

**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 статистики о выживании в дорожно-транспортных
происшествиях»

Выполнил студент группы: ИТ2341 Сериков Алексей Александрович

Допущен к защите _____

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

(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____

(дата)

Оценка _____

Краснодар
2025

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 87 страниц, 38 рисунков, 18 таблиц, 24 литературных источника.

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

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа времяпровождения людей в играх.

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ статистики о выживании в дорожно-транспортных	Automated system-cognitive analysis of statistics on survival in road traffic accidents
Сериков Алексей Александрович	Serikov Alexey Alexandrovich
студент факультета ПИ, группы ИТ2341	student of the faculty of PI, group IT2341
wher3myfiji@yandex.ru	wher3myfiji@yandex.ru
<i>Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия</i>	<i>Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia</i>
Целью данной работы является изучение статистики о выживании в дорожно-транспортных происшествиях. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для меня это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-X++», а также обеспечить некоторую научную ценности в сфере изучения корреляции времяпровождения людей в играх от жанров, платформ и т.д. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».	The purpose of this work is to study the statistics on survival in road transport enterprises. For me, this will allow me to gain knowledge in working with the universal cognitive analytical system "Eidos-X++", as well as provide some scientific value in the field of studying the correlation of people's pastime in games from genres, platforms, etc. To achieve this goal, Automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) and its software tools - the intelligent system "Eidos" are used.
Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСКАНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС».	Key words: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM.

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	5
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	5
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	5
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	6
2. METHODS (МЕТОДЫ)	6
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	6
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	7
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	7
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	9
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	17
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	19
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	19
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	20
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	28
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	40
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	43
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	44
3.6.1. <i>Интегральный критерий «Сумма знаний»</i>	45
3.6.2. <i>Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»</i>	46
3.6.3. <i>Важные математические свойства интегральных критериев</i>	47
3.6.4. <i>Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»</i>	48
3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	51
3.7.1. <i>Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ</i>	51
3.7.2. <i>Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»</i>	53
3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	57
3.8.1. <i>Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)</i>	57
3.8.2. <i>Кластерно-конструктивный анализ классов</i>	58
3.8.3. <i>Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал</i>	60
3.8.4. <i>Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны</i>	63
3.8.5. <i>Нелокальная нейронная сеть</i>	65
3.8.6. <i>3D-интегральные когнитивные карты</i>	66
3.8.7. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	67
3.8.8. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	69
3.8.9. <i>Когнитивные функции</i>	73
3.8.10. <i>Значимость описательных шкал и их градаций</i>	78
3.8.11. <i>Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i>	82
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	84
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	85
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	85

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Анализ статистики ДТП и её влияние на выживание в авариях приобретает все большую значимость в современном испытании техники на столкновение. Статистика представляет собой один из самых мощных инструментов стимулирования инженеров. Однако для эффективного управления этим инструментом требуется глубокое понимание того, какие именно факторы влияют на вероятность выживания.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) может стать ключевым инструментом для изучения и оптимизации воздействия факторов на выживаемость. АСК-анализ позволяет выделить значимые переменные, такие как возраст, скорость, меры безопасности, к которым она применяется, а также Survived(выживаемость).

Цель данного исследования — проведение АСК-анализа ДТП в своей статистике на выявление факторов, влияющих на выбор ситуационные атрибуты. Основное внимание будет уделено выявлению взаимосвязи демографических, поведенческих атрибутов и уровнем выживаемости.

В рамках исследования предполагается:

1. Сбор и обработка данных о ДТП, демографические, поведенческие и ситуационные атрибуты.
2. Анализ полученных данных для выявления основных закономерностей в поведении выживаемости.
3. Формирование рекомендаций для оптимизации стратегий улучшения мер безопасности, чтобы повысить уровень выживаемости.

Результаты исследования могут быть использованы для повышения эффективности автомобиля, увеличения выживаемости.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – выживание в ДТП.

Предмет исследования – выявление корреляции между возрастом, скорости, мер безопасности и т. д. на их удовлетворенность Survived.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Современные инженеры сталкиваются с необходимостью глубокого анализа влияния мер безопасности на удовлетворенность Survived для повышения эффективности своих авто. Учитывая статистику ДТП по признакам, таким как возраст, скорость и поведенческие и ситуационные атрибуты, возникает сложность в разработке подходящих мер безопасности, которые могли бы заинтересовать различные сегменты покупателей и повысить их интерес.

Основная проблема заключается в недостаточном понимании того, как Seatbelt влияет на поведение различных групп покупателей. В условиях высокой конкуренции инженеры, не уделяющие должного внимания анализу эффективности безопасности авто, рискуют потерять покупателя, снизить уровень их удовлетворенности и, как следствие, потерять доверие.

АСК-анализ удовлетворения покупателей позволяет выявить ключевые закономерности, влияющие на принятие решений. Например, анализ может помочь определить, какая мера безопасности наиболее привлекателен для потребителя, как изменяются предпочтения в зависимости от их возраста, а также как скорость влияет на частоту ДТП.

Актуальность данного исследования связана с необходимостью разработки мер безопасности, направленных на повышение конкурентоспособности авто и их удовлетворенности. Результаты АСК-анализа могут быть использованы для оптимизации плана авто, повышения эффективности работы с потребителем и, в конечном итоге, увеличения их выживаемости.

1.4. Цель работы

Целью данной работы является исследование и анализ влияния мер безопасности на уровень удовлетворенности потребителя с использованием автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа). Основное внимание уделяется выявлению факторов, таких как возраст и скорость, и меры безопасности, которые могут оказывать влияние на восприятие потребителей и их роль в процессе принятия решений.

Для достижения этой цели в работе предполагается решить ряд задач, связанных с выбором и применением методов анализа данных, обработкой информации о статистике, и интерпретацией полученных результатов. Особое внимание будет уделено изучению корреляций между характеристиками покупателей и их предпочтениями в безопасности.

Конкретные задачи и этапы исследования будут сформулированы после обоснования методики, применяемой для решения проблем анализа реакций на Survived. Результаты исследования могут быть использованы разработки более эффективных и персонализированных мер безопасности для повышения удовлетворенности и лояльности покупателей.

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 инструментарии – системе «Эйдос» в настоящее время здесь 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 годов¹ 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 слов².

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:

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

- теоретические основы, в частности базовую формализуемую когнитивную концепцию;
- математическую модель, основанную на системном обобщении теории информации (СТИ);
- методику численных расчетов (структуры баз данных и алгоритмы их обработки);
- программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» (интеллектуальная система «Эйдос»).

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из **735** опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 51 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен **34** патента РФ на системы искусственного интеллекта, **390** 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 США⁴.

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 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 РФ⁶). 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:

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 числовых и текстовых табличных данных;
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;
- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений;
- Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов.

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.

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/ZCKZRKvrlEMBWOк8>, <https://ora.ai/>, <https://ora.ai/explore?path=trending>, <https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos>, <https://rudalle.ru/>, еще очень много отличных нейросетей: <https://problembo.com/ru/services> (и это здесь может пригодиться - почта на 10 минут: <https://10minutemail.net/>).

Полезные нейросети и приложения для разных сфер:

☞ Для дизайнеров: SiteKick - нейросеть для создания лендингов; AdCreative - делает рекламные креативы, плакаты; Looka - логотипы по текстовому описанию; Watermarkremover - поможет удалить вотермарки; Booth ai - создает стоковые фотки по описанию; PatternedAI - паттерны по текстовому описанию; Нама - вырезать лишние элементы с фото или

картинки; RoomGPT - «примеряет» новый ремонт на вашу квартиру, помогает выбрать дизайн;

📷 Для фотографов: ; Pallette fm - раскрашивает черно-белые изображения; Relight - меняет светотень на фотографиях; Photoroom - вырезать элементы из фото, поменять фон; LeiaPix - сделает из 2D-фотки 3D.; Nostalgia Photo - улучшает качество старых фото; pfrmaker - генератор аватарок для соцсетей; Picsart - заменяет или удаляет ненужные элементы на фото;

🎬 Для тех, кто монтирует видео:; CapCut - удобный редактор, доступен в браузере. Есть цветокорр, разные эффекты; video ai - нарезать видео на короткие фрагменты; Reface - изменить лицо человека на видео; Runwayml - самые разные инструменты для монтажа; Colourlab AI - нейросеть для цветокоррекции; Topaz Video AI - сильно улучшит качество видео, уберет шум и трясущийся экран; Luma AI - сделает 3D изображение из серии фото; Simplified - анимация картинки; SpiritMe - твоя цифровая копия в сети;

🎵 Для звукарей и музыкантов; ; Mubert - создаёт музыку любого жанра; Beatoven - ИИ-композитор музыки для видео; Clip audio - подберет музыку для любого видоса; Fadr - порежет трек на отдельные дорожки инструментов и вокала; Adobe Enhance - чистит запись от шумов. Бесплатно; Elevenlabs - мощнейший синтезатор, подделает любой голос; The MetaVoice - меняйте свой голос на один из восьми пресетов; Cleanvoice - уберет из вашей разговорной записи мусор; ;

💻 Для айтишников; ; CodePal - пишет код с нуля, исправляет ошибки, оценивает готовый код; Codesnippets - создает код по текстовому запросу; Buildt AI - поисковик для VSCode, найдет готовый код в инете; Code GPT - плагин-генератор кода для VSCode; Autobackend - автоматический бэкэнд; Adrenaline - ищет и помогает чинить ошибки в коде; Tabnine - дописывает код, если у тебя не получается; ;

📖 Для школьников и студентов; ; Consensus - база научных статей; ExamCram - превратит сложные учебные материалы в карточки и тесты для самопроверки; MathGPT - решает задачи по математике; editGPT - исправляет ошибки в английском ; Yip - то же самое, но в вебе и с поддержкой Википедии; ChatBA - делает презентации за тебя; YouTube Summary with ChatGPT - конвертирует видео или лекции в текст; Explain Me Like I'm Five - объясняет сложные научные термины простым языком;

✂ Для тех, кто ищет работу:; InterviewGPT AI - задает каверзные вопросы и помогает готовиться к собеседованию; Resume Worded - улучшает резюме; kickresume - сделает крутое резюме и напишет мотивационное письмо; Cover Letter AI - написать сопроводительный текст к резюме; ;

☞ Для тех, кому не помог Гугл.; Chord - напишет реферат в ответ на запрос в строке; Lexii ai - бот, который умеет ссылаться на источники; Perplexity - нейросеть-поисковик в виде расширения для браузера; Nuclia - поиск по облаку или серверу; Phind - умеет искать код, поможет айтишникам; ;

🎧 Для отдыха и развлечения.; RadioGPT - радио, где музыку генерируют нейронки; EndlessVN - бесконечная визуальная новелла; Natural Language Playlist - подберет плейлист на 7 часов специально для тебя; Movie Deep Search - найдет фильм по запросу; FashionAdvisor AI - советы от нейро-стилиста; Hello History - с помощью нее пообщаешься с историческим персонажем; Cool Gift Ideas - выберет подарок для человека по его описанию; Endel - нейро-музыка, которая помогает засыпать; PlaylistAI - соберет плейлист в Apple и Spotify по тексту или картинке.; Tattoos AI - делает эскизы для татуировок.

И все не смотря на настоящую революцию в области искусственного интеллекта и связанный с ней бум Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-X++» 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, принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее модели (*автоматические* системы работают без такого участия человека);

- 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/) (<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 32 свидетельства РосПатента РФ);

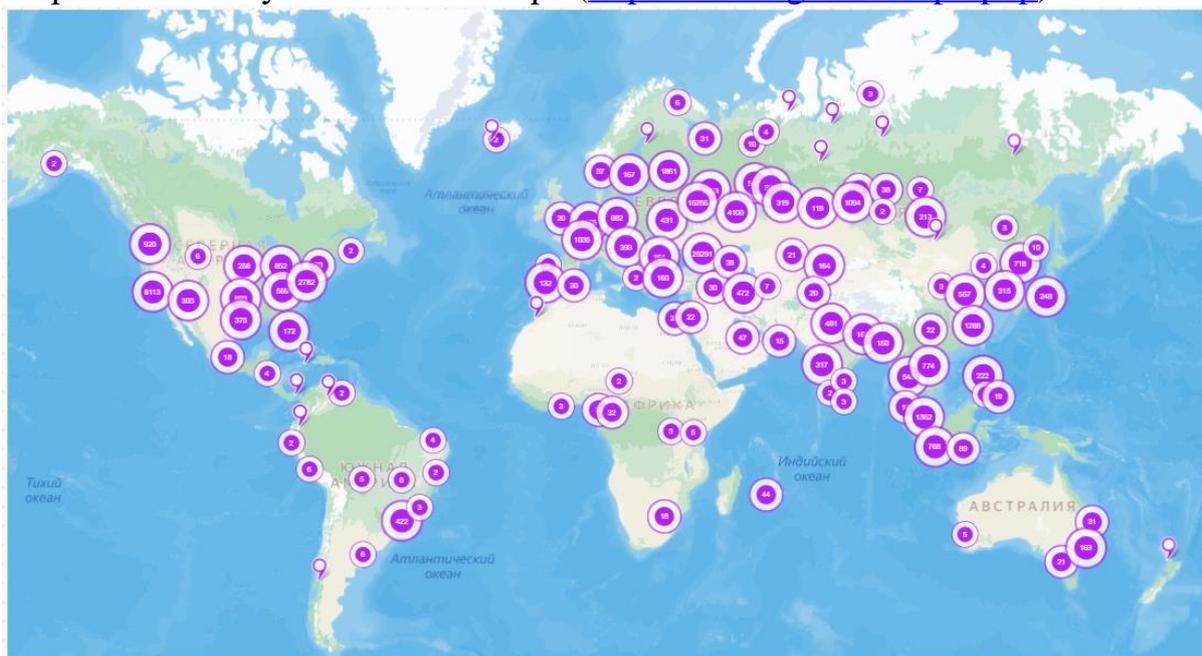
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта:

«имеет нулевой порог входа» (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 локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных интеллектуальных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более **439**, 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);

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



- обеспечивает мультязычную 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);

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, 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: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;

- 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 эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для 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 внедрения).

