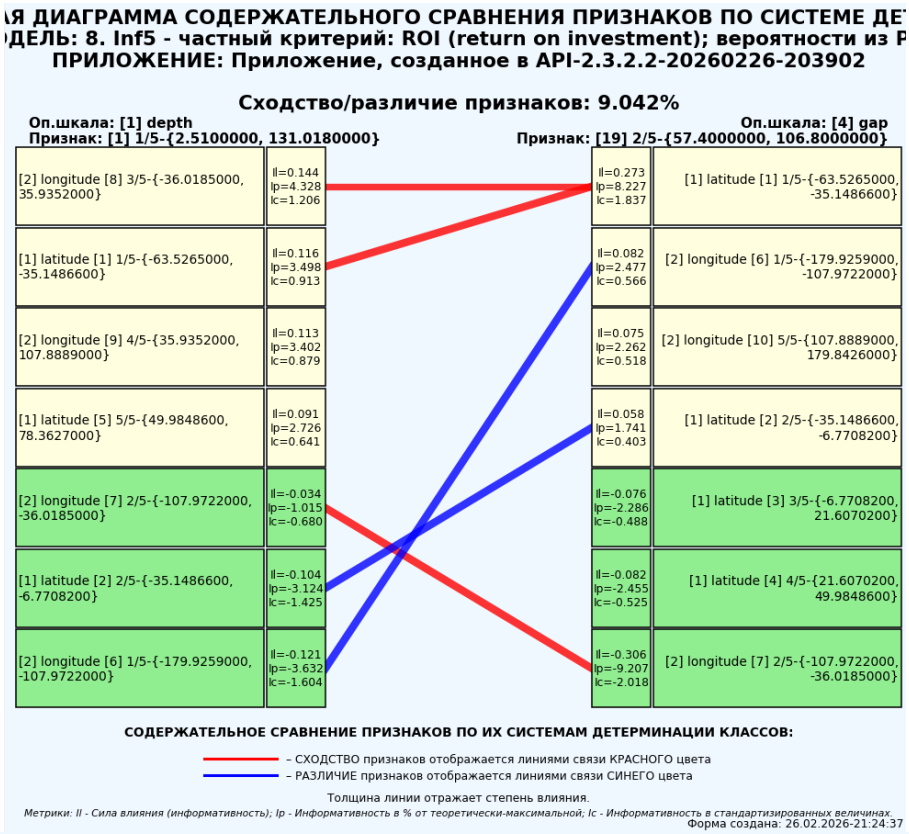


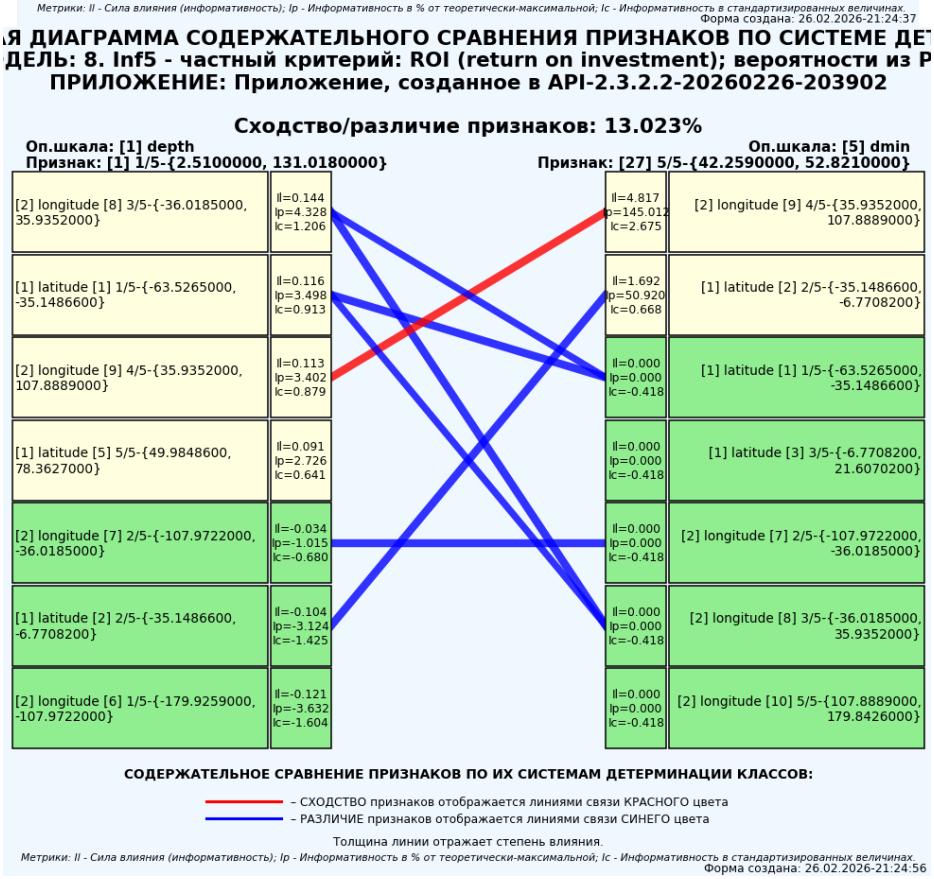

Я ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Р
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 7.300%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [2] mag
Признак: [9] 4/5-{6.3600000, 6.9800000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=1.516 Ip=45.645 Ic=1.842
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=1.487 Ip=44.774 Ic=1.801
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.127 Ip=3.826 Ic=-0.118
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.082 Ip=2.468 Ic=-0.182
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=-0.262 Ip=-7.895 Ic=-0.667
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=-0.418 Ip=-12.591 Ic=-0.887
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.418 Ip=-12.591 Ic=-0.887
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:23:19

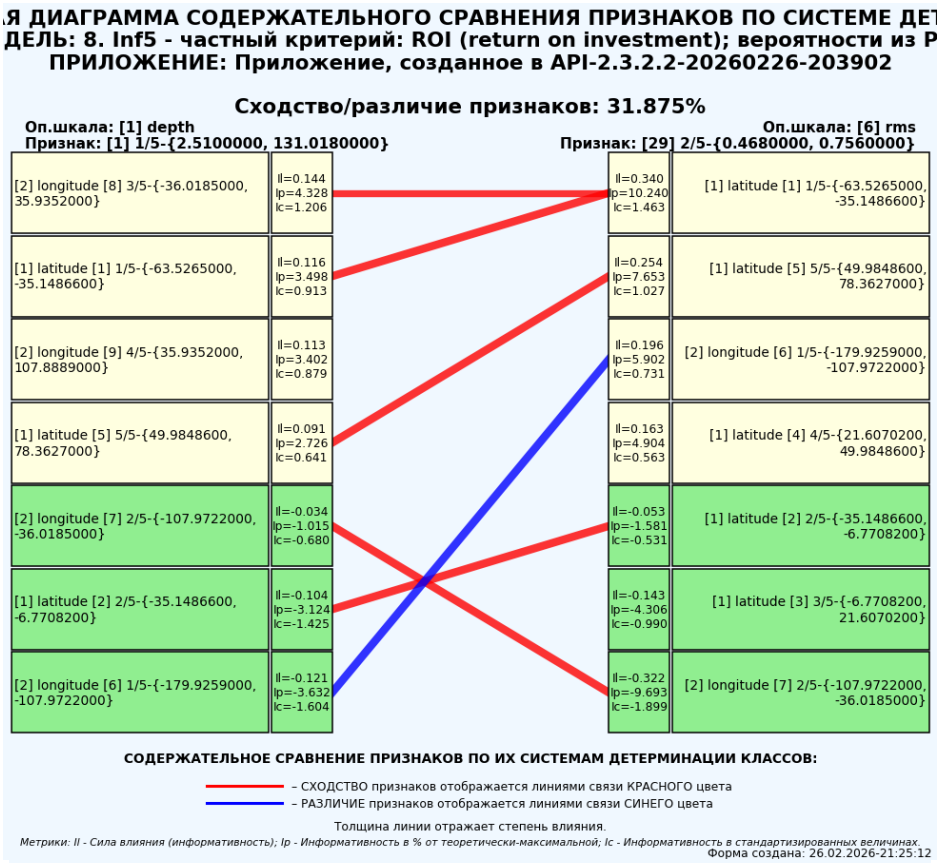

Я ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Р
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 22.557%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [2] mag
Признак: [10] 5/5-{6.9800000, 7.6000000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=2.259 Ip=68.004 Ic=1.600
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=2.109 Ip=63.493 Ic=1.446
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=1.909 Ip=57.455 Ic=1.241
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.353 Ip=10.611 Ic=-0.353
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.715
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.715
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.715
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:23:40