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 видеogramма 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»: с 2022 года по настоящее время. 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), а также на языке Питон (Python). Практически все новые режимы системы «Эйдос» и новые реализации старых режимов будут осуществляться на языке Питон.

[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

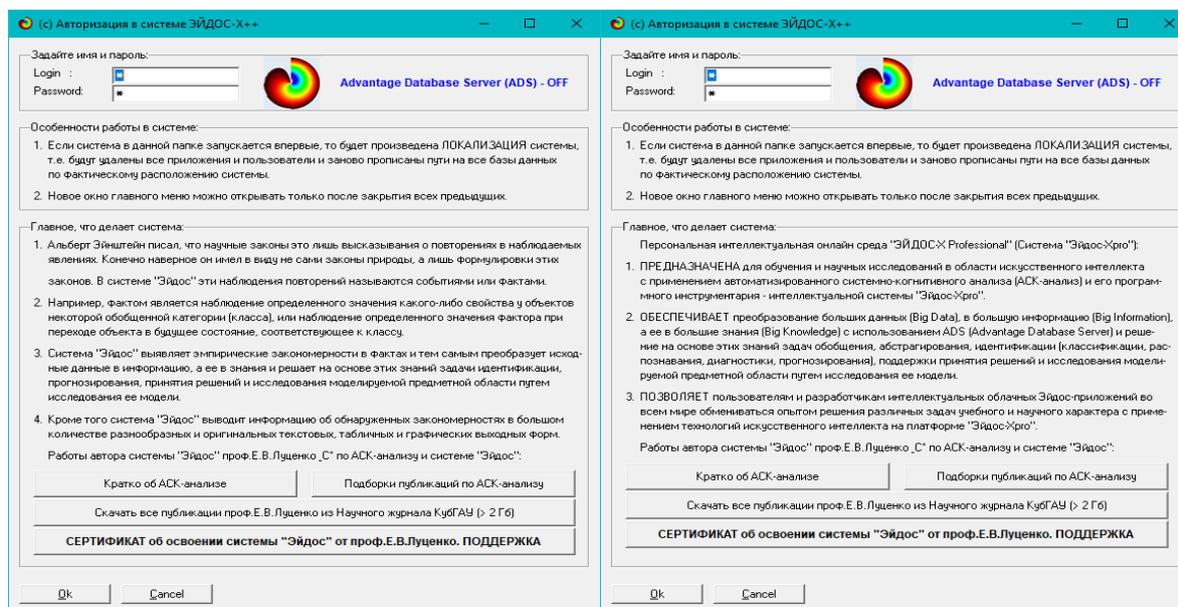
версии (за исключением ключей доступа к ftp-серверу системы «Эйдос» и ключей лицензионного программного обеспечения), находящаяся в полном открытом бесплатном доступе (около 180 Мб). Обновление имеет объем около 10 Мб. Кредо. Лаборатория в ResearchGate по АСК-анализу и системе «Эйдос».

Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения⁷

На рисунке 1 приведена титульная видеогрaмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – текущей версии системы «Эйдос»:



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



⁷ <http://lc.kubagro.ru/aidos/How to make your own cloud Eidos-application.pdf>

⁸ http://lc.kubagro.ru/pic/aidos_titul.jpg

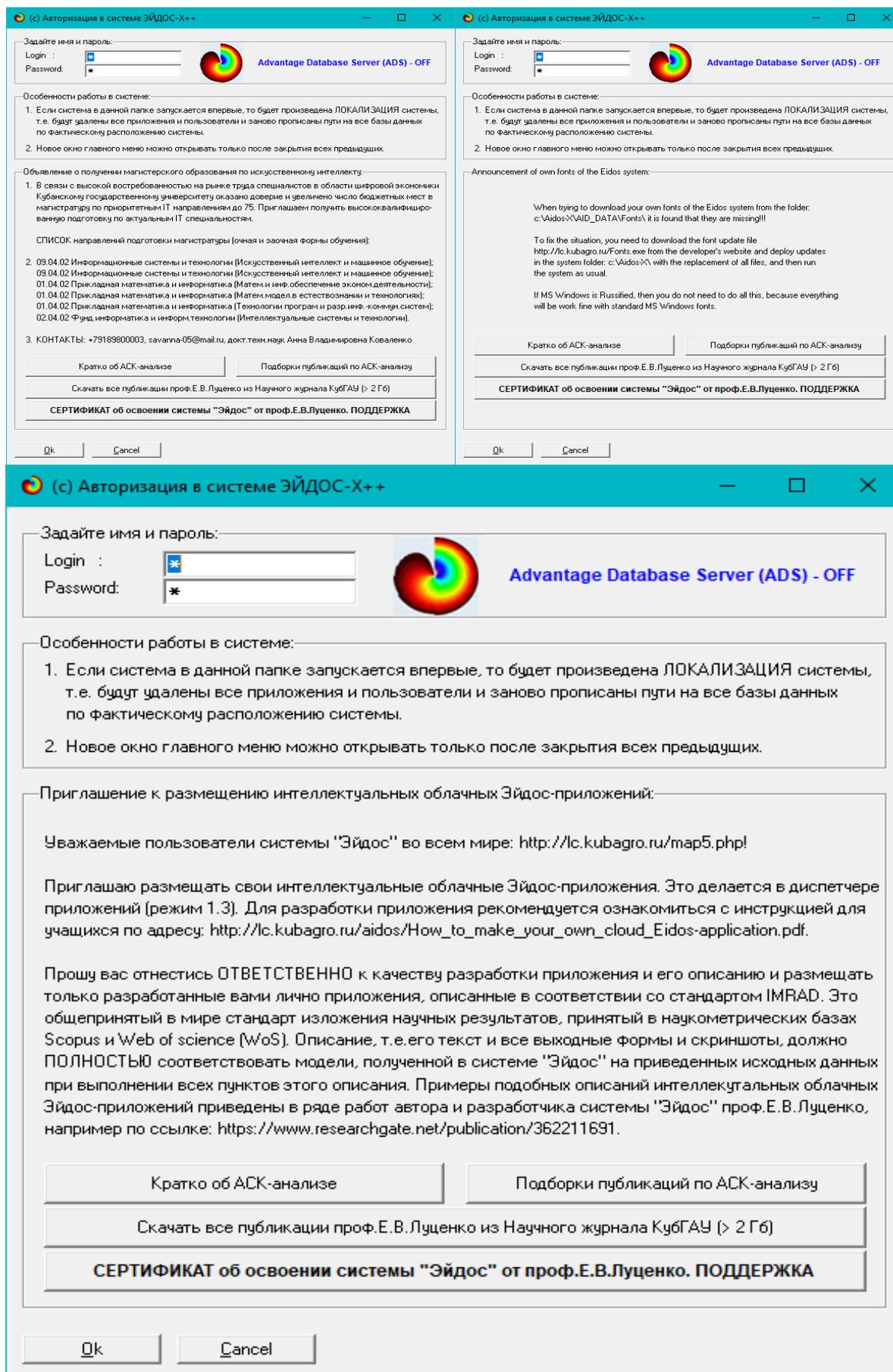


Рисунок 2. Титульные видеogramмы текущей версии системы «Эйдос»

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 характеристики покупателей.

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**

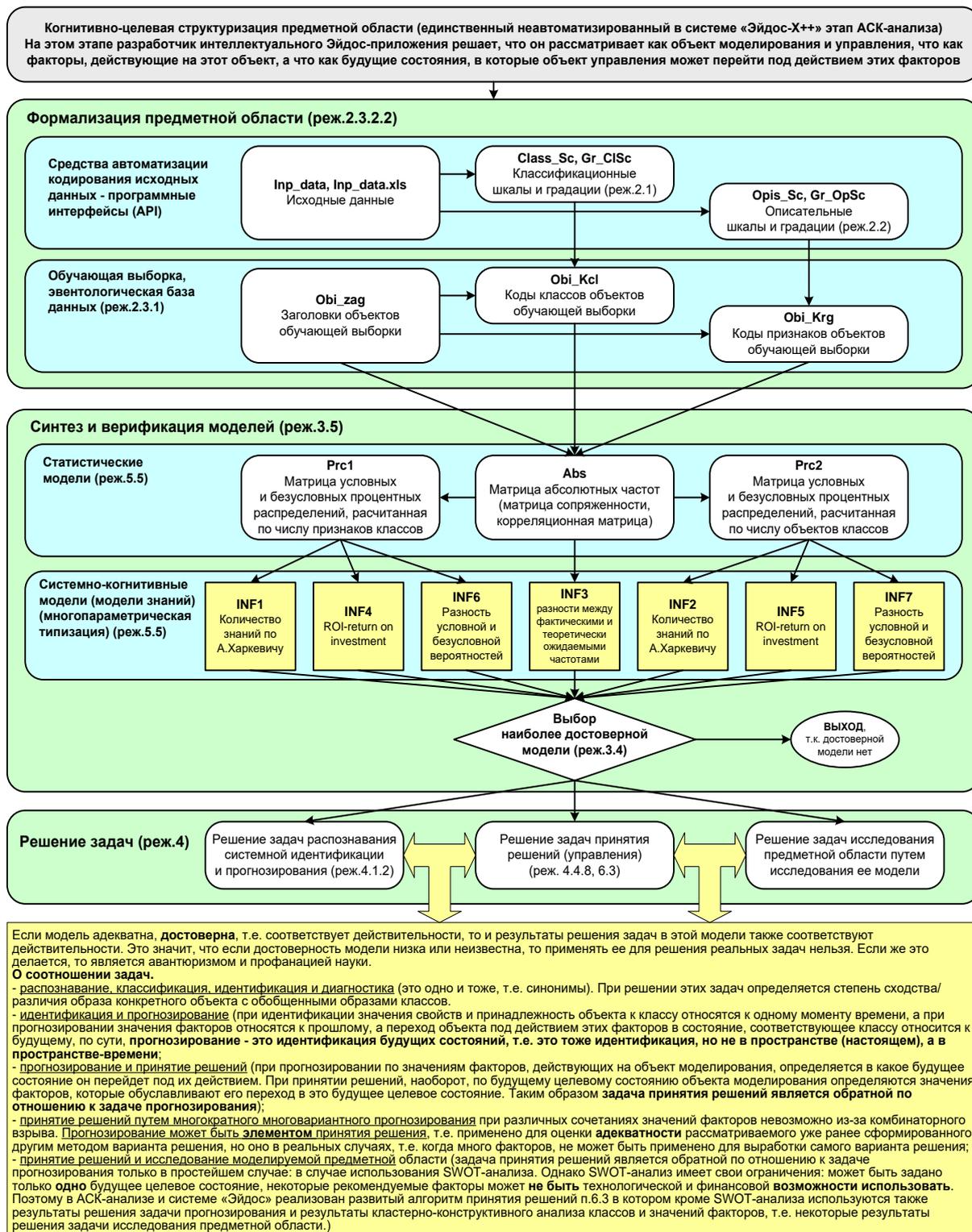


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

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 неавтоматизированным 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.

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступает водитель, в качестве *факторов* пол, возраст, скорость (таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов является оценка выживаемости (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	AGE
2	GENDER
3	SPEED
4	HELMET

Источник: D:\Aidos-X\AID_DATA\A0000019\System\Opis_Sc.xlsx

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	SURVIVED

Источник: D:\Aidos-X\AID_DATA\A0000019\System\Class_Sc.xlsx

3.2. Задача-2. Формализация 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 почти везде, где человек применяет естественный интеллект.

В качестве *источника исходных данных* в данной работе используем Excel-таблицы из работы [26]⁹ (см. таблицы 3 и 4):

Таблица 3 – Исходные данные по статистике лучших игроков

	A	B	C	D	E	F	G
1	ID	Age	Gender	Speed	Helmet	Seatbelt	Survived
2	1	56	Female	27	No	No	Выжил
3	2	69	Female	46	No	Yes	Выжил
4	3	46	Male	46	Yes	Yes	Погиб
5	4	32	Male	117	No	Yes	Погиб
6	5	60	Female	40	Yes	Yes	Погиб
7	6	25	Male	49	Yes	Yes	Выжил
8	7	38	Male	116	Yes	Yes	Выжил
9	8	56	Male	47	Yes	Yes	Выжил
10	9	36	Female	83	Yes	No	Выжил
11	10	40	Female	116	Yes	No	Выжил
12	11	28	Female	88	No	Yes	Выжил
13	12	28	Male	80	Yes	Yes	Выжил
14	13	41	Male	67	Yes	No	Выжил
15	14	53	Female	38	Yes	Yes	Выжил
16	15	57	Female	23	No	Yes	Погиб
17	16	41	Female		No	No	Погиб
18	17	20	Female	83	Yes	Yes	Погиб
19	18	39	Male	68	No	No	Погиб
20	19	19	Female	36	Yes	Yes	Выжил
21	20	41	Male		Yes	No	Выжил
22	21	61	Female	111	No	No	Погиб
23	22	47	Male	49	Yes	No	Выжил
24	23	55	Female	112	No	Yes	Погиб
25	24	19	Female	65	No	No	Выжил
26	25	38	Female	25	Yes	Yes	Погиб
27	26	50	Female	118	Yes	Yes	Выжил
28	27	29	Male	56	No	Yes	Выжил
29	28	39	Female	43	Yes	Yes	Погиб
30	29	61	Male	112	Yes	No	Выжил
31	30	42	Male		Yes	No	Погиб
32	31	66		72	No	Yes	Погиб
33	32	44	Male	114	No	Yes	Погиб
34	33	59	Female	118	Yes	No	Погиб
35	34	45	Male	79	No	Yes	Выжил
36	35	33	Male	116	No	No	Выжил
37	36	32	Male	82	No	Yes	Выжил
38	37	64	Female	104	No	Yes	Погиб
39	38	68	Female	51	No	No	Выжил

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

Таблица 4 – Таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос» (фрагмент)

	A	B	C	D	E	F	G
1	ID	Age	Gender	Speed	Helmet	Seatbelt	Survived
2	1	56	Female	27	No	No	Выжил
3	2	69	Female	46	No	Yes	Выжил
4	3	46	Male	46	Yes	Yes	Погиб
5	4	32	Male	117	No	Yes	Погиб
6	5	60	Female	40	Yes	Yes	Погиб
7	6	25	Male	49	Yes	Yes	Выжил
8	7	38	Male	116	Yes	Yes	Выжил
9	8	56	Male	47	Yes	Yes	Выжил
10	9	36	Female	83	Yes	No	Выжил
11	10	40	Female	116	Yes	No	Выжил
12	11	28	Female	88	No	Yes	Выжил
13	12	28	Male	80	Yes	Yes	Выжил
14	13	41	Male	67	Yes	No	Выжил
15	14	53	Female	38	Yes	Yes	Выжил
16	15	57	Female	23	No	Yes	Погиб
17	16	41	Female		No	No	Погиб
18	17	20	Female	83	Yes	Yes	Погиб
19	18	39	Male	68	No	No	Погиб
20	19	19	Female	36	Yes	Yes	Выжил
21	20	41	Male		Yes	No	Выжил
22	21	61	Female	111	No	No	Погиб
23	22	47	Male	49	Yes	No	Выжил
24	23	55	Female	112	No	Yes	Погиб
25	24	19	Female	65	No	No	Выжил
26	25	38	Female	25	Yes	Yes	Погиб
27	26	50	Female	118	Yes	Yes	Выжил
28	27	29	Male	56	No	Yes	Выжил
29	28	39	Female	43	Yes	Yes	Погиб
30	29	61	Male	112	Yes	No	Выжил
31	30	42	Male		Yes	No	Погиб
32	31	66		72	No	Yes	Погиб
33	32	44	Male	114	No	Yes	Погиб
34	33	59	Female	118	Yes	No	Погиб
35	34	45	Male	79	No	Yes	Выжил
36	35	33	Male	116	No	No	Выжил
37	36	32	Male	82	No	Yes	Выжил
38	37	64	Female	104	No	Yes	Погиб
39	38	68	Female	51	No	No	Выжил

Таблица 4 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одного водителя, всего их 201;
- каждое *наблюдение* описывается двумя способами: с одной стороны, значениями факторов, влияющих на выживание водителей на

Survived. Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;

– колонка 15 – это классификационная шкала – это шкалы *текстового* и *числового* типа описывающие *результаты* действия факторов, с использованием числовых переменных (таблица 2). В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении [8]: например, количество покупок, товаров и так далее. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки со 2-й по 14-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 1). 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 6).

2.3.2. Программные интерфейсы с внешними базами данных

- 2.3.2.1. Импорт данных из текстовых файлов
- 2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему
- 2.3.2.3. Импорт данных из транспонированных внешних баз данных
- 2.3.2.4. Оцифровка изображений по внешним контурам
- 2.3.2.5. Оцифровка изображений по всем пикселям и спектру
- 2.3.2.6. Сценарный АСК-анализ символьных и числовых рядов
- 2.3.2.7. Транспонирование файлов исходных данных
- 2.3.2.8. Объединение нескольких файлов исходных данных в один
- 2.3.2.9. Разбиение TXT-файла на файлы-абзацы
- 2.3.2.10. CSV => DBF конвертер системы "Эйдос"
- 2.3.2.11. Прогноз событий по астропараметрам по Н.А.Чередниченко
- 2.3.2.12. Прогнозирование землетрясений методом Н.А.Чередниченко
- 2.3.2.13. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-bank
- 2.3.2.14. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-retail
- 2.3.2.15. Вставка промежуточных строк в файл исходных данных Inp_data

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 7):

Принцип организации таблиц исходных данных:

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы
...

Определения основных терминов и профилактика типичных ошибок при подготовке Excel-файла исходных данных

Резюме 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xlsx" в систему "Эйдос++" и формирования предметной области. Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализа файла исходных данных (Inp_data.xlsx), формирование классификационных и описательных шкал и градивов, а затем кодирование файла исходных с их использованием.

Файл исходных данных должен иметь имя Inp_data.xlsx, а файл рабочей таблицы имя Inp_data.xlsx. Файлы Inp_data.xlsx и Inp_data.xlsx должны находиться в папке _AIDOS\X\MID_DATA\Inp_data. Эти файлы имеют совершенно одинаковую структуру:

- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок на любом языке, в т.ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переводы по словам разрешены, а обозначение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускается. Эти наименования должны быть короткими, но информативными, т.к. они будут в вышней форме, а в них еще будет добавлено наименование градивов. В числовых шкалах надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ОДИНАКОСОВО.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным, до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-го, содержит данные об объекте обучающей выборки или о наблюдении. В MS Excel 2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel 2010 и более поздних колонок до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Строки, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (наименование / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцы присваиваются числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбец присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выявление параметров) и содержат данные о классе (близкая состояние объекта управления), к которому принадлежит объект обучающей выборки.
- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойства или значения факторов), характеризующие объект обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (информация), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градивы. Два этих в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются и интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждый УНИКАЛЬНЫЙ интервальный числовой или текстовый значение считается градивом классификационной или описательной шкалы, кодифицирующей объект. В каждой строке ее градивы соответствуют одной строке файла исходных данных INP_DATA и содержат коды классов, соответствующие фактам сведениям числовым или уникальным текстовым значениям классов с градивами классификационных шкал и кодами признаков, соответствующие фактам сведениям числовым или уникальным текстовым значениям признаков с градивами описательных шкал. Расположением файла формируется на основе файла INP_RASP анализатор, а исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градивы не создаются, а используются ранее созданные в файлах, и базы расположением выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть также же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ соответствовать по наименованиям столбцам, но могут иметь разное количество строк с равными значениями в них.

Принцип организации таблиц исходных данных:

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы	Значение шкалы
...

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 8.

На 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 8.

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).

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-Х++"

Автоматическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

- XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
- XLSX - MS Excel-2007(2010) Стандарт DBF-файла
- DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт CSV-файла
- CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

- Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
- Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
- Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

- Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
- Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

- Равные интервалы с разным числом наблюдений
- Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

- Не применять сценарный метод АСК-анализа
- Применить сценарный метод АСК-анализа
- Применить спец. интерпретацию текстовых полей классов
- Применить спец. интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

- Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")
- Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
- И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

2.3.2.2. Задание размерности модели системы "ЭЙДОС-X++"

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)
 Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [2 классов x 93 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	1	5	5,00
Текстовые	1	2	2,00	4	88	22,00
ВСЕГО:	1	2	2,00	5	93	18,60

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале:
 В описательных шкалах:

2.3.2.2. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "ЭЙДОС-X++"

Стадии исполнения процесса:

- 1/3: Формирование классификационных и описательных шкал и градаций на основе БД "Inp_data"- Готово
- 2/3: Генерация обучающей выборки и базы событий "EventsKO" на основе БД "Inp_data"- Готово
- 3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения- Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения:

Начало: 13:11:10 Окончание: 13:11:21

100.00000%

Прошло: 0:00:10 Осталось: 0:00:00

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

Таблица 5 – Классификационные шкалы и градации

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	SURVIVED	1	Выжил
		2	Погиб

Помощь | Доб.шкалу | Доб.град.шкалы | Копир.шкалу | Копир.град.шкалы | Копир.шкалу с град. | Удал.шкалу с град. | Удал.град.шкалы | Удаление и перекодирование | Графики будущих сценариев

Таблица 6 – Описательные шкалы и градации

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	AGE	1	Очень малое
2	GENDER	2	Малое
3	SPEED	3	Среднее
4	HELMET	4	Большое
		5	Очень большое

Помощь | Доб. шкалу | Доб. град. шкалы | Копир. шкалу | Копир. град. шкалы | Копир. шкалу с град. | Удал. шкалу с град. | Удал. град. шкалы | Перекодировать | Очистить | Графики прошлых сценариев

Таблица 7 – Обучающая выборка (фрагмент)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7
1	4	7	16	90	92	1
2	5	7	34	90	93	1
3	3	8	34	91	93	2
4	2	8	87	90	93	2
5	5	7	28	91	93	2
6	1	8	37	91	93	1
7	2	8	86	91	93	1
8	4	8	35	91	93	1
9	2	7	64	91	92	1
10	3	7	86	91	92	1
11	1	7	69	90	93	1
12	1	8	61	91	93	1
13	3	8	50	91	92	1
14	4	7	26	91	93	1
15	4	7	12	90	93	2
16	3	7	9	90	92	2
17	1	7	64	91	93	2
18	3	8	51	90	92	2
19	1	7	24	91	93	1
20	3	8	9	91	92	1
21	5	7	81	90	92	2
22	3	8	37	91	92	1
23	4	7	82	90	93	2
24	1	7	48	90	92	1
25	2	7	14	91	93	2
26	4	7	88	91	93	1
27	2	8	42	90	93	1
28	3	7	31	91	93	2
29	5	8	82	91	92	1
30	3	8	9	91	92	2
31	5	6	55	90	93	2
32	3	8	84	90	93	2

33	5	7	88	91	92	2
34	3	8	60	90	93	1
35	2	8	86	90	92	1
36	2	8	63	90	93	1
37	5	7	75	90	93	2
38	5	7	38	90	92	1
39	5	7	77	91	93	2
40	5	7	39	91	92	1
41	1	8	67	91	93	1
42	4	8	25	90	93	1
43	5	7	32	90	93	2
44	1	8	84	91	92	1

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

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 взаимосвязанных (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).

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

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				$P_{\Sigma j}$			

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

2-й способ: 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 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).

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, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	N_{ij} – фактическая частота; $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	...	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – 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: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

N_{ij} – 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.

N_i – количество встреч i -м значения прошлого параметра по всей выборке;

N_j – 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.

I_{ij} – 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;

P_i – безусловная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;

P_{ij} – условная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра при j -м значении будущего параметра.

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 11 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 10), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 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 N_j 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	INF3, χ -квадрат Карла Пирсона	---	---
Сравнение условных и безусловных относительных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF6, INF7	---	---

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

адекватного описания предметной области [4]¹⁰. 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 INF3), когда же мы сравниваем их путем деления, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2) или «коэффициент возврата инвестиций ROI» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

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

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

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

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

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

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 13).

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):

Таблица 13 – Уточнение терминологии АСК-анализа

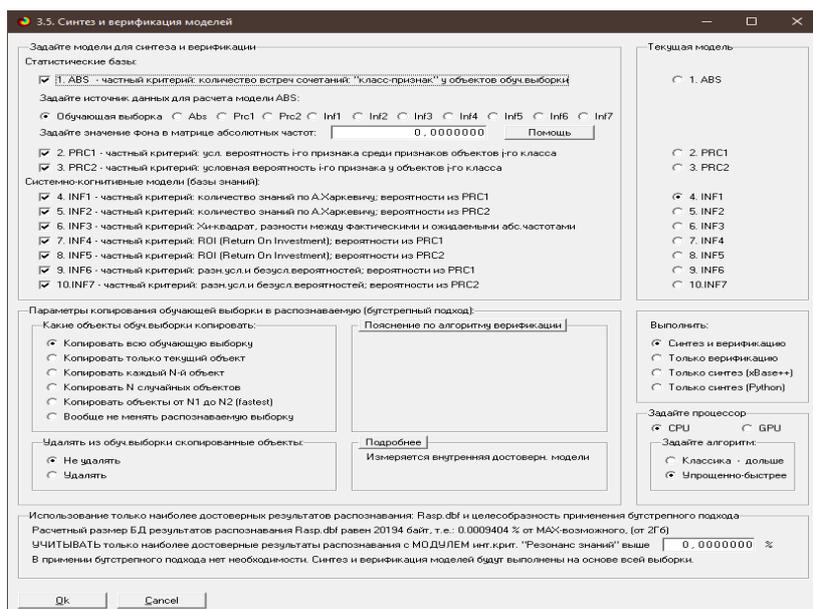
№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma}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

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, 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».