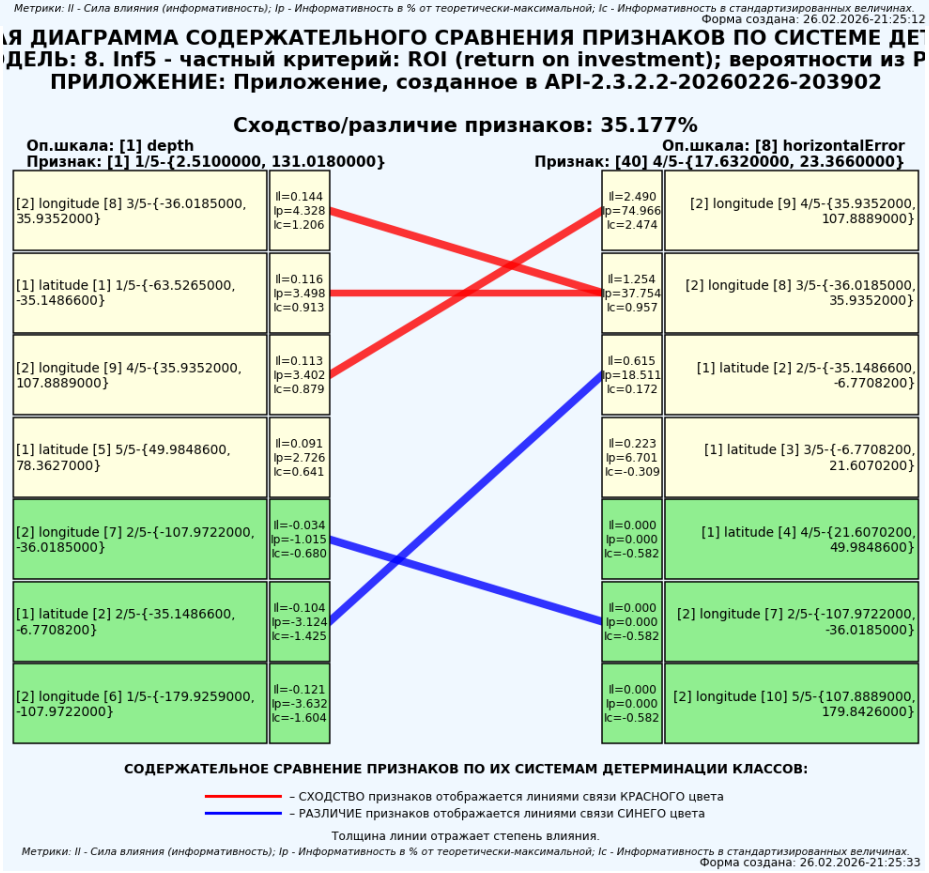

Я ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из F
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 59.998%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [3] magType
Признак: [14] mwb
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=1.607 Ip=48.382 Ic=2.002
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=1.254 Ip=37.754 Ic=1.466
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.528 Ip=15.902 Ic=0.364
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=0.163 Ip=4.920 Ic=-0.190
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=-0.193 Ip=-5.796 Ic=-0.730
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.262 Ip=-7.895 Ic=-0.836
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=-0.378 Ip=-11.384 Ic=-1.012
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:23:57

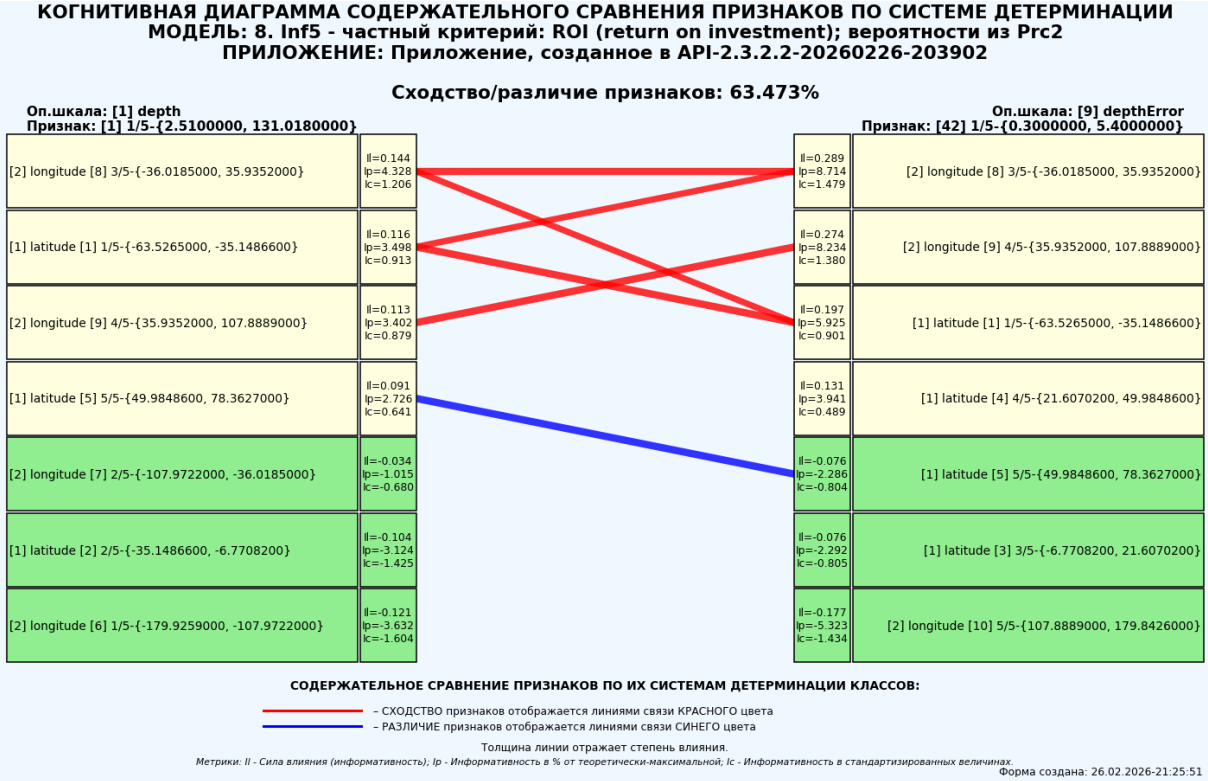

Я ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из P
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 9.196%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [3] magType
Признак: [17] mww
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=1.046 Ip=31.473 Ic=2.509
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.139 Ip=4.183 Ic=0.242
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=0.038 Ip=1.147 Ic=-0.010
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.029 Ip=0.878 Ic=-0.032
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=-0.115 Ip=-3.469 Ic=-0.393
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=-0.191 Ip=-5.752 Ic=-0.583
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=-0.541 Ip=-16.278 Ic=-1.457
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:24:12

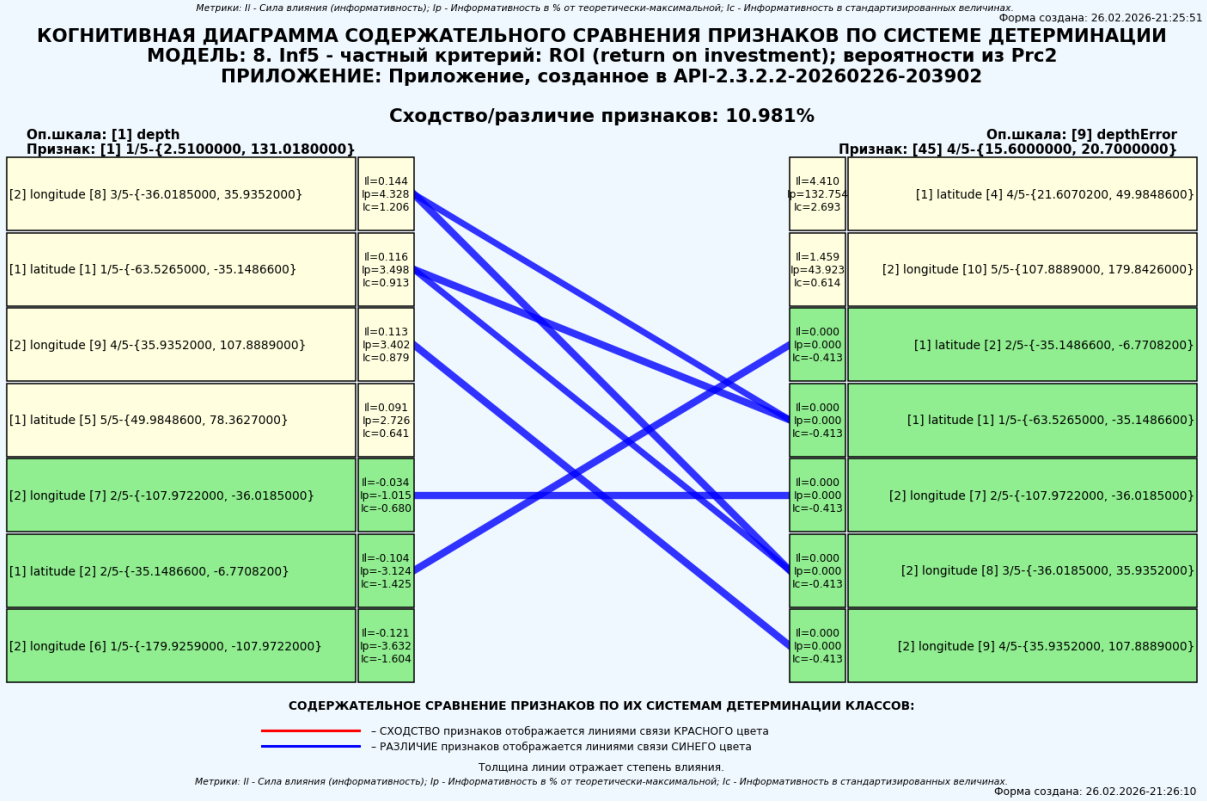

ЯЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Р
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 9.042%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [4] gap
Признак: [19] 2/5-{57.4000000, 106.8000000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=0.273 Ip=8.227 Ic=1.837
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.082 Ip=2.477 Ic=0.566
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=0.075 Ip=2.262 Ic=0.518
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=0.058 Ip=1.741 Ic=0.403
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.076 Ip=-2.286 Ic=-0.488
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=-0.082 Ip=-2.455 Ic=-0.525
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=-0.306 Ip=-9.207 Ic=-2.018
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:24:37