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



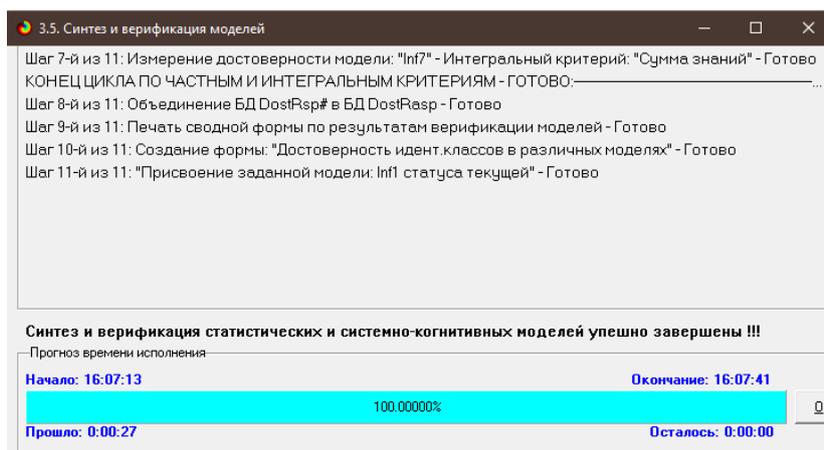


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SURVIVED ВЫЖИЛ	2. SURVIVED ПОГИБ	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	AGE-Очень малое	18.0	25.0	43.0	21.50	4.95
2.0	AGE-Малое	16.0	16.0	32.0	16.00	
3.0	AGE-Среднее	20.0	24.0	44.0	22.00	2.83
4.0	AGE-Большое	26.0	14.0	40.0	20.00	8.49
5.0	AGE-Очень большое	21.0	20.0	41.0	20.50	0.71
6.0	GENDER-		1.0	1.0	0.50	0.71
7.0	GENDER-Female	50.0	60.0	110.0	55.00	7.07
8.0	GENDER-Male	51.0	38.0	89.0	44.50	9.19
9.0	SPEED-	1.0	2.0	3.0	1.50	0.71
10.0	SPEED-20.0000000	3.0	1.0	4.0	2.00	1.41
11.0	SPEED-21.0000000		2.0	2.0	1.00	1.41
12.0	SPEED-23.0000000	1.0	1.0	2.0	1.00	
13.0	SPEED-24.0000000		1.0	1.0	0.50	0.71
14.0	SPEED-25.0000000		2.0	2.0	1.00	1.41
15.0	SPEED-26.0000000		1.0	1.0	0.50	0.71
16.0	SPEED-27.0000000	2.0	1.0	3.0	1.50	0.71
17.0	SPEED-28.0000000		2.0	2.0	1.00	1.41
18.0	SPEED-29.0000000	1.0	1.0	2.0	1.00	
19.0	SPEED-31.0000000	1.0		1.0	0.50	0.71
20.0	SPEED-32.0000000	2.0		2.0	1.00	1.41
21.0	SPEED-33.0000000		1.0	1.0	0.50	0.71
22.0	SPEED-34.0000000	1.0	1.0	2.0	1.00	
23.0	SPEED-35.0000000	2.0	4.0	6.0	3.00	1.41
24.0	SPEED-36.0000000	1.0	2.0	3.0	1.50	0.71
25.0	SPEED-37.0000000	1.0		1.0	0.50	0.71
26.0	SPEED-38.0000000	3.0	1.0	4.0	2.00	1.41
27.0	SPEED-39.0000000		1.0	1.0	0.50	0.71
28.0	SPEED-40.0000000		1.0	1.0	0.50	0.71
29.0	SPEED-41.0000000	1.0	1.0	2.0	1.00	
30.0	SPEED-42.0000000	1.0	2.0	3.0	1.50	0.71
31.0	SPEED-43.0000000	3.0	2.0	5.0	2.50	0.71
32.0	SPEED-44.0000000	1.0	2.0	3.0	1.50	0.71
33.0	SPEED-45.0000000	1.0	1.0	2.0	1.00	
34.0	SPEED-46.0000000	1.0	2.0	3.0	1.50	0.71
35.0	SPEED-47.0000000	1.0		1.0	0.50	0.71
36.0	SPEED-48.0000000		1.0	1.0	0.50	0.71
37.0	SPEED-49.0000000	2.0	1.0	3.0	1.50	0.71
38.0	SPEED-51.0000000	2.0	2.0	4.0	2.00	
39.0	SPEED-52.0000000	3.0		3.0	1.50	2.12
40.0	SPEED-53.0000000		2.0	2.0	1.00	1.41
41.0	SPEED-55.0000000	1.0		1.0	0.50	0.71

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

5.5. Модель: "3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SURVIVED ВЫЖИЛ	2. SURVIVED ПОГИБ	Безусл. вероятн.	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	AGE-Очень малое	17.822	25.253	21.500	21.537	5.353
2.0	AGE-Малое	15.842	16.162	16.000	16.002	0.311
3.0	AGE-Среднее	19.802	24.242	22.000	22.022	3.238
4.0	AGE-Большое	25.743	14.141	20.000	19.942	8.303
5.0	AGE-Очень большое	20.792	20.202	20.500	20.497	0.507
6.0	GENDER-		1.010	0.500	0.505	0.808
7.0	GENDER-Female	49.505	60.606	55.000	55.056	7.949
8.0	GENDER-Male	50.495	38.384	44.500	44.439	8.663
9.0	SPEED-	0.990	2.020	1.500	1.505	0.822
10.0	SPEED-20.0000000	2.970	1.010	2.000	1.990	1.483
11.0	SPEED-21.0000000		2.020	1.000	1.010	1.525
12.0	SPEED-23.0000000	0.990	1.010	1.000	1.000	0.055
13.0	SPEED-24.0000000		1.010	0.500	0.505	0.808
14.0	SPEED-25.0000000		2.020	1.000	1.010	1.525
15.0	SPEED-26.0000000		1.010	0.500	0.505	0.808
16.0	SPEED-27.0000000	1.980	1.010	1.500	1.495	0.780
17.0	SPEED-28.0000000		2.020	1.000	1.010	1.525
18.0	SPEED-29.0000000	0.990	1.010	1.000	1.000	0.055
19.0	SPEED-31.0000000	0.990		0.500	0.495	0.794
20.0	SPEED-32.0000000	1.980		1.000	0.990	1.497
21.0	SPEED-33.0000000		1.010	0.500	0.505	0.808
22.0	SPEED-34.0000000	0.990	1.010	1.000	1.000	0.055
23.0	SPEED-35.0000000	1.980	4.040	3.000	3.010	1.554
24.0	SPEED-36.0000000	0.990	2.020	1.500	1.505	0.822
25.0	SPEED-37.0000000	0.990		0.500	0.495	0.794
26.0	SPEED-38.0000000	2.970	1.010	2.000	1.990	1.483
27.0	SPEED-39.0000000		1.010	0.500	0.505	0.808
28.0	SPEED-40.0000000		1.010	0.500	0.505	0.808
29.0	SPEED-41.0000000	0.990	1.010	1.000	1.000	0.055
30.0	SPEED-42.0000000	0.990	2.020	1.500	1.505	0.822
31.0	SPEED-43.0000000	2.970	2.020	2.500	2.495	0.765
32.0	SPEED-44.0000000	0.990	2.020	1.500	1.505	0.822
33.0	SPEED-45.0000000	0.990	1.010	1.000	1.000	0.055
34.0	SPEED-46.0000000	0.990	2.020	1.500	1.505	0.822
35.0	SPEED-47.0000000	0.990		0.500	0.495	0.794
36.0	SPEED-48.0000000		1.010	0.500	0.505	0.808
37.0	SPEED-49.0000000	1.980	1.010	1.500	1.495	0.780
38.0	SPEED-51.0000000	1.980	2.020	2.000	2.000	0.080
39.0	SPEED-52.0000000	2.970		1.500	1.485	2.198
40.0	SPEED-53.0000000		2.020	1.000	1.010	1.525
41.0	SPEED-55.0000000	0.990		0.500	0.495	0.794

Рисунок 9. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SURVIVED ВЫЖИЛ	2. SURVIVED ПОГИБ	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	AGE-Очень малое	-0.027	0.023	-0.004	-0.002	0.036
2.0	AGE-Малое	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.002
3.0	AGE-Среднее	-0.015	0.014	-0.001	-0.001	0.021
4.0	AGE-Большое	0.037	-0.050	-0.014	-0.007	0.061
5.0	AGE-Очень большое	0.002	-0.002	0.000	0.000	0.003
6.0	GENDER-		0.102	0.102	0.051	0.072
7.0	GENDER-Female	-0.015	0.014	-0.001	-0.001	0.021
8.0	GENDER-Male	0.018	-0.021	-0.003	-0.002	0.028
9.0	SPEED-	-0.060	0.043	-0.017	-0.009	0.073
10.0	SPEED-20.0000000	0.057	-0.099	-0.042	-0.021	0.110
11.0	SPEED-21.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
12.0	SPEED-23.0000000	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.002
13.0	SPEED-24.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
14.0	SPEED-25.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
15.0	SPEED-26.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
16.0	SPEED-27.0000000	0.040	-0.057	-0.017	-0.009	0.069
17.0	SPEED-28.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
18.0	SPEED-29.0000000	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.002
19.0	SPEED-31.0000000	0.099		0.099	0.049	0.070
20.0	SPEED-32.0000000	0.099		0.099	0.049	0.070
21.0	SPEED-33.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
22.0	SPEED-34.0000000	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.002
23.0	SPEED-35.0000000	-0.060	0.043	-0.017	-0.009	0.073
24.0	SPEED-36.0000000	-0.060	0.043	-0.017	-0.009	0.073
25.0	SPEED-37.0000000	0.099		0.099	0.049	0.070
26.0	SPEED-38.0000000	0.057	-0.099	-0.042	-0.021	0.110
27.0	SPEED-39.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
28.0	SPEED-40.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
29.0	SPEED-41.0000000	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.002
30.0	SPEED-42.0000000	-0.060	0.043	-0.017	-0.009	0.073
31.0	SPEED-43.0000000	0.025	-0.031	-0.006	-0.003	0.039
32.0	SPEED-44.0000000	-0.060	0.043	-0.017	-0.009	0.073
33.0	SPEED-45.0000000	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.002
34.0	SPEED-46.0000000	-0.060	0.043	-0.017	-0.009	0.073
35.0	SPEED-47.0000000	0.099		0.099	0.049	0.070
36.0	SPEED-48.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
37.0	SPEED-49.0000000	0.040	-0.057	-0.017	-0.009	0.069
38.0	SPEED-51.0000000	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.002
39.0	SPEED-52.0000000	0.099		0.099	0.049	0.070
40.0	SPEED-53.0000000		0.102	0.102	0.051	0.072
41.0	SPEED-55.0000000	0.099		0.099	0.049	0.070

Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информативностей (по А.Харкевичу) (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SURVIVED ВЫЖИЛ	2. SURVIVED ПОГИБ	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	AGE-Очень малое	-3.715	3.715			5.254
2.0	AGE-Малое	-0.160	0.160			0.226
3.0	AGE-Среднее	-2.220	2.220			3.140
4.0	AGE-Большое	5.800	-5.800			8.202
5.0	AGE-Очень большое	0.295	-0.295			0.417
6.0	GENDER-	-0.505	0.505			0.714
7.0	GENDER-Female	-5.550	5.550			7.849
8.0	GENDER-Male	6.055	-6.055			8.563
9.0	SPEED-	-0.515	0.515			0.728
10.0	SPEED-20.0000000	0.980	-0.980			1.386
11.0	SPEED-21.0000000	-1.010	1.010			1.428
12.0	SPEED-23.0000000	-0.010	0.010			0.014
13.0	SPEED-24.0000000	-0.505	0.505			0.714
14.0	SPEED-25.0000000	-1.010	1.010			1.428
15.0	SPEED-26.0000000	-0.505	0.505			0.714
16.0	SPEED-27.0000000	0.485	-0.485			0.686
17.0	SPEED-28.0000000	-1.010	1.010			1.428
18.0	SPEED-29.0000000	-0.010	0.010			0.014
19.0	SPEED-31.0000000	0.495	-0.495			0.700
20.0	SPEED-32.0000000	0.990	-0.990			1.400
21.0	SPEED-33.0000000	-0.505	0.505			0.714
22.0	SPEED-34.0000000	-0.010	0.010			0.014
23.0	SPEED-35.0000000	-1.030	1.030			1.457
24.0	SPEED-36.0000000	-0.515	0.515			0.728
25.0	SPEED-37.0000000	0.495	-0.495			0.700
26.0	SPEED-38.0000000	0.980	-0.980			1.386
27.0	SPEED-39.0000000	-0.505	0.505			0.714
28.0	SPEED-40.0000000	-0.505	0.505			0.714
29.0	SPEED-41.0000000	-0.010	0.010			0.014
30.0	SPEED-42.0000000	-0.515	0.515			0.728
31.0	SPEED-43.0000000	0.475	-0.475			0.672
32.0	SPEED-44.0000000	-0.515	0.515			0.728
33.0	SPEED-45.0000000	-0.010	0.010			0.014
34.0	SPEED-46.0000000	-0.515	0.515			0.728
35.0	SPEED-47.0000000	0.495	-0.495			0.700
36.0	SPEED-48.0000000	-0.505	0.505			0.714
37.0	SPEED-49.0000000	0.485	-0.485			0.686
38.0	SPEED-51.0000000	-0.020	0.020			0.028
39.0	SPEED-52.0000000	1.485	-1.485			2.100
40.0	SPEED-53.0000000	-1.010	1.010			1.428
41.0	SPEED-55.0000000	0.495	-0.495			0.700

Рисунок 11 . Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону) (фрагмент)

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

3.4. Задача-4. Верификация моделей

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.