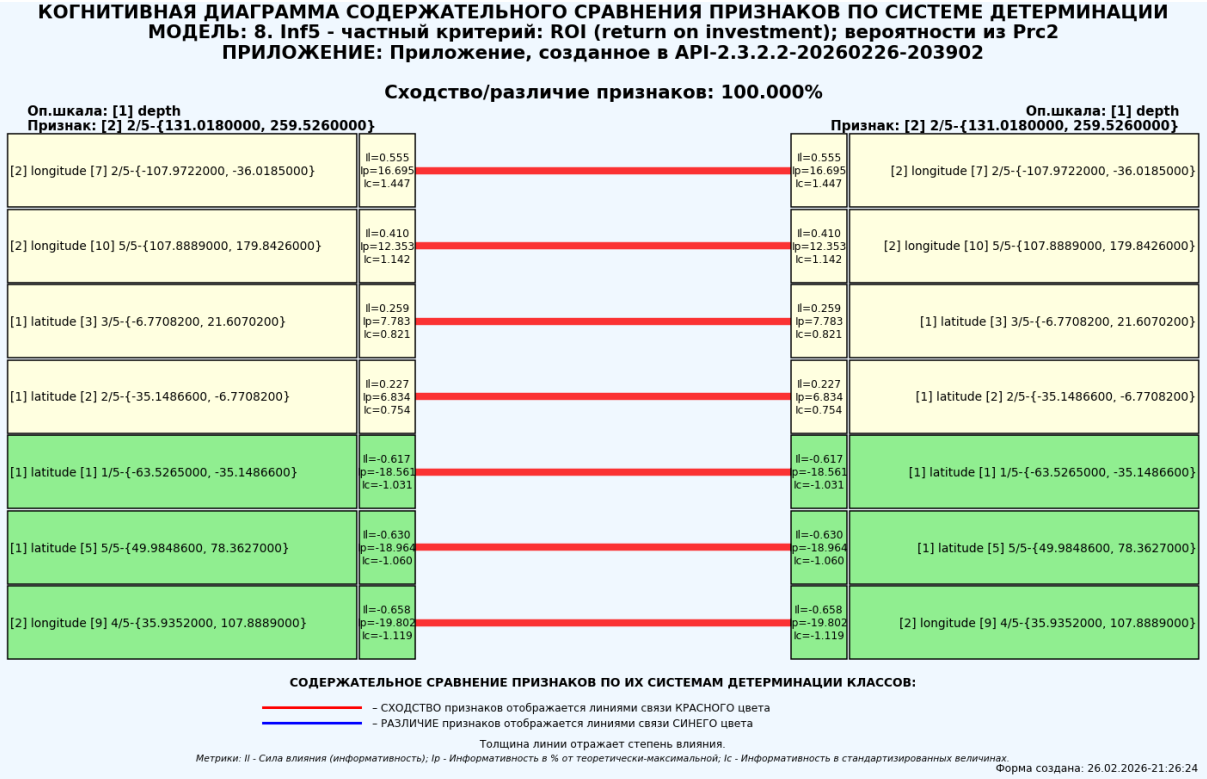

ЯЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Р
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 13.023%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [5] dmin
Признак: [27] 5/5-{42.2590000, 52.8210000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=4.817 Ip=145.012 Ic=2.675
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=1.692 Ip=50.920 Ic=0.668
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.418
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.418
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.418
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.418
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.418
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:24:56


Я ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Р
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 31.875%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [6] rms
Признак: [29] 2/5-{0.4680000, 0.7560000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=0.340 Ip=10.240 Ic=1.463
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.254 Ip=7.653 Ic=1.027
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.196 Ip=5.902 Ic=0.731
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=0.163 Ip=4.904 Ic=0.563
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=-0.053 Ip=-1.581 Ic=-0.531
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.143 Ip=-4.306 Ic=-0.990
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=-0.322 Ip=-9.693 Ic=-1.899
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:25:12

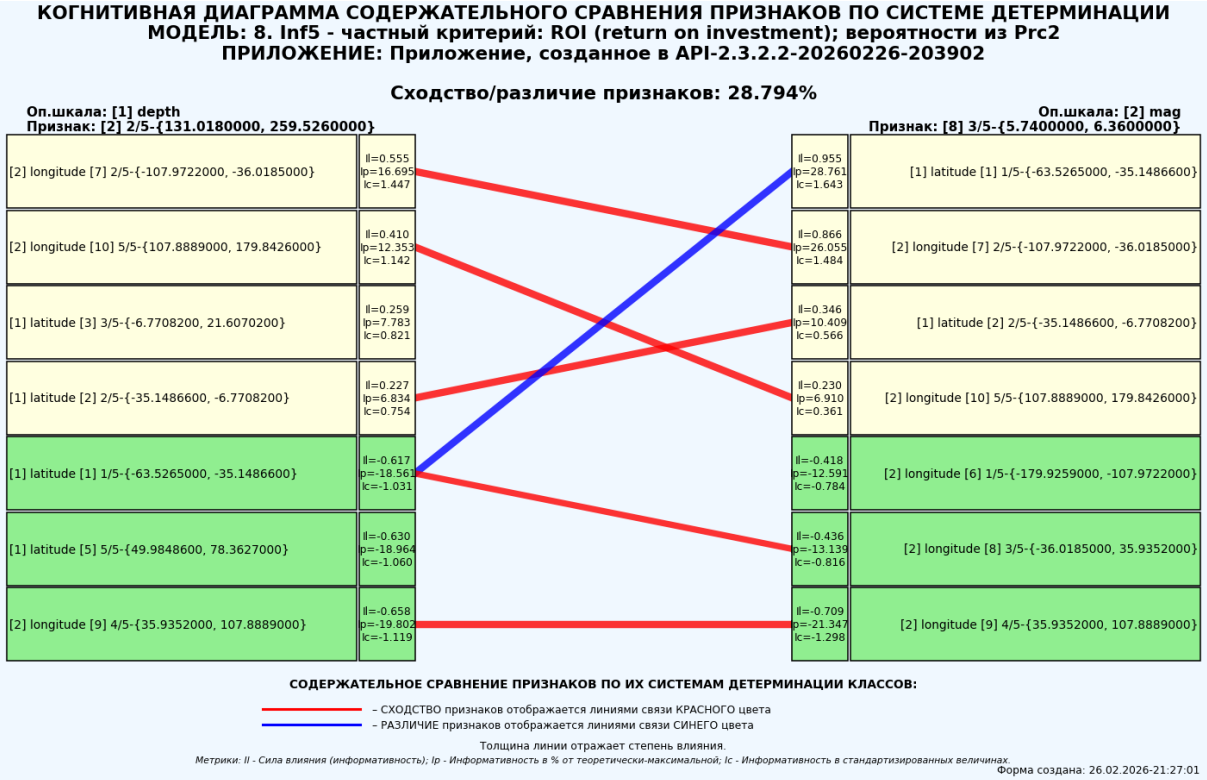

Я ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТ
ДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Р
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 35.177%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [8] horizontalError
Признак: [40] 4/5-{17.6320000, 23.3660000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=2.490 Ip=74.966 Ic=2.474
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=1.254 Ip=37.754 Ic=0.957
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.615 Ip=18.511 Ic=0.172
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.223 Ip=6.701 Ic=-0.309
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.582
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.582
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.582
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:25:33

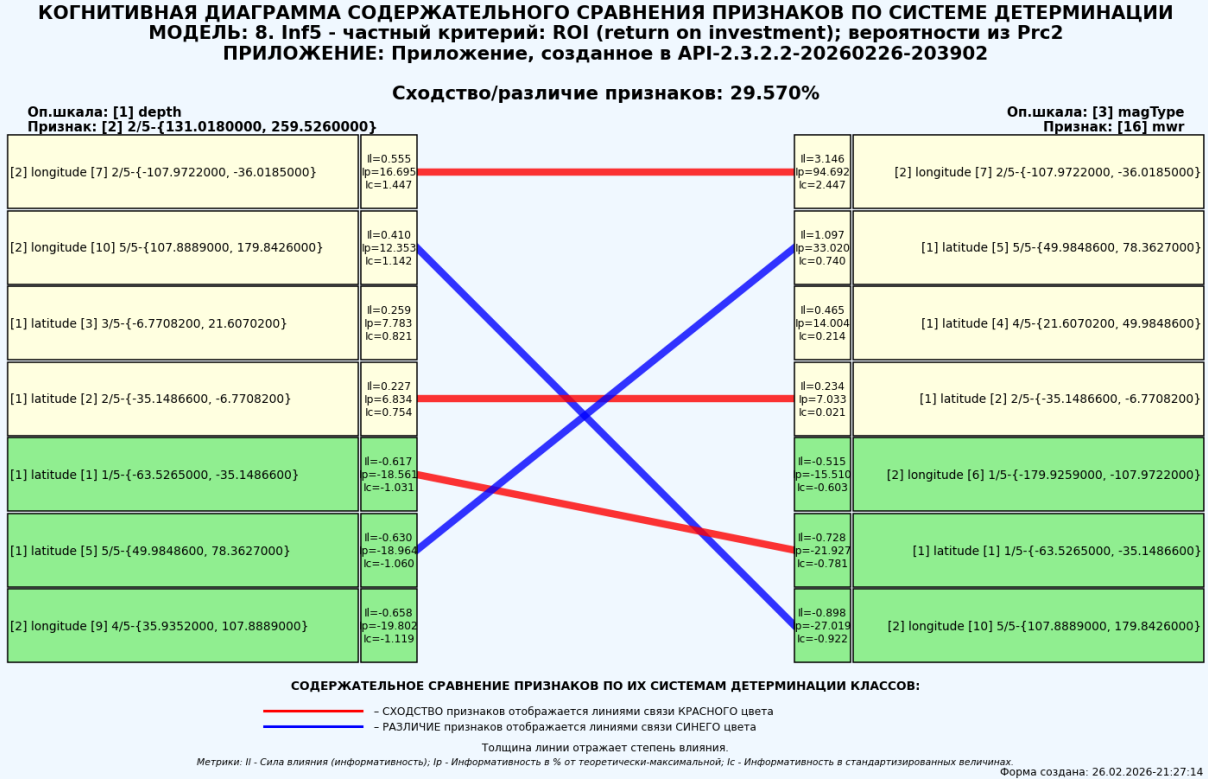

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc2
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 63.473%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [9] depthError
Признак: [42] 1/5-{0.3000000, 5.4000000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=0.289 Ip=8.714 Ic=1.479
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.274 Ip=8.234 Ic=1.380
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.197 Ip=5.925 Ic=0.901
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.131 Ip=3.941 Ic=0.489
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=-0.076 Ip=-2.286 Ic=-0.804
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=-0.076 Ip=-2.292 Ic=-0.805
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=-0.177 Ip=-5.323 Ic=-1.434
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:25:51


КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc2
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 10.981%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [1] 1/5-{2.5100000, 131.0180000}
Оп.шкала: [9] depthError
Признак: [45] 4/5-{15.6000000, 20.7000000}
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.144 Ip=4.328 Ic=1.206
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.116 Ip=3.498 Ic=0.913
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=0.113 Ip=3.402 Ic=0.879
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.091 Ip=2.726 Ic=0.641
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=-0.034 Ip=-1.015 Ic=-0.680
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.104 Ip=-3.124 Ic=-1.425
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.121 Ip=-3.632 Ic=-1.604
Il=4.410 Ip=132.754 Ic=2.693
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=1.459 Ip=43.923 Ic=0.614
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.413
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.413
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.413
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.413
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.413
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:26:10


КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc2
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 100.000%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [2] 2/5-{131.0180000, 259.5260000}
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [2] 2/5-{131.0180000, 259.5260000}
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.555 Ip=16.695 Ic=1.447
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=0.410 Ip=12.353 Ic=1.142
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=0.259 Ip=7.783 Ic=0.821
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.227 Ip=6.834 Ic=0.754
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=-0.617 Ip=-18.561 Ic=-1.031
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=-0.630 Ip=-18.964 Ic=-1.060
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=-0.658 Ip=-19.802 Ic=-1.119
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:26:24

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc2
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 17.740%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [2] 2/5-{131.0180000, 259.5260000}
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [3] 3/5-{259.5260000, 388.0340000}
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.555 Ip=16.695 Ic=1.447
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=0.410 Ip=12.353 Ic=1.142
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=0.259 Ip=7.783 Ic=0.821
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.227 Ip=6.834 Ic=0.754
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=-0.617 Ip=-18.561 Ic=-1.031
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=-0.630 Ip=-18.964 Ic=-1.060
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=-0.658 Ip=-19.802 Ic=-1.119
Il=0.745 Ip=22.432 Ic=1.496
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=0.721 Ip=21.715 Ic=1.433
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=0.615 Ip=18.511 Ic=1.153
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.082 Ip=2.468 Ic=-0.252
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.468
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.000 Ip=0.000 Ic=-0.468
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=-0.389 Ip=-11.701 Ic=-1.492
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:26:50


КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc2
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 28.794%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [2] 2/5-{131.0180000, 259.5260000}
Оп.шкала: [2] mag
Признак: [8] 3/5-{5.7400000, 6.3600000}
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.555 Ip=16.695 Ic=1.447
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=0.410 Ip=12.353 Ic=1.142
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=0.259 Ip=7.783 Ic=0.821
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.227 Ip=6.834 Ic=0.754
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=-0.617 Ip=-18.561 Ic=-1.031
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=-0.630 Ip=-18.964 Ic=-1.060
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=-0.658 Ip=-19.802 Ic=-1.119
Il=0.955 Ip=28.761 Ic=1.643
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=0.866 Ip=26.055 Ic=1.484
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.346 Ip=10.409 Ic=0.566
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.230 Ip=6.910 Ic=0.361
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=-0.418 Ip=-12.591 Ic=-0.784
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.436 Ip=-13.139 Ic=-0.816
[2] longitude [8] 3/5-{-36.0185000, 35.9352000}
Il=-0.709 Ip=-21.347 Ic=-1.298
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:27:01


КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 8. Inf5 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc2
ПРИЛОЖЕНИЕ: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902
Сходство/различие признаков: 29.570%
Оп.шкала: [1] depth
Признак: [2] 2/5-{131.0180000, 259.5260000}
Оп.шкала: [3] magType
Признак: [16] mwr
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=0.555 Ip=16.695 Ic=1.447
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
Il=0.410 Ip=12.353 Ic=1.142
[1] latitude [3] 3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
Il=0.259 Ip=7.783 Ic=0.821
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=0.227 Ip=6.834 Ic=0.754
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=-0.617 Ip=-18.561 Ic=-1.031
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=-0.630 Ip=-18.964 Ic=-1.060
[2] longitude [9] 4/5-{35.9352000, 107.8889000}
Il=-0.658 Ip=-19.802 Ic=-1.119
Il=3.146 Ip=94.692 Ic=2.447
[2] longitude [7] 2/5-{-107.9722000, -36.0185000}
Il=1.097 Ip=33.020 Ic=0.740
[1] latitude [5] 5/5-{49.9848600, 78.3627000}
Il=0.465 Ip=14.004 Ic=0.214
[1] latitude [4] 4/5-{21.6070200, 49.9848600}
Il=0.234 Ip=7.033 Ic=0.021
[1] latitude [2] 2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
Il=-0.515 Ip=-15.510 Ic=-0.603
[2] longitude [6] 1/5-{-179.9259000, -107.9722000}
Il=-0.728 Ip=-21.927 Ic=-0.781
[1] latitude [1] 1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
Il=-0.898 Ip=-27.019 Ic=-0.922
[2] longitude [10] 5/5-{107.8889000, 179.8426000}
СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:
– СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
– РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета
Толщина линии отражает степень влияния.
Метрики: Il - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 26.02.2026-21:27:14

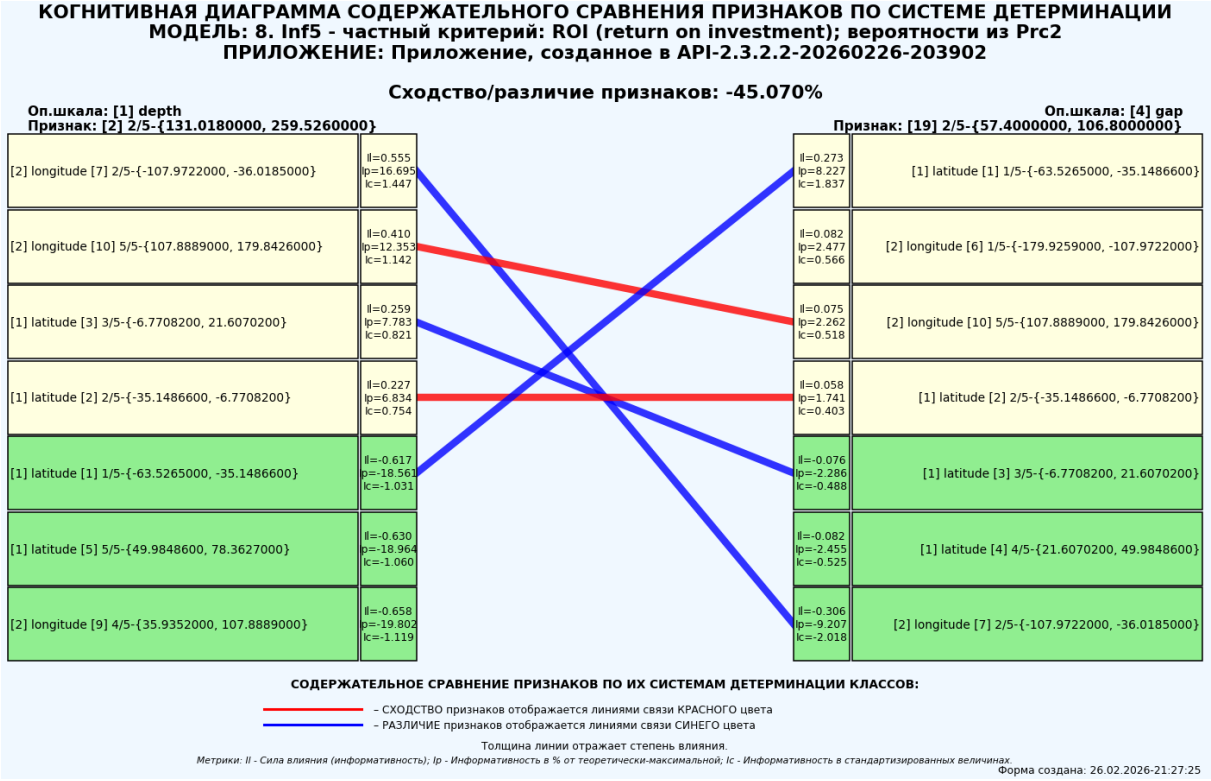


Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF5

Всего системой в данной модели генерируется 1123^2=1 261 129 подобных диаграмм содержательного сравнения значений факторов по их смыслу, т.е. по влиянию на объект моделирования. В данной работе все они приводятся. Пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №**457** и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

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>***.

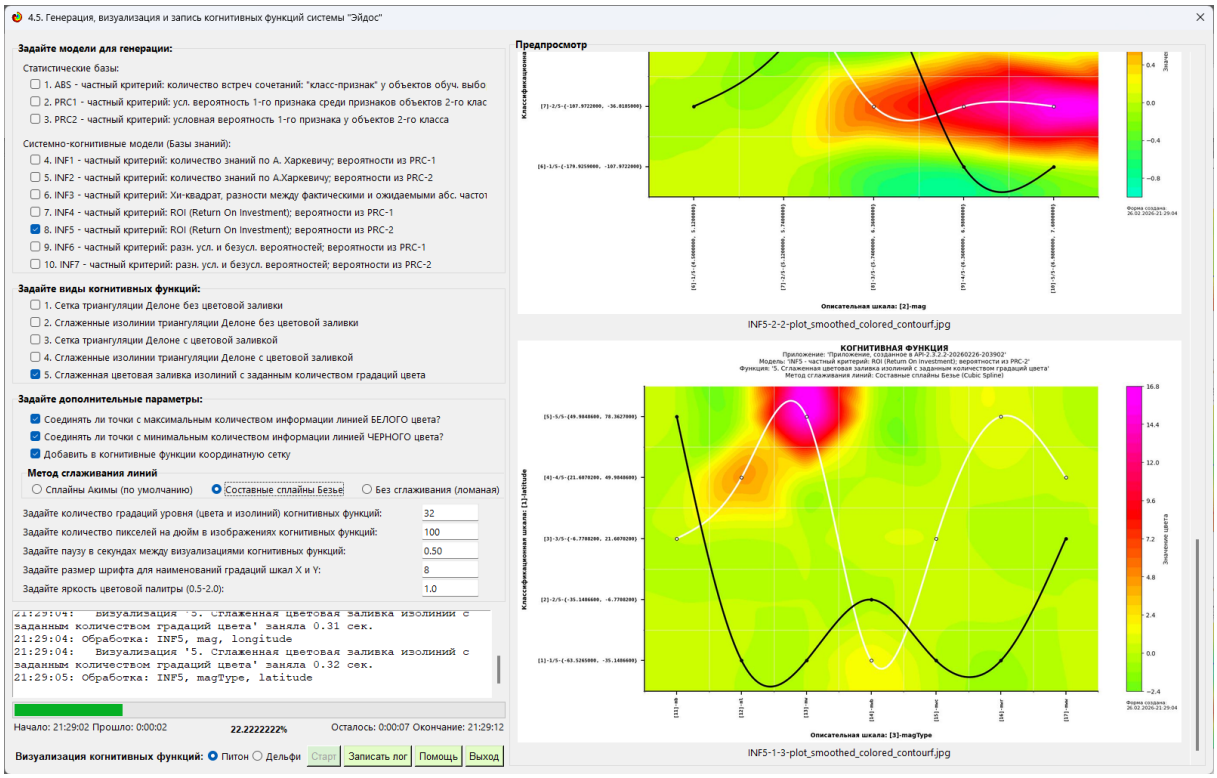
Когнитивные функции являются одним из наиболее мощных и наглядных средств когнитивной графики, имеющихся в системе «Эйдос», позволяющих отобразить силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в каждое из будущих состояний, соответствующих классам.