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф. Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: $L1=0.858$ (рисунок 12). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	долю- зитель- ный (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фильтра Ван Риббергера	Сумма модел- ующей сил, истинно-поло- решения (STP)	Сумма модел- ующей сил, истинно-отриц- решения (STN)	Сумма модел- ующей сил, ложно-полож- решения (SFP)	Сумма модел- ующей сил, ложно-отрицат- решения (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко
1.ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс частот с абс...		0.500	1.000	0.667	172.455		168.161		0.506	1.000	0.672
1.ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Сумма абс частот по признак...		0.500	1.000	0.667	177.624		173.858		0.505	1.000	0.671
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...		0.500	1.000	0.667	172.455		168.161		0.506	1.000	0.672
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...		0.500	1.000	0.667	175.837		172.137		0.505	1.000	0.671
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...		0.500	1.000	0.667	172.455		168.161		0.506	1.000	0.672
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...		0.500	1.000	0.667	175.837		172.137		0.505	1.000	0.671
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харвиенгу: в...	Семантический резонанс зна...	153	0.959	0.235	0.378	5.356	79.893	0.065	39.145	0.988	0.120	0.215
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харвиенгу: в...	Сумма знаний	57	0.681	0.715	0.698	48.032	37.829	9.879	12.700	0.829	0.791	0.810
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харвиенгу: в...	Семантический резонанс зна...	153	0.959	0.235	0.378	5.356	79.893	0.065	39.145	0.988	0.120	0.215
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харвиенгу: в...	Сумма знаний	57	0.681	0.715	0.698	48.032	37.829	9.879	12.700	0.829	0.791	0.810
6.INF3 - частный критерий: "киквадрат", разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	78	0.610	0.610	0.610	45.105	45.105	24.461	24.461	0.648	0.648	0.648
6.INF3 - частный критерий: "киквадрат", разности между фактич...	Сумма знаний	78	0.610	0.610	0.610	45.105	45.105	24.461	24.461	0.648	0.648	0.648
7.INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	170	1.000	0.150	0.261	2.666	109.759		62.738	1.000	0.041	0.078
7.INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	52	0.564	0.740	0.700	61.487	27.917	11.429	9.907	0.843	0.872	0.858
8.INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	170	1.000	0.150	0.261	2.666	109.759		62.738	1.000	0.041	0.078
8.INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	52	0.564	0.740	0.700	61.487	27.917	11.429	9.907	0.843	0.872	0.858
9.INF6 - частный критерий: разн усл. и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	82	0.611	0.590	0.601	38.766	46.837	21.545	26.731	0.643	0.592	0.616
9.INF6 - частный критерий: разн усл. и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	78	0.610	0.610	0.610	44.680	43.165	25.259	24.206	0.639	0.649	0.644
10.INF7 - частный критерий: разн усл. и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	82	0.611	0.590	0.601	38.766	46.837	21.545	26.731	0.643	0.592	0.616
10.INF7 - частный критерий: разн усл. и без усл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	78	0.610	0.610	0.610	44.680	43.165	25.259	24.206	0.639	0.649	0.644

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 СК-модели INF5.

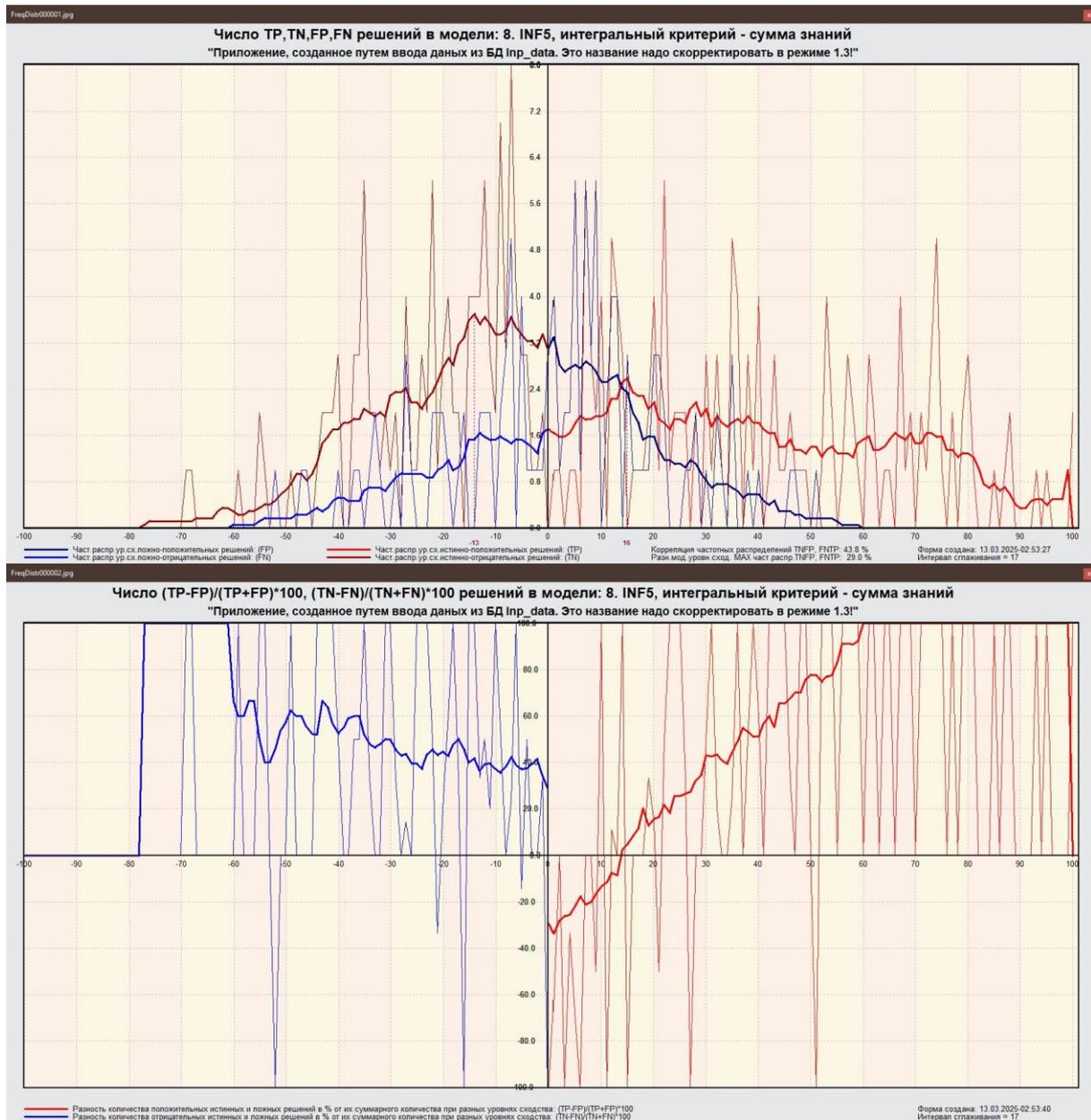


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF5

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

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



Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

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.

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.

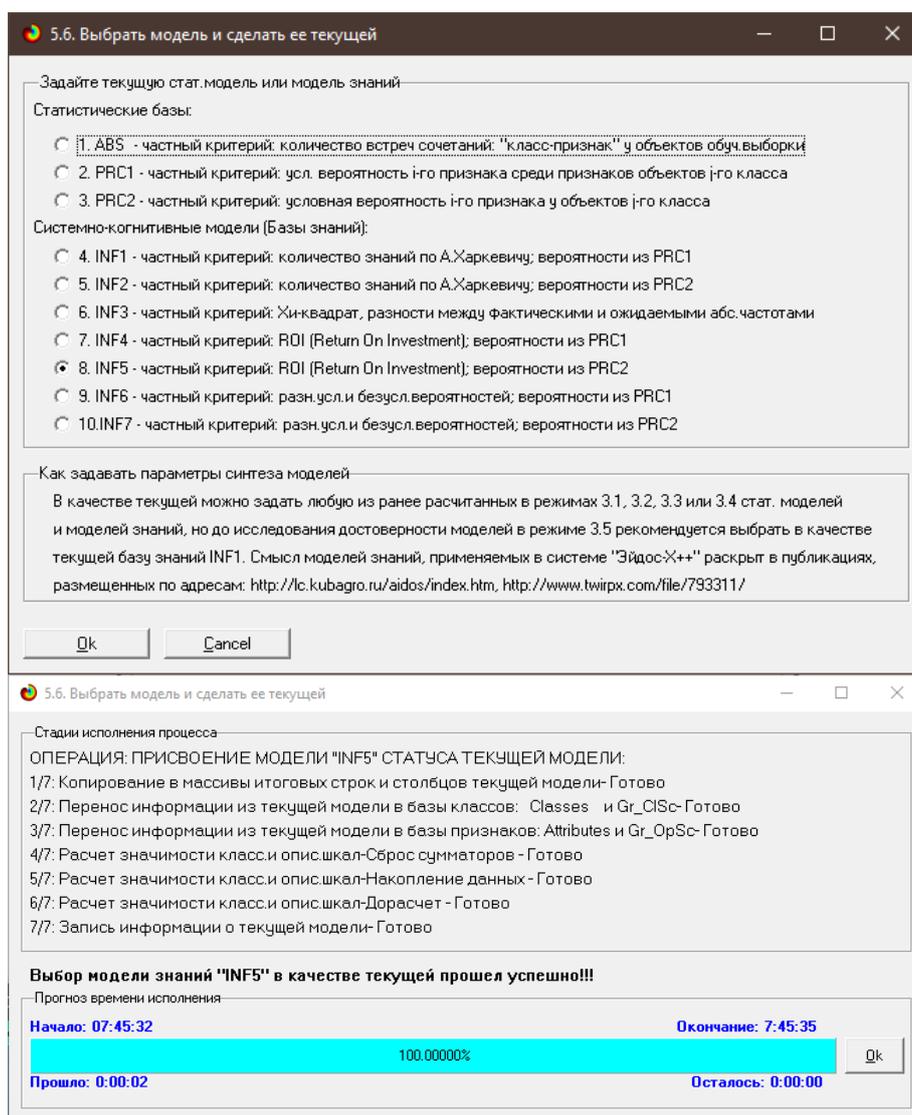


Рисунок 15. Задание СК-модели INF5 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

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 i (рисунок 3).

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда 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 корректны¹¹ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1. 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;

¹¹ В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

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

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

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).

3.6.2. 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:

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

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.:

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

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:

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}.$$

Произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности линейной интерполяции:

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}},$$

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».

3.6.3. 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 является 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 **неортономметризованных** пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

Во-вторых, данный интегральный критерий является **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.

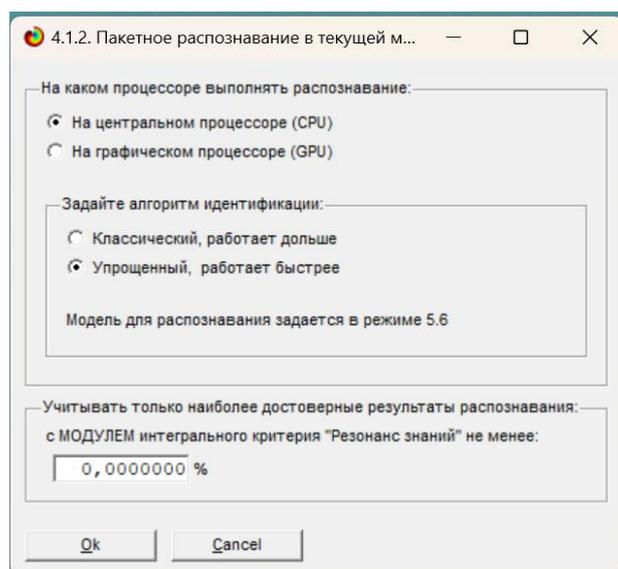
В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах [2, 3, 4].

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

3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования 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. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно освещены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [4-7] и в ряде других.

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



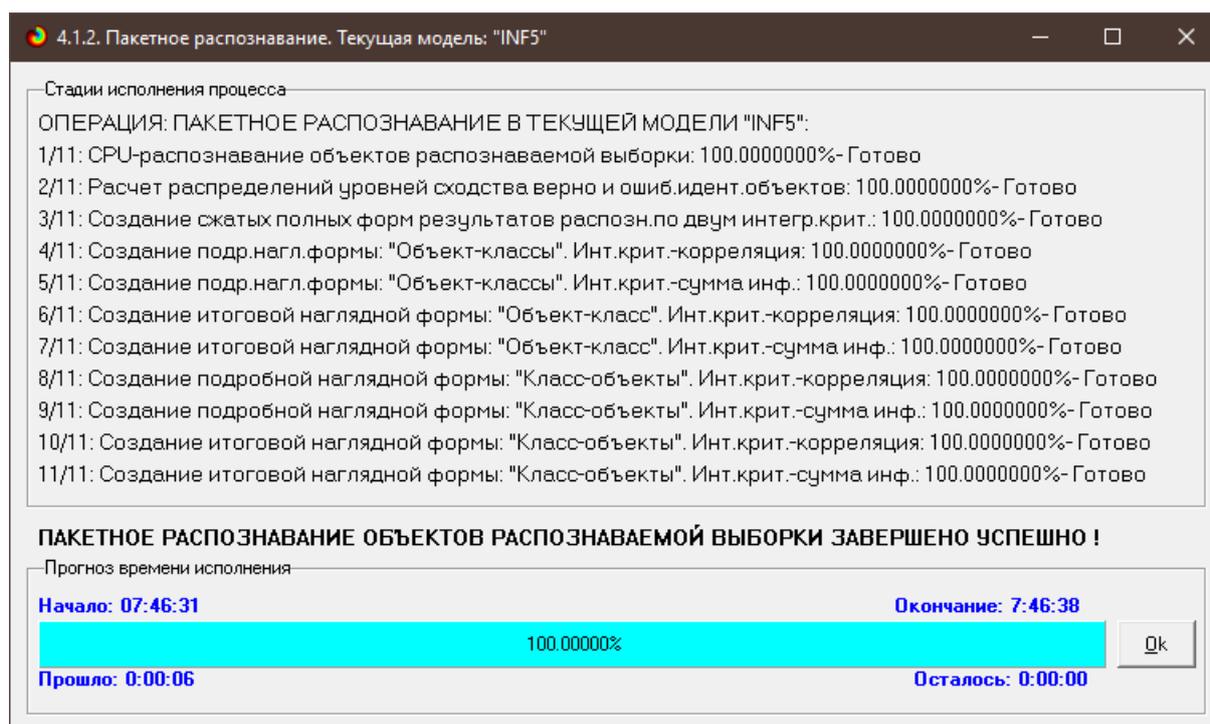


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 12 (рисунок 17):

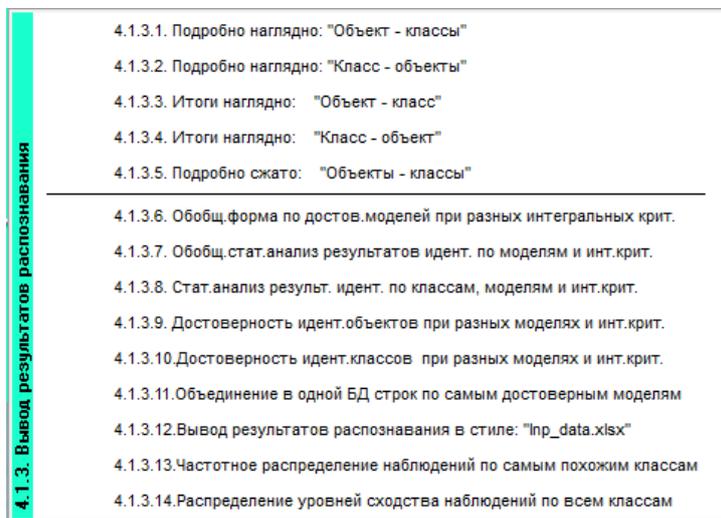


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

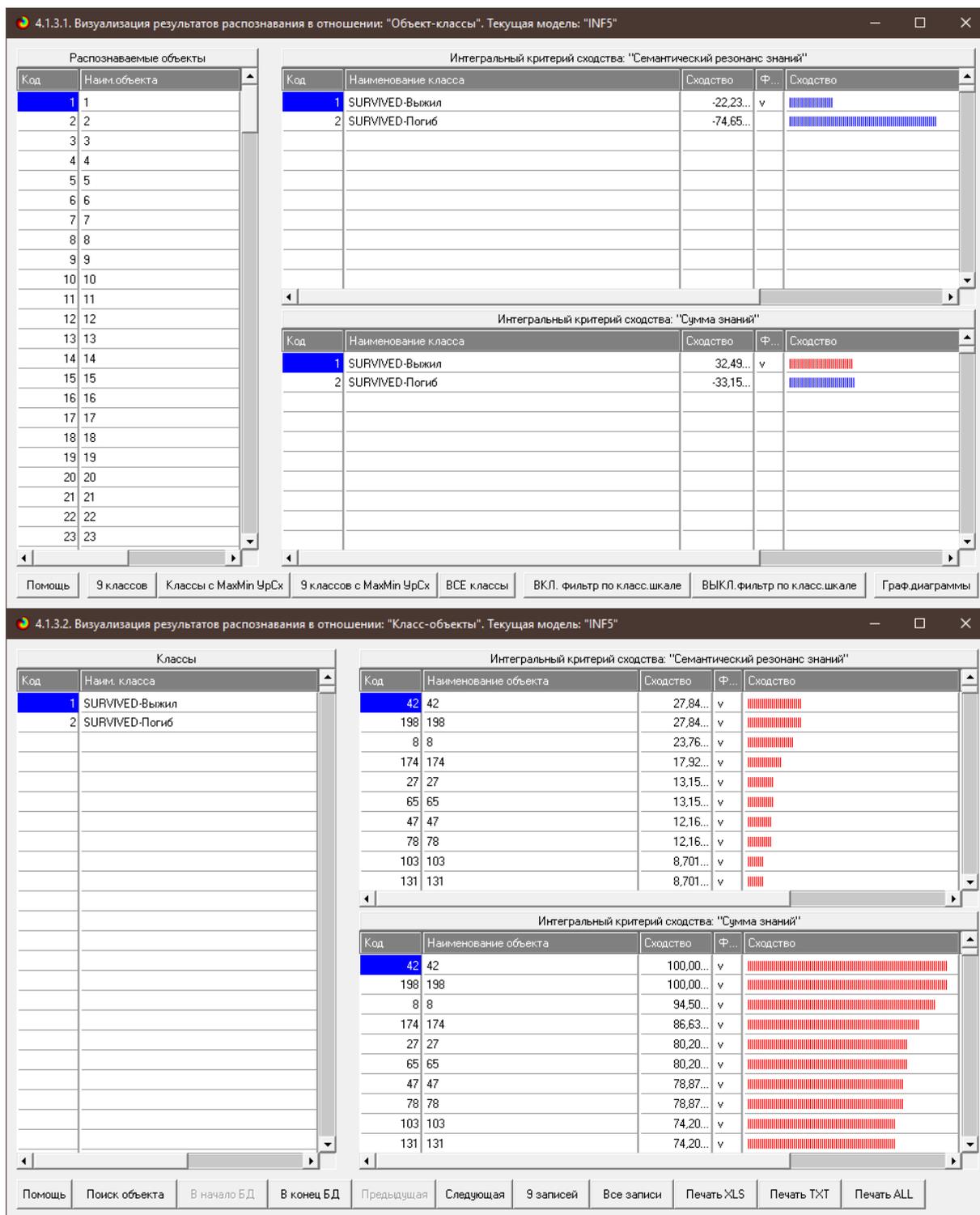


Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

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.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	SURVIVED-Выжил	0,4445044	505	50,5000000
2	SURVIVED-Погиб	0,4728076	495	49,5000000

SWOT-анализ класса:1 "SURVIVED-Выжил" в модели:8 "INF5"

Способствующие факторы и сила их влияния

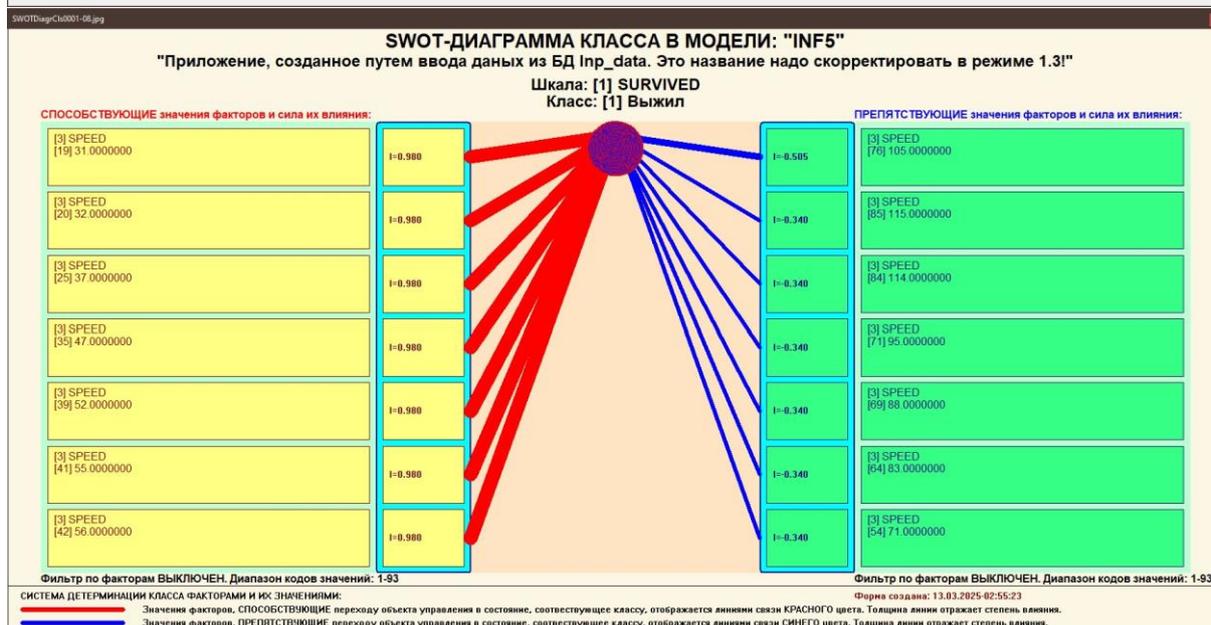
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
19	SPEED-31.0000000	0.980
20	SPEED-32.0000000	0.980
25	SPEED-37.0000000	0.980
35	SPEED-47.0000000	0.980
39	SPEED-52.0000000	0.980
41	SPEED-55.0000000	0.980
42	SPEED-56.0000000	0.980
43	SPEED-58.0000000	0.980
45	SPEED-61.0000000	0.980
47	SPEED-64.0000000	0.980
52	SPEED-69.0000000	0.980
57	SPEED-74.0000000	0.980
65	SPEED-84.0000000	0.980
67	SPEED-86.0000000	0.980

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
76	SPEED-105.0000000	-0.505
85	SPEED-115.0000000	-0.340
84	SPEED-114.0000000	-0.340
71	SPEED-95.0000000	-0.340
69	SPEED-88.0000000	-0.340
64	SPEED-83.0000000	-0.340
54	SPEED-71.0000000	-0.340
49	SPEED-66.0000000	-0.340
34	SPEED-46.0000000	-0.340
32	SPEED-44.0000000	-0.340
30	SPEED-42.0000000	-0.340
24	SPEED-36.0000000	-0.340
23	SPEED-35.0000000	-0.340
9	SPEED-	-0.340

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 **Inf5** Inf6 Inf7 SWOT-диаграмма



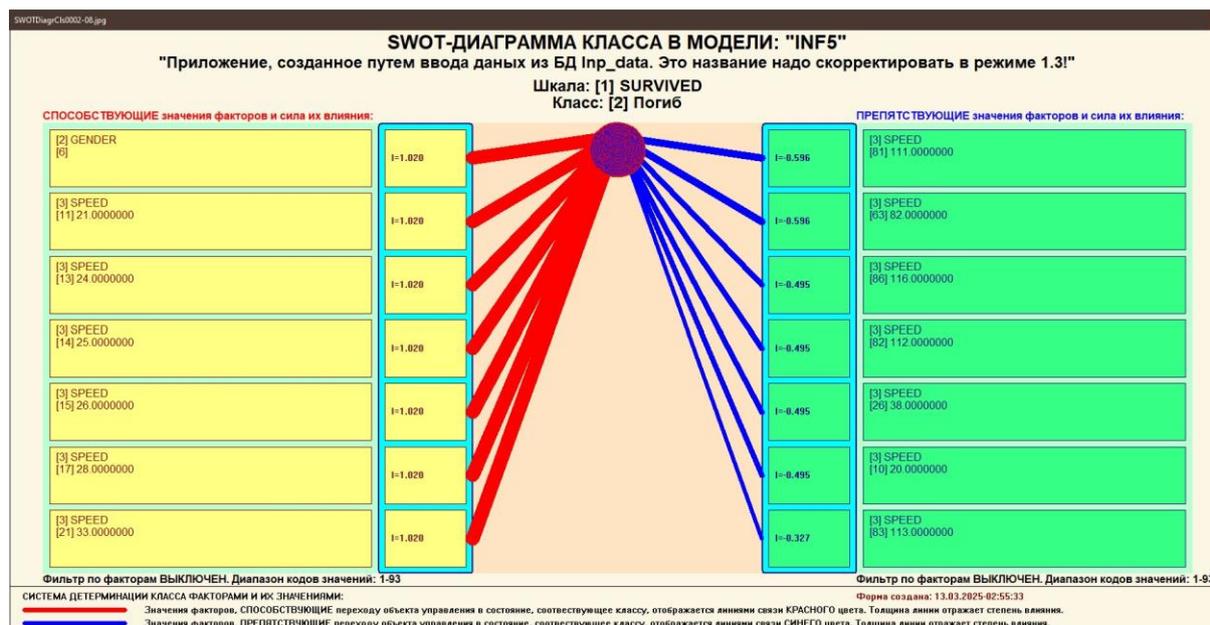


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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

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].

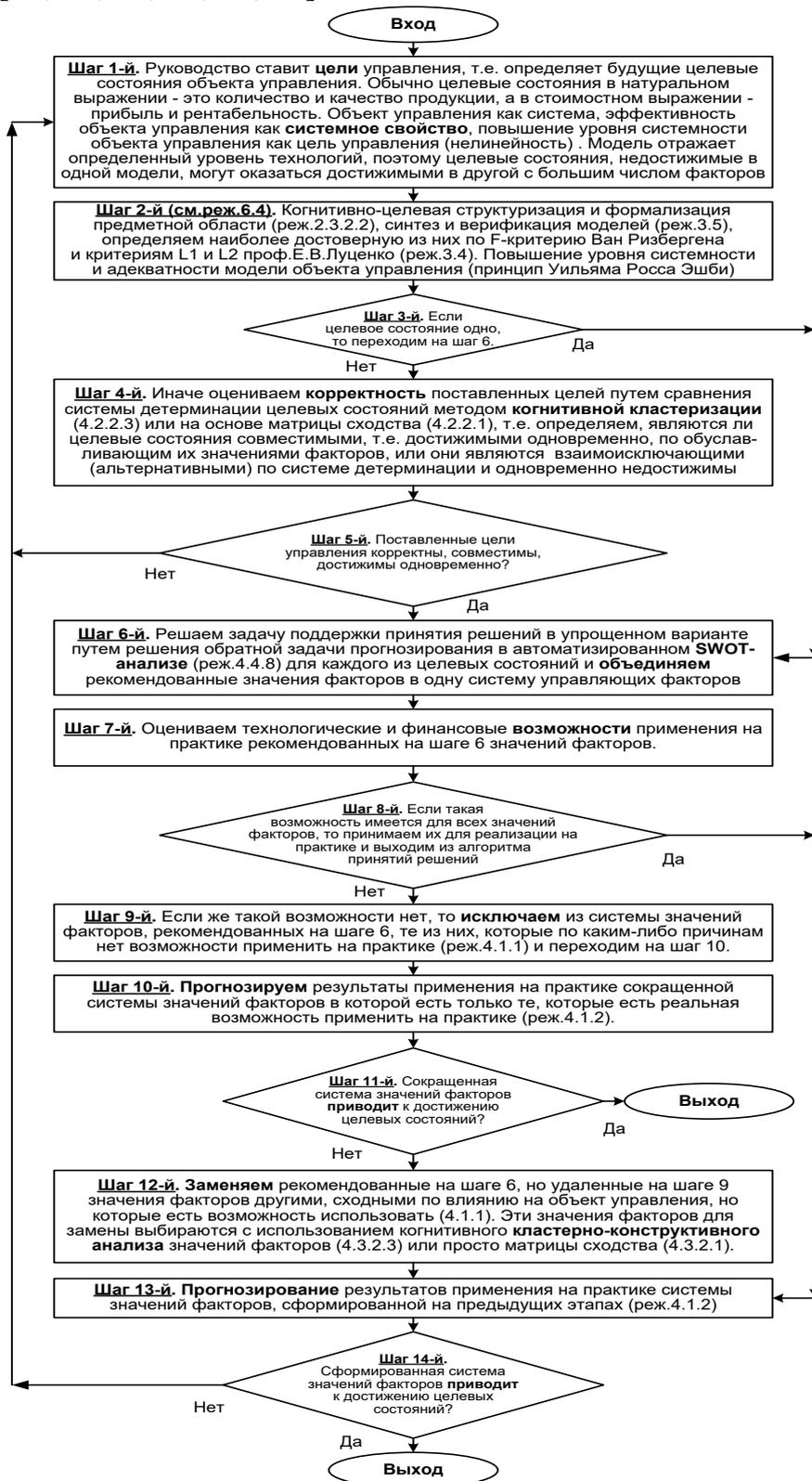


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

Шаг 4-й. Иначе оцениваем **корректность** поставленных целей путем сравнения системы детерминации целевых состояний методом **когнитивной кластеризации** (4.2.2.3) или на основе матрицы сходства (4.2.2.1), т.е. определяем, являются ли целевые состояния совместимыми, т.е. достижимыми одновременно, по обуславливающим их значениями факторов, или они являются взаимоисключающими (альтернативными) по системе детерминации и одновременно недостижимы.