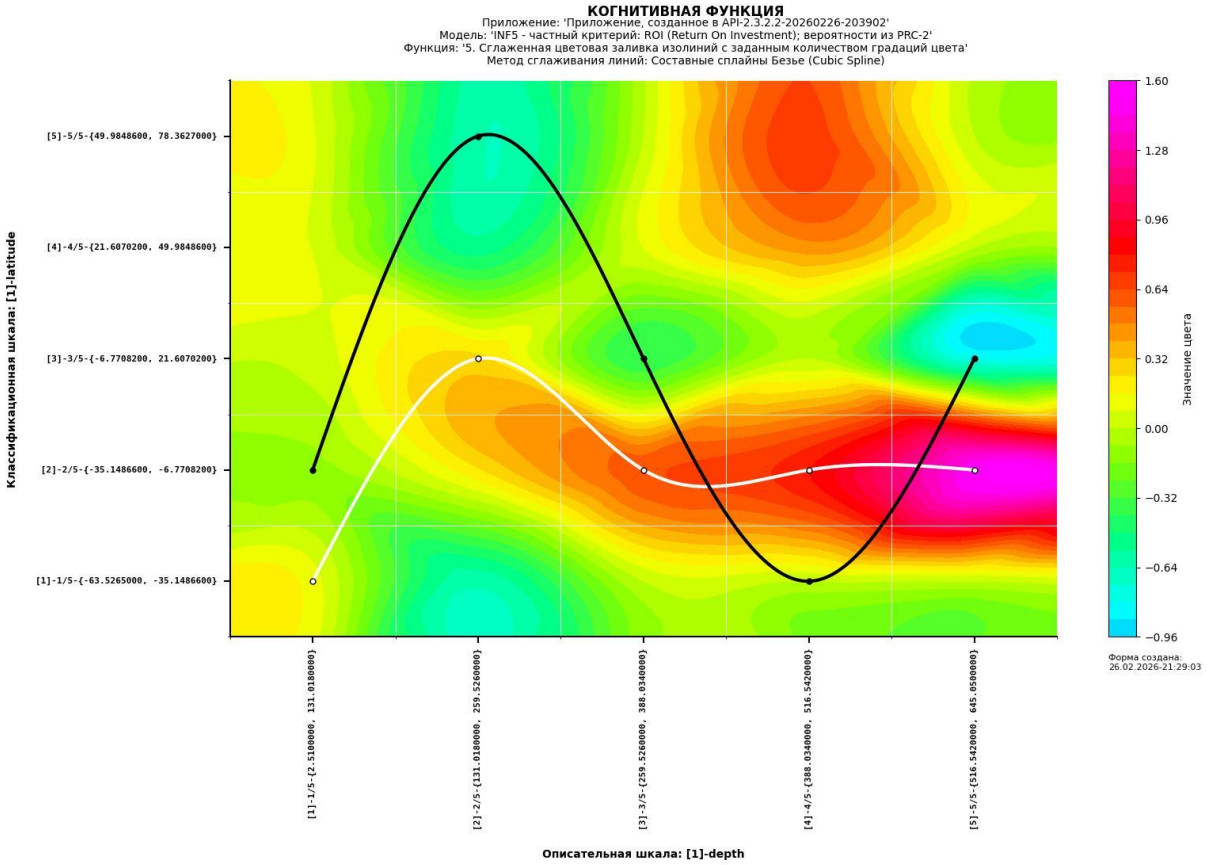
В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным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

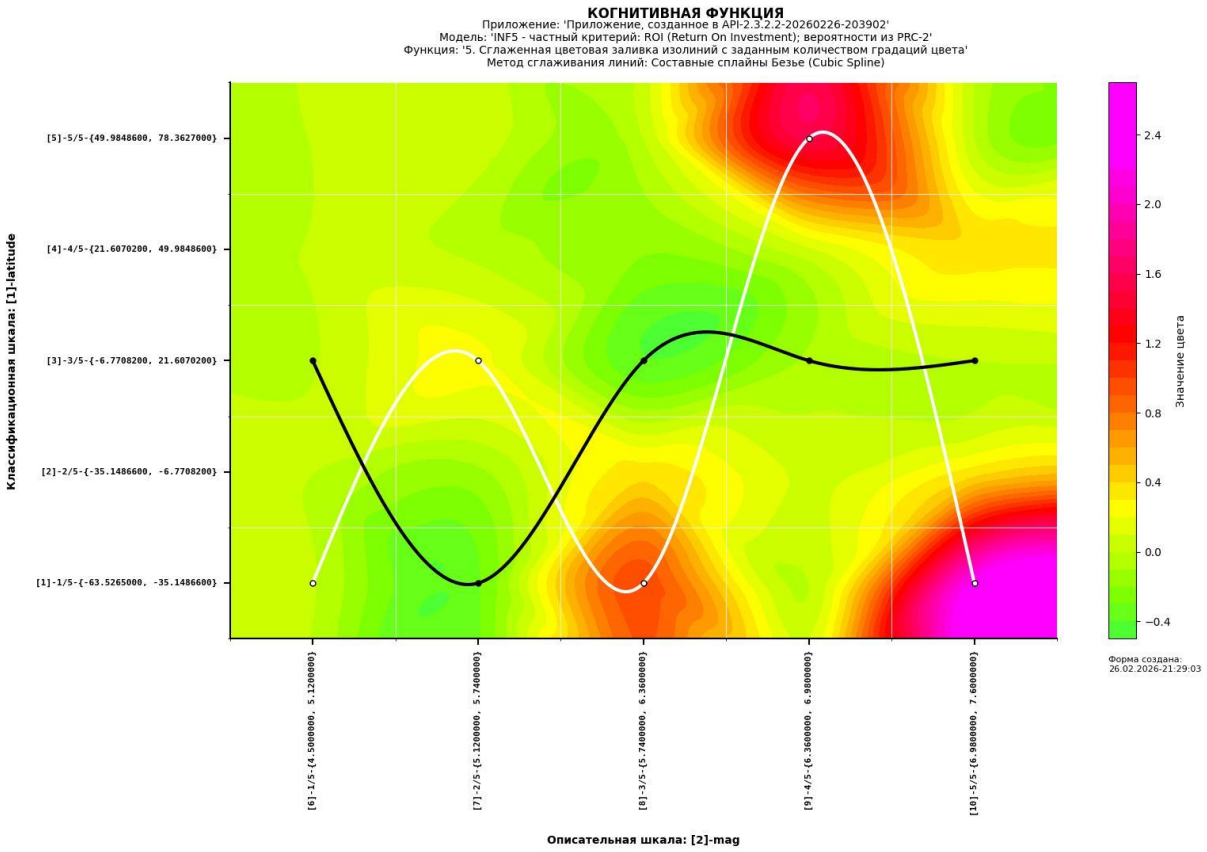
Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это ***феноменологические*** модели, отражающие ***эмпирические*** закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают ***механизма детерминации***, а только сам факт и характер детерминации [17, 23,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

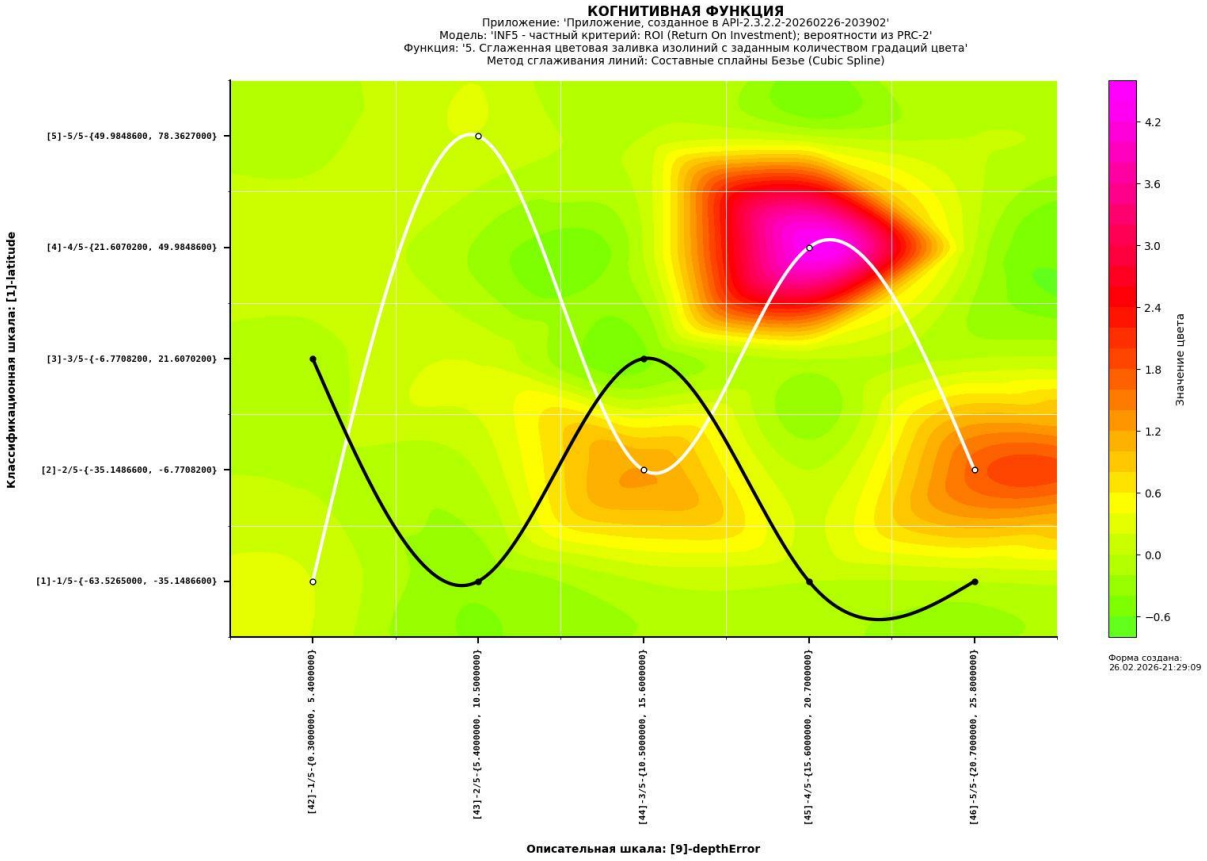
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). Количество когнитивных функций равно количеству сочетаний описательных и классификационных шкал. В модели, рассматриваемой в данной работе, есть 4 описательных шкалы и 1 классификационная, поэтому получается 4 когнитивных функции:


4.5. Генерация, визуализация и запись когнитивных функций системы "Эйдос"
Задайте модели для генерации:
Статистические базы:
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выбо
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность 1-го признака среди признаков объектов 2-го клас
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность 1-го признака у объектов 2-го класса
Системно-когнитивные модели (Базы знаний):
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-1
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC-2
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частот
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безусл. вероятностей; вероятности из PRC-1
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безусл. вероятностей; вероятности из PRC-2
Задайте виды когнитивных функций:
1. Сетка триангуляции Делоне без цветовой заливки
2. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне без цветовой заливки
3. Сетка триангуляции Делоне с цветовой заливкой
4. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне с цветовой заливкой
5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета
Задайте дополнительные параметры:
Соединять ли точки с максимальным количеством информации линией БЕЛОГО цвета?
Соединять ли точки с минимальным количеством информации линией ЧЕРНОГО цвета?
Добавить в когнитивные функции координатную сетку
Метод сглаживания линий
Сплайны Акимы (по умолчанию)
Составные сплайны Безье
Без сглаживания (ломаная)
Задайте количество градаций уровня (цвета и изолиний) когнитивных функций: 32
Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций: 100
Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций: 0.50
Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y: 8
Задайте яркость цветовой палитры (0.5-2.0): 1.0
21:29:04: Визуализация '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета' заняла 0.31 сек.
21:29:04: Обработка: INF5, mag, longitude
21:29:04: Визуализация '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета' заняла 0.32 сек.
21:29:05: Обработка: INF5, magType, latitude
Начало: 21:29:02 Прошло: 0:00:02
22.2222222%
Осталось: 0:00:07 Окончание: 21:29:12
Визуализация когнитивных функций: Питон Дельфи
Старт
Записать лог
Помощь
Выход
Предпросмотр
Описательная шкала: [2]-mag
INF5-2-2-plot_smoothed_colored_contourf.jpg
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
Описательная шкала: [3]-magType
INF5-1-3-plot_smoothed_colored_contourf.jpg


КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
Приложение: 'Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902'
Модель: 'INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2'
Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
Метод сглаживания линий: Составные сплайны Безье (Cubic Spline)
Классификационная шкала: [1]-latitude
[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
[1]-1/5-{2.5100000, 131.0180000}
[2]-2/5-{131.0180000, 259.5260000}
[3]-3/5-{259.5260000, 388.0340000}
[4]-4/5-{388.0340000, 516.5420000}
[5]-5/5-{516.5420000, 645.0500000}
Описательная шкала: [1]-depth
Значение цвета
1.60
1.28
0.96
0.64
0.32
0.00
−0.32
−0.64
−0.96
Форма создана:
26.02.2026-21:29:03


КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
Приложение: 'Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902'
Модель: 'INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2'
Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
Метод сглаживания линий: Составные сплайны Безье (Cubic Spline)
Классификационная шкала: [1]-latitude
[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
[6]-1/5-{4.5000000, 5.1200000}
[7]-2/5-{5.1200000, 5.7400000}
[8]-3/5-{5.7400000, 6.3600000}
[9]-4/5-{6.3600000, 6.9800000}
[10]-5/5-{6.9800000, 7.6000000}
Описательная шкала: [2]-mag
Значение цвета
2.4
2.0
1.6
1.2
0.8
0.4
0.0
−0.4
Форма создана:
26.02.2026-21:29:03


КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
Приложение: 'Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260226-203902'
Модель: 'INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2'
Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
Метод сглаживания линий: Составные сплайны Безье (Cubic Spline)
Классификационная шкала: [1]-latitude
[5]-5/5-{49.9848600, 78.3627000}
[4]-4/5-{21.6070200, 49.9848600}
[3]-3/5-{-6.7708200, 21.6070200}
[2]-2/5-{-35.1486600, -6.7708200}
[1]-1/5-{-63.5265000, -35.1486600}
[42]-1/5-{0.3000000, 5.4000000}
[43]-2/5-{5.4000000, 10.5000000}
[44]-3/5-{10.5000000, 15.6000000}
[45]-4/5-{15.6000000, 20.7000000}
[46]-5/5-{20.7000000, 25.8000000}
Описательная шкала: [9]-depthError
Значение цвета
4.2
3.6
3.0
2.4
1.8
1.2
0.6
0.0
−0.6
Форма создана:
26.02.2026-21:29:09

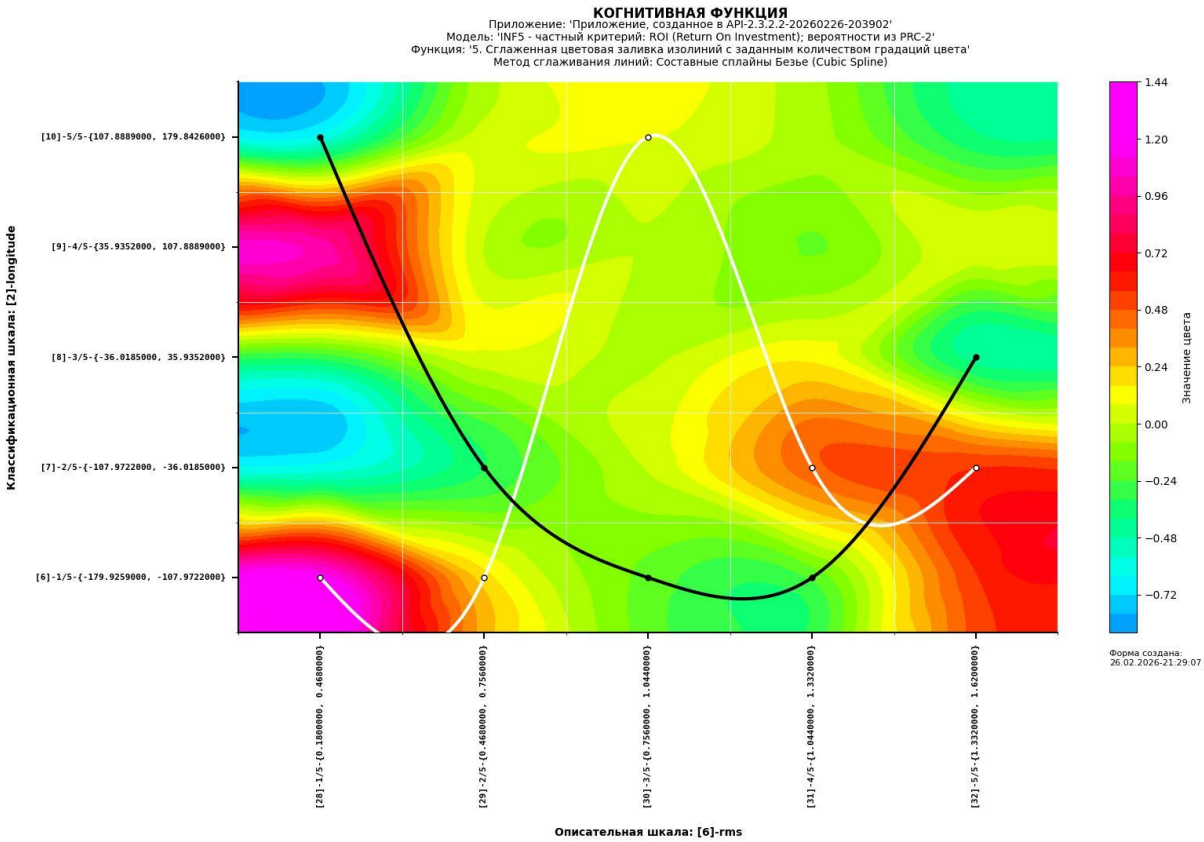


Рисунок 35. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF5

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 Inf5, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос») (рисунок 37):