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

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

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

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

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

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

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

Шаг 12-й. **Заменяем** рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием

когнитивного кластерно-конструктивного анализа значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) [16].

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

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

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

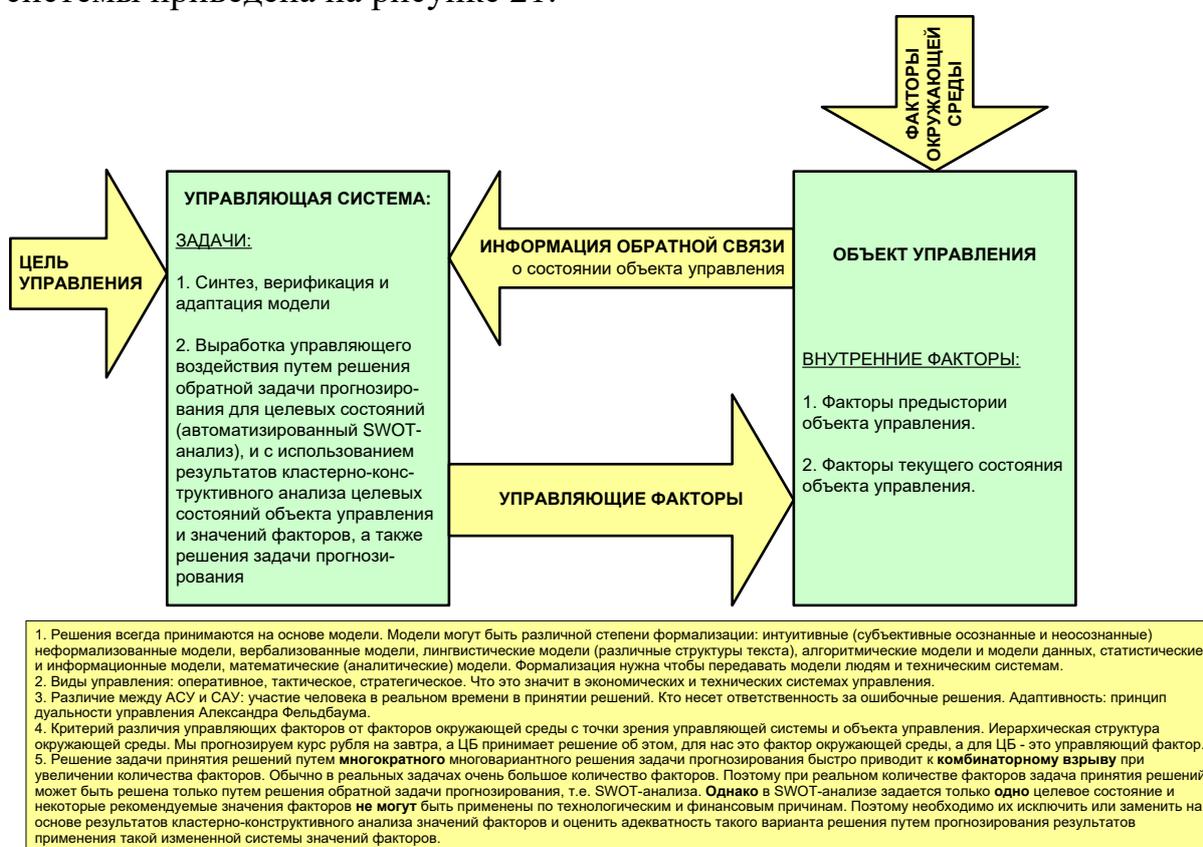


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Как мы видим в развитом алгоритме принятия решений широко используются результаты 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 задач, которые необходимо решать в развитом алгоритме принятия решений. Потому ниже кратко рассмотрим решение этих и некоторых других задач.

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. Содержательное объяснение 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)

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».

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

4.4.9 Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущие состояния

Код	Наименование значения фактора
1	AGE-Очень малое
2	AGE-Малое
3	AGE-Среднее
4	AGE-Большое
5	AGE-Очень большое
6	GENDER-

SWOT-анализ значения фактора:1 "AGE-Очень малое" в модели:8 "INF5"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
2	SURVIVED-Погиб	0.175

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
1	SURVIVED-Выжил	-0.171

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 **Inf5** Inf6 Inf7

SWOT-диаграмма

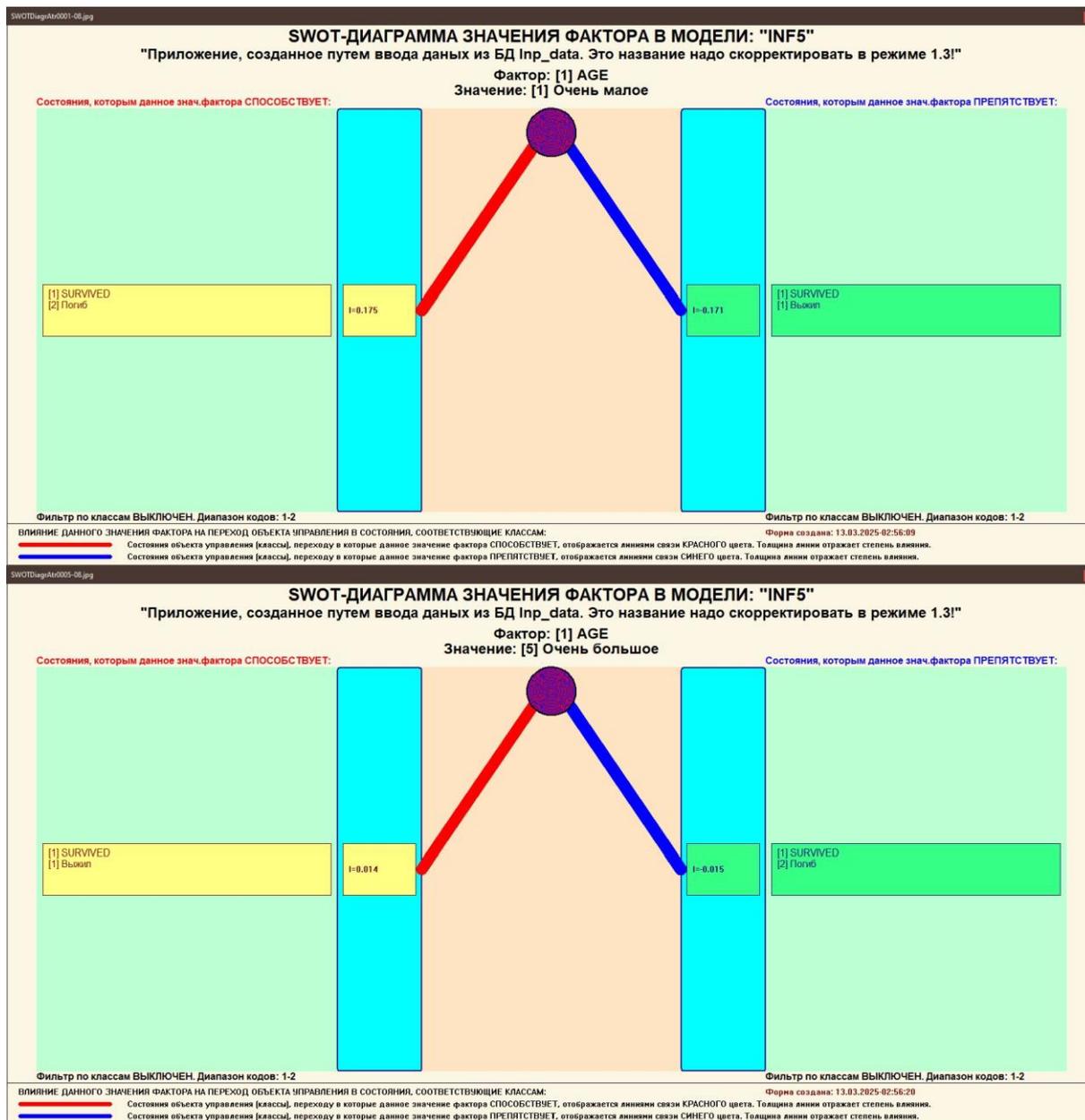


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

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.

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:

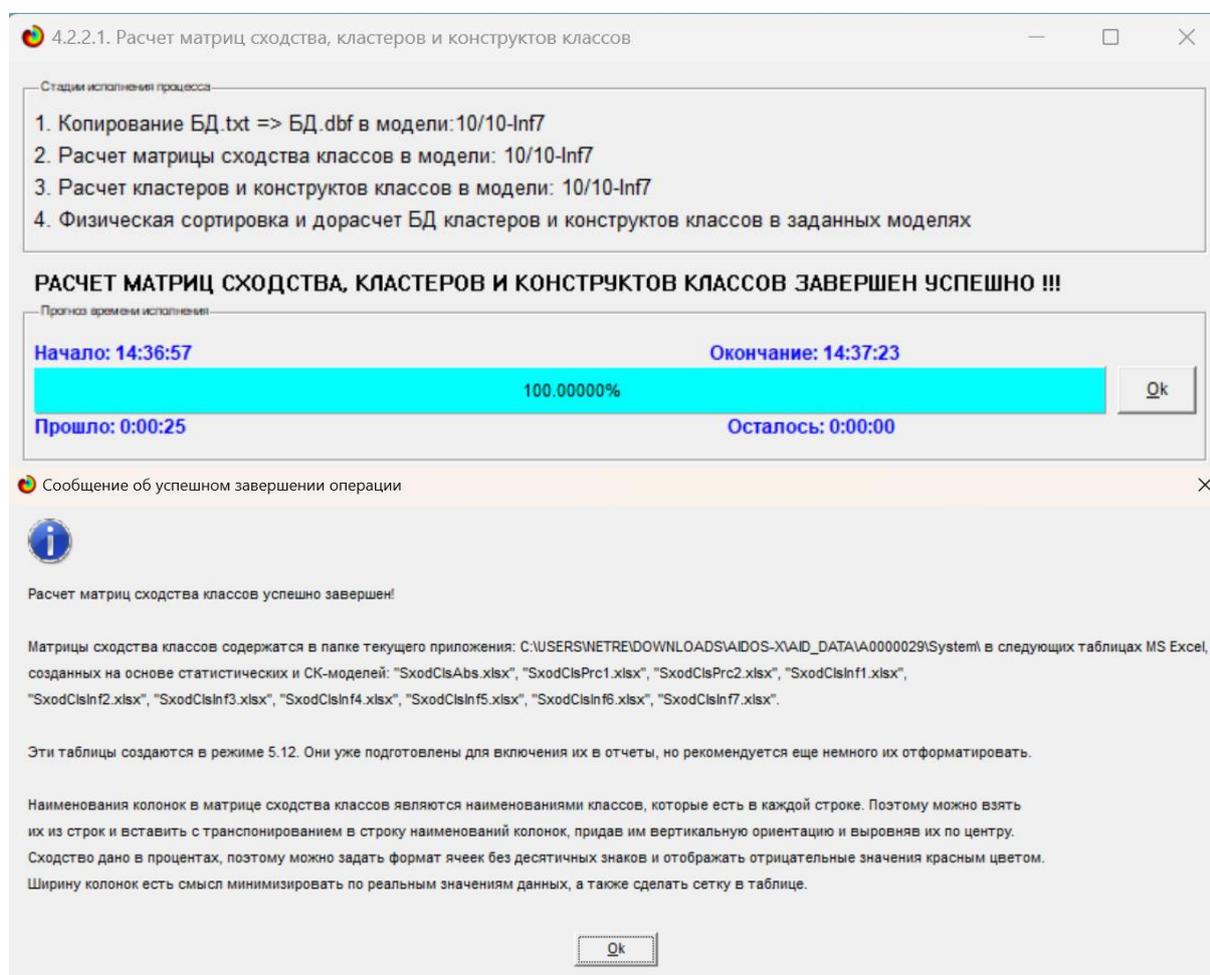


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов

Таблица 14 – Матрица сходства классов в СК-модели INF4

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2
1	1	SURVIVED- Выжил	100,0000000	-41,8956972
2	1	SURVIVED- Погиб	-41,8956972	100,0000000