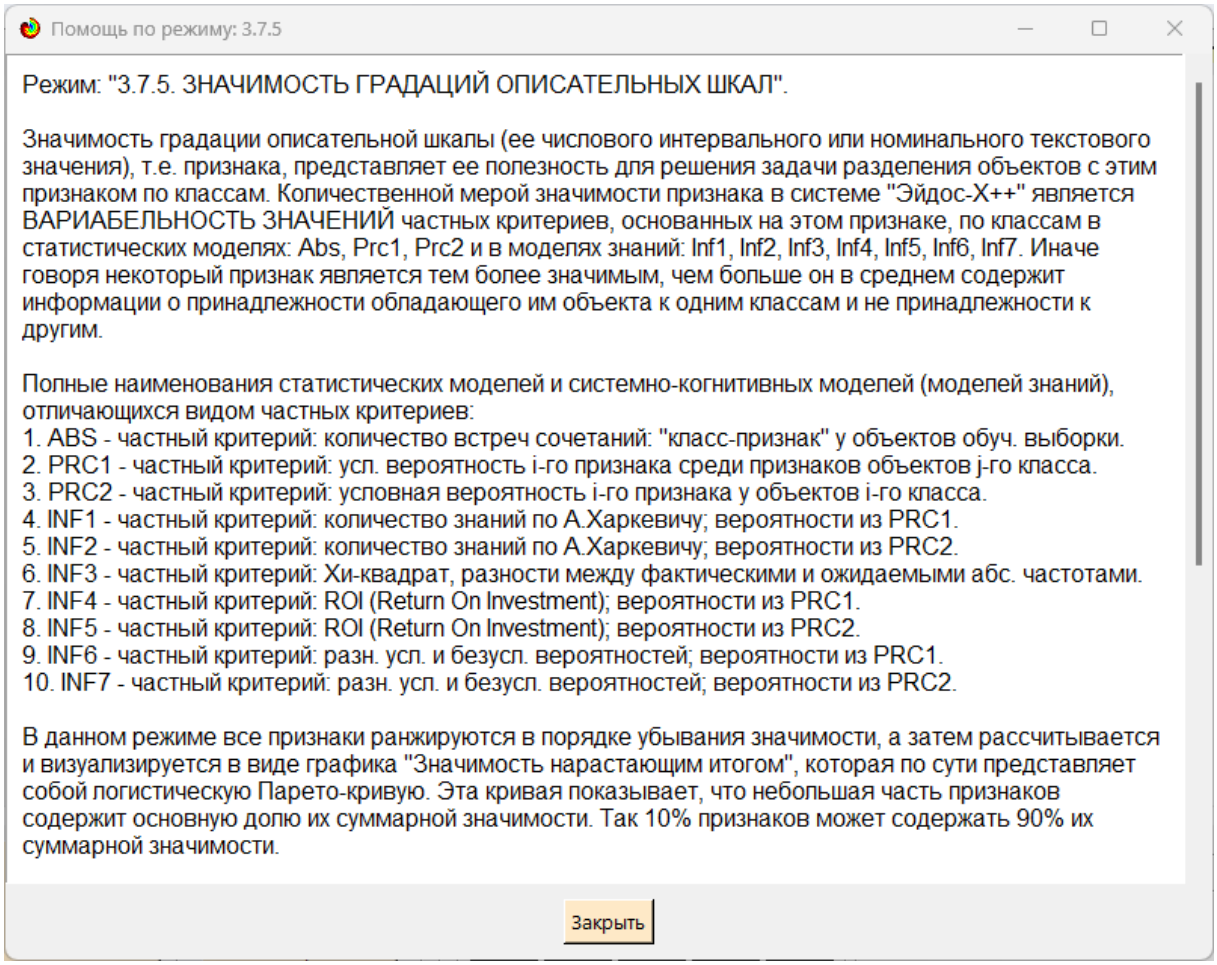


Рисунок 36. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF5:

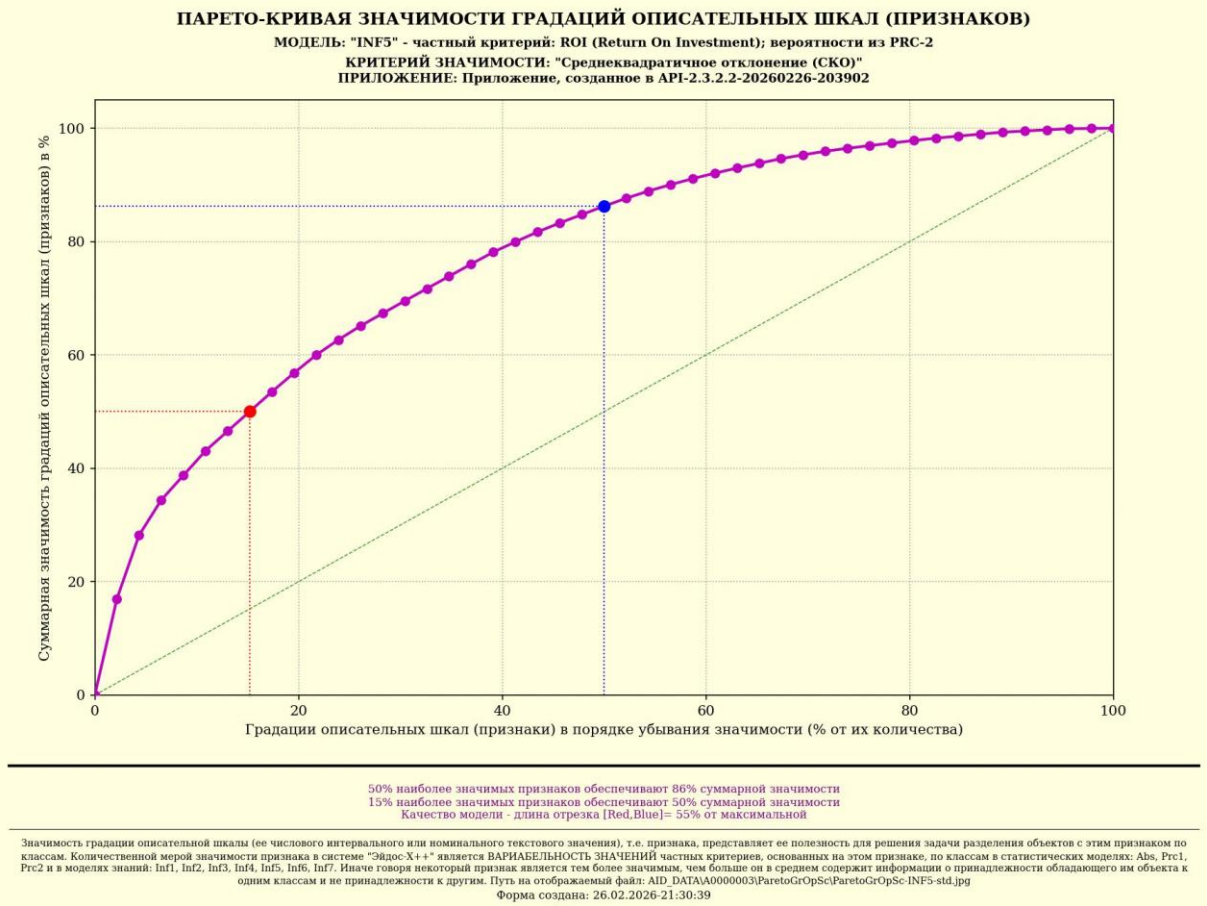


Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF5

Из рисунка 38 видно, что 24% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 50% суммарного влияния. На рисунке 39 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 38. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

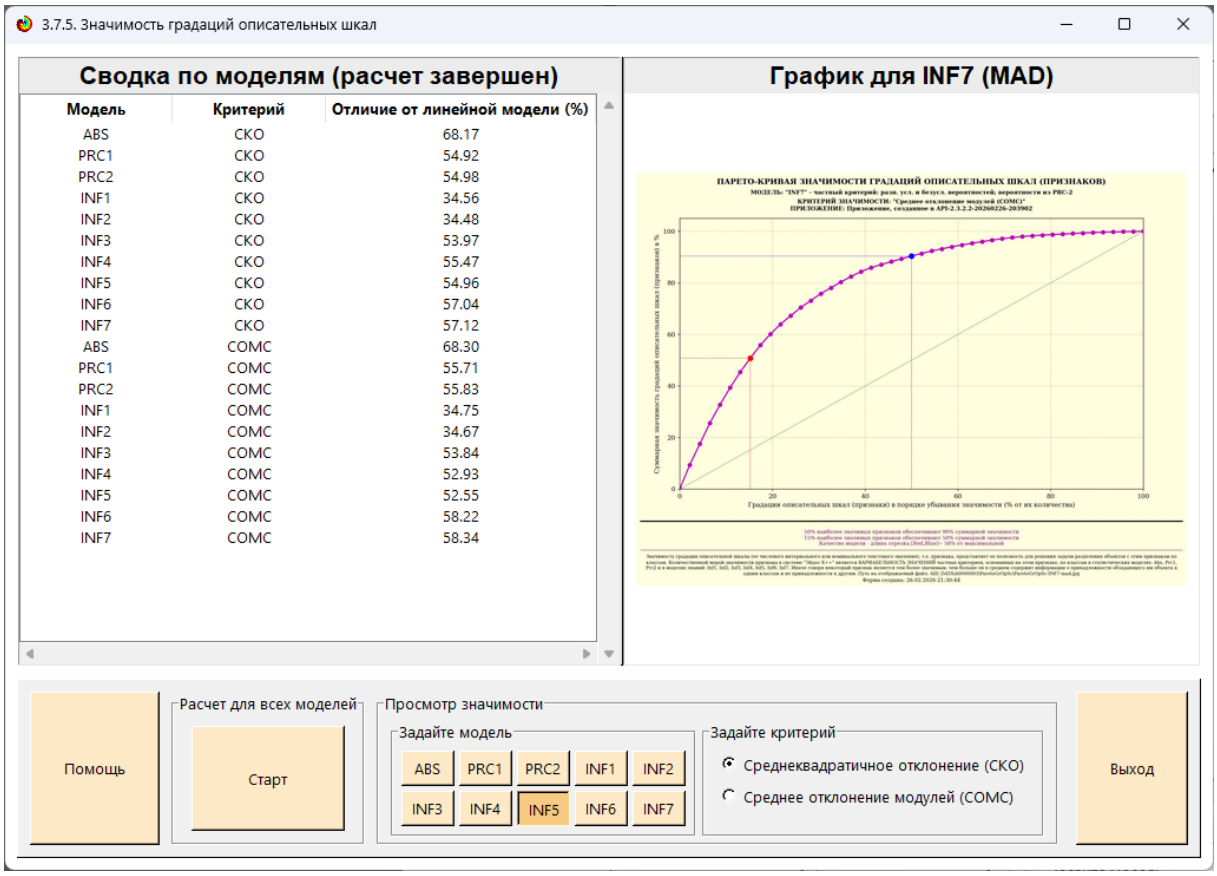


Рисунок 38. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей и имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в этих моделях

Таблица 16 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF5

num	num_prc	kod_atr	name_atr	kod_opsc	znach_atr	zn_atrnit	znach_prc	zn_prcnit
1	2,173913	33	net - ak	7	7,623516	7,623516	16,99985	16,99985
2	4,347826	13	magType -	3	5,021397	12,64491	11,19733	28,19718
3	6,521739	24	dmin - 2/5-	5	2,786094	15,43101	6,212775	34,40996
4	8,695652	34	net - nc	7	1,947632	17,37864	4,343069	38,75303
5	10,86957	36	net - uw	7	1,947632	19,32627	4,343069	43,09609
6	13,04348	41	horizontalE	8	1,557434	20,8837	3,472957	46,56905
7	15,21739	27	dmin - 5/5-	5	1,557434	22,44114	3,472957	50,04201
8	17,3913	46	depthError	9	1,557434	23,99857	3,472957	53,51497

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\zpr_inf5_std.xlsx

На экранной форме рисунка 40 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

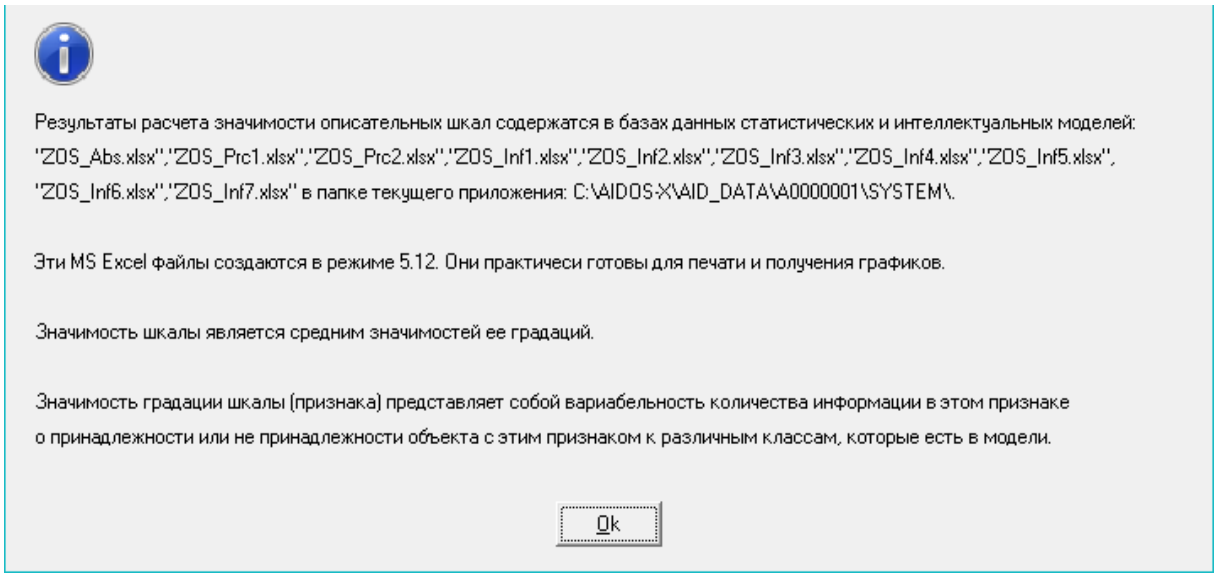


Рисунок 39. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в статистических и системно-когнитивных моделях

В таблице 17 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF5.

Таблица 17 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF5

num	num_prc	kod_opsc	name_opsc	n_gropsc	kodgr_min	kodgr_max	znach_os	zn_osnit	znach_prc	zn_prcnit
1	11,11111	7	net	4	33	36	2,883543	2,883543	32,05759	32,05759
2	22,22222	3	magType	7	11	17	1,376859	4,260403	15,30714	47,36473
3	33,33333	5	dmin	5	23	27	1,315236	5,575639	14,62205	61,98678
4	44,44444	9	depthError	5	42	46	0,88236	6,457999	9,809576	71,79635
5	55,55556	8	horizontalE	5	37	41	0,80161	7,259609	8,911843	80,7082
6	66,66667	1	depth	5	1	5	0,519887	7,779496	5,77981	86,48801
7	77,77778	2	mag	5	6	10	0,49557	8,275066	5,509464	91,99747
8	88,88889	4	gap	5	18	22	0,414813	8,689879	4,611655	96,60912
9	100	6	rms	5	28	32	0,305005	8,994884	3,390875	100

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\ZOS_Inf5_STD.xlsx

Из таблицы 17 видно, что примерно 29% суммарного влияния на поведение объекта моделирования обусловлено сортом и еще столько же – обработкой бором: в сумме почти 58%, а промораживание и год наблюдения оказывают сравнительно меньшее влияние: в сумме около 42%. Таким образом, два наиболее значимых фактора, т.е. 50% от всех факторов, обеспечивают примерно 58% суммарного влияния на объект моделировании, а 50% фактора дают суммарно 42% влияния.

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 рисунке 42 приведена парето-кривая значимости описательных шкал (факторов) режима 3.7.4 системы «Эйдос», содержащая информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:

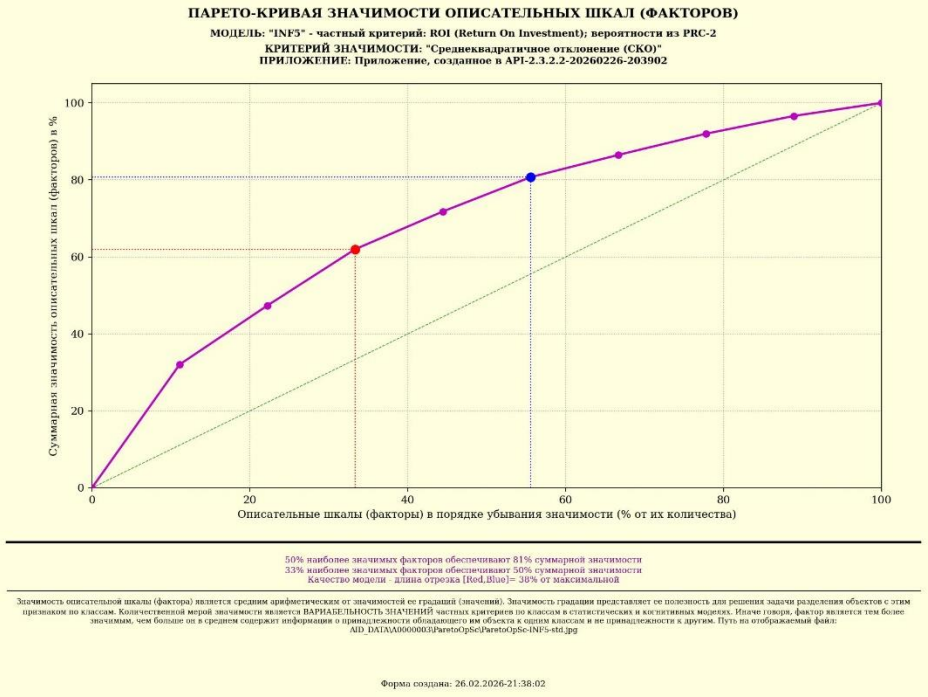


Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 42.

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 66% степень детерминированности, а 50% суммарной детерминированности обеспечивают 37% наиболее жестко детерминированных классов.

Таблица 18 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF5

num	num_prc	kod_cls	name_cls	kod_clsc	znach_cls	zn_clsnit	znach_prc	zn_prcnit
1	10	10	[2]-LONGIT	2	137,117	137,117	21,13696	21,13696
2	20	2	[1]-LATITU	1	116,0922	253,2092	17,89593	39,0329
3	30	3	[1]-LATITU	1	109,0106	362,2198	16,80429	55,83719
4	40	4	[1]-LATITU	1	60,937	423,1568	9,393607	65,23079
5	50	9	[2]-LONGIT	2	57,72266	480,8795	8,898108	74,1289
6	60	6	[2]-LONGIT	2	53,00559	533,885	8,170958	82,29986
7	70	7	[2]-LONGIT	2	49,27954	583,1646	7,596578	89,89644
8	80	8	[2]-LONGIT	2	28,39674	611,5613	4,377436	94,27387
9	90	1	[1]-LATITU	1	24,74778	636,3091	3,814939	98,08881
10	100	5	[1]-LATITU	1	12,39801	648,7071	1,911187	100

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\ZKL_ABS.xlsx

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

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах, наименования которых приведены на третьем рисунке 42. 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/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №**448**. 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)

Землетрясения представляют одну из самых серьезных природных угроз для человечества, приводя к значительным человеческим жертвам и разрушениям. Однако прогнозированию места, времени и силы будущих сейсмических событий препятствует сложность и нелинейность процессов, происходящих в земной коре. В ряде научных работ по сейсмологии для анализа данных традиционно используются статистические методы (например, закон Гутенберга-Рихтера) и детерминистские модели. Эти подходы позволяют выявлять общие закономерности, но зачастую недостаточны для анализа сложных нелинейных взаимосвязей между большим количеством разнородных факторов. В данной статье для анализа эмпирических данных о землетрясениях за последние десять лет предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в сейсмологии, для выработки практических рекомендаций по оценке сейсмических рисков и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные являются как лингвистическими (категориальными) переменными (например, тип тектонического разлома, географический регион), так и числовыми переменными, измеряемыми в различных единицах измерения (например, время суток, глубина предшествующих толчков). Поэтому для решения данной задачи применяется АСК-анализ, обеспечивающий построение гибридных моделей, включающих как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы, причем в различных единицах измерения.

Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал (например, в типе разлома) о наступлении землетрясения с той или иной магнитудой.

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 сейсмологии.

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.