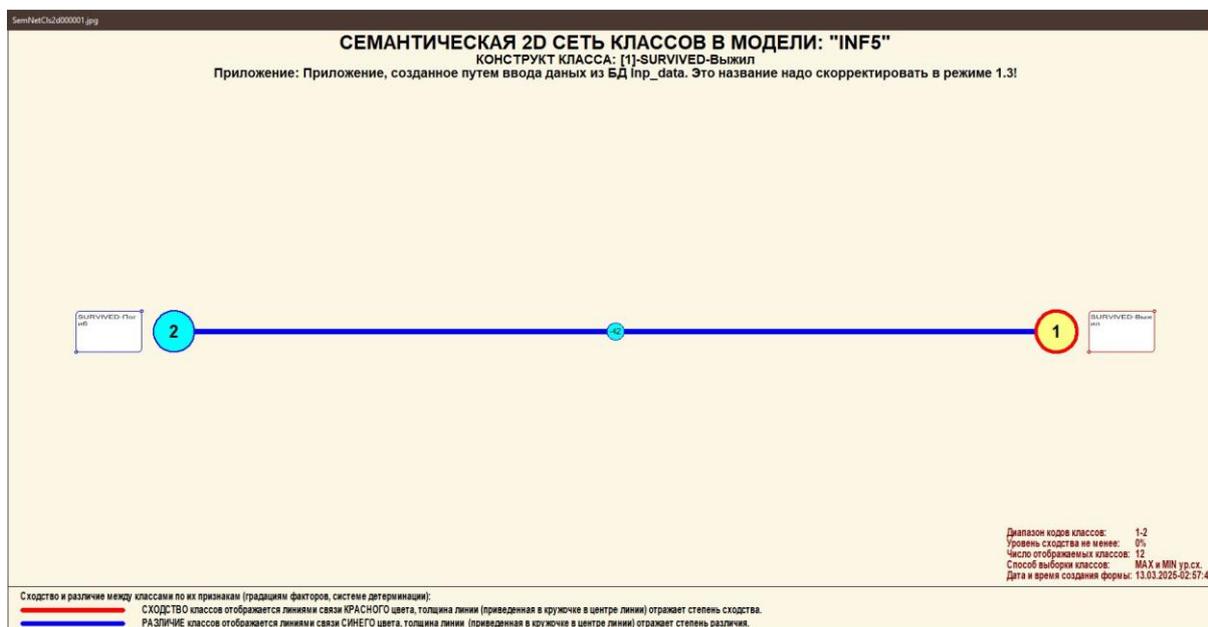


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 25) 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 26);
- 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 27).

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

На рисунке 25 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:

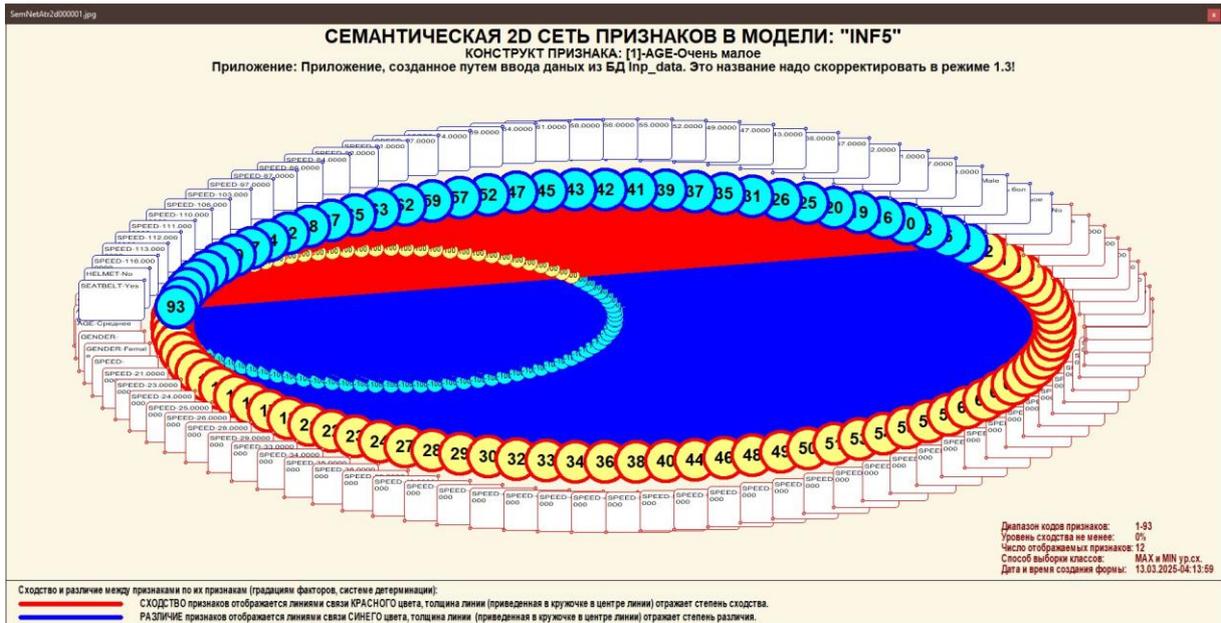


Рисунок 26. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF5 (режим 4.3.2.2)

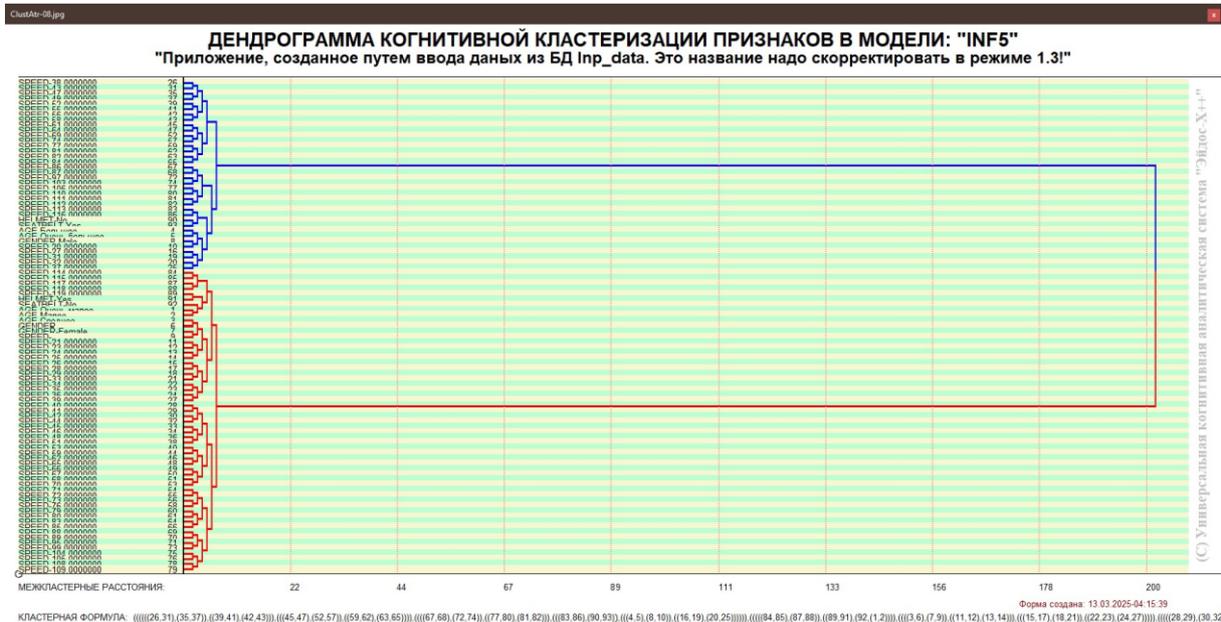


Рисунок 27. Агломеративная дендрогамма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

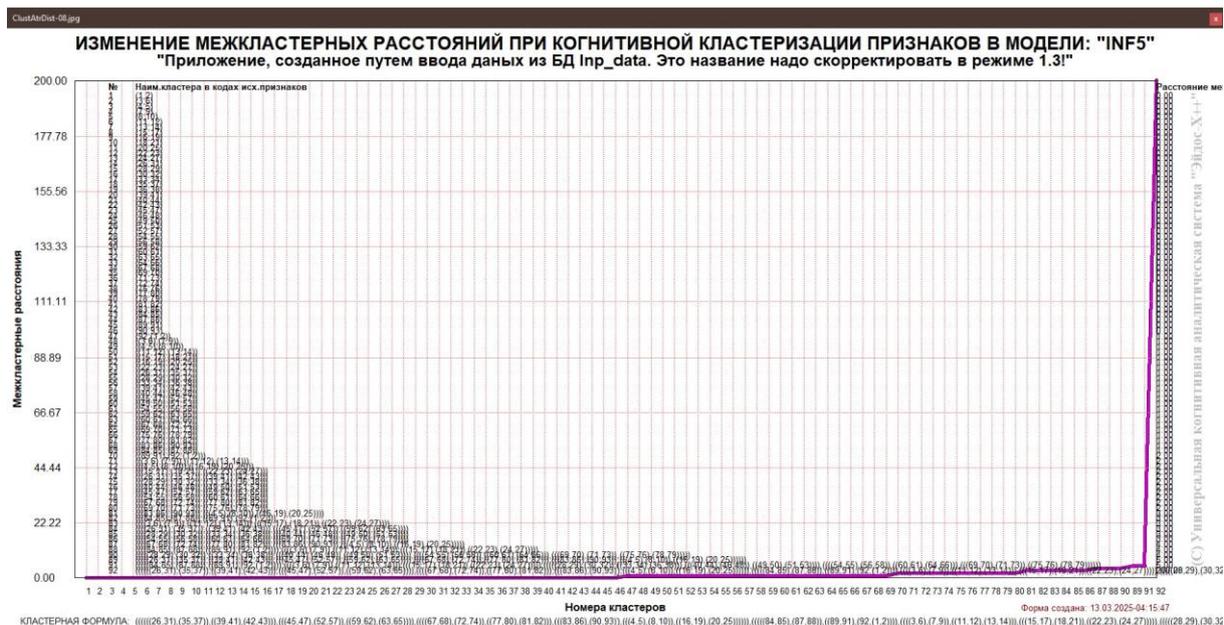


Рисунок 28. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

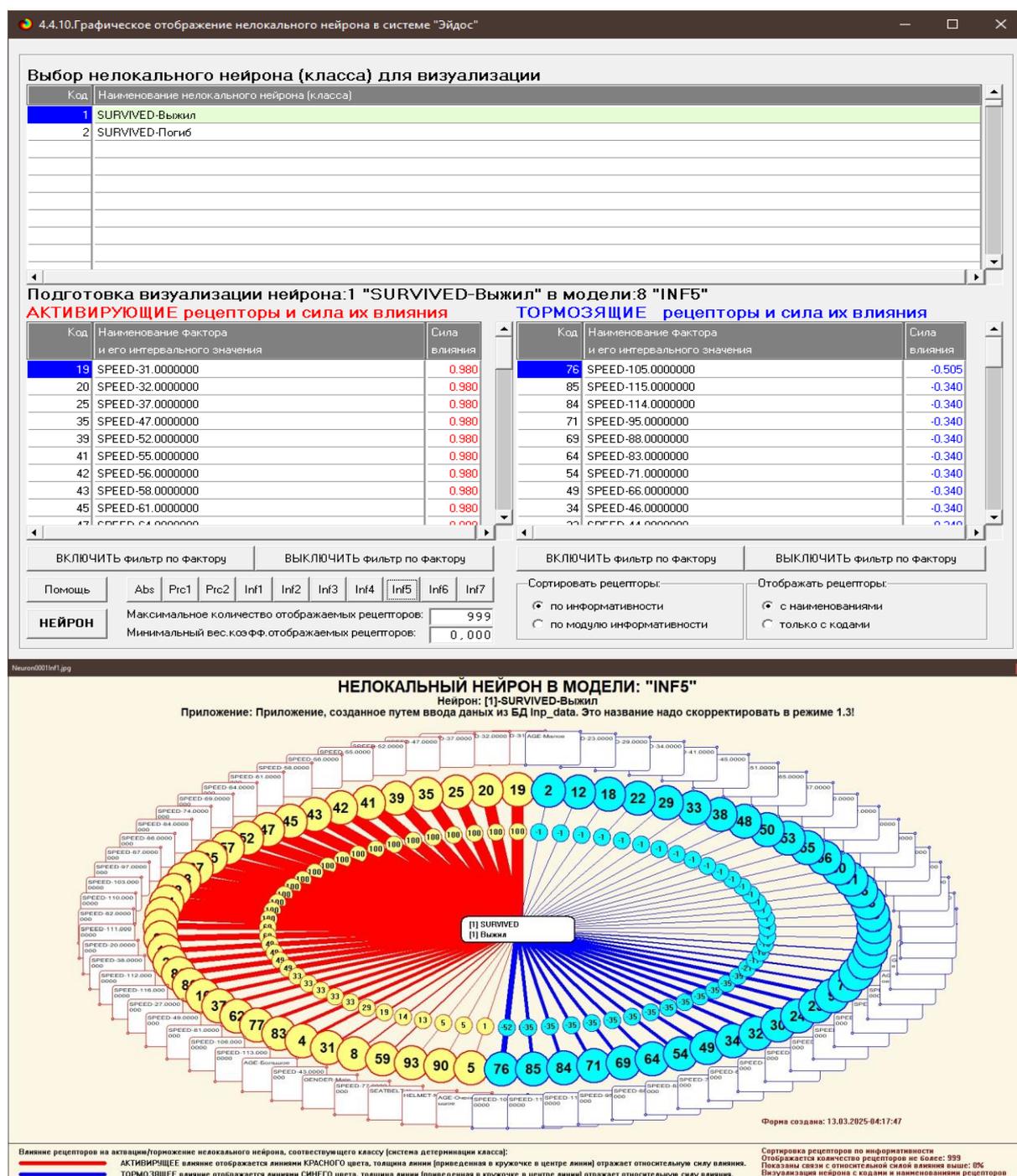
От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [18]:

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на *теории информации* (это напоминает байесовские сети);

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

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

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 29). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.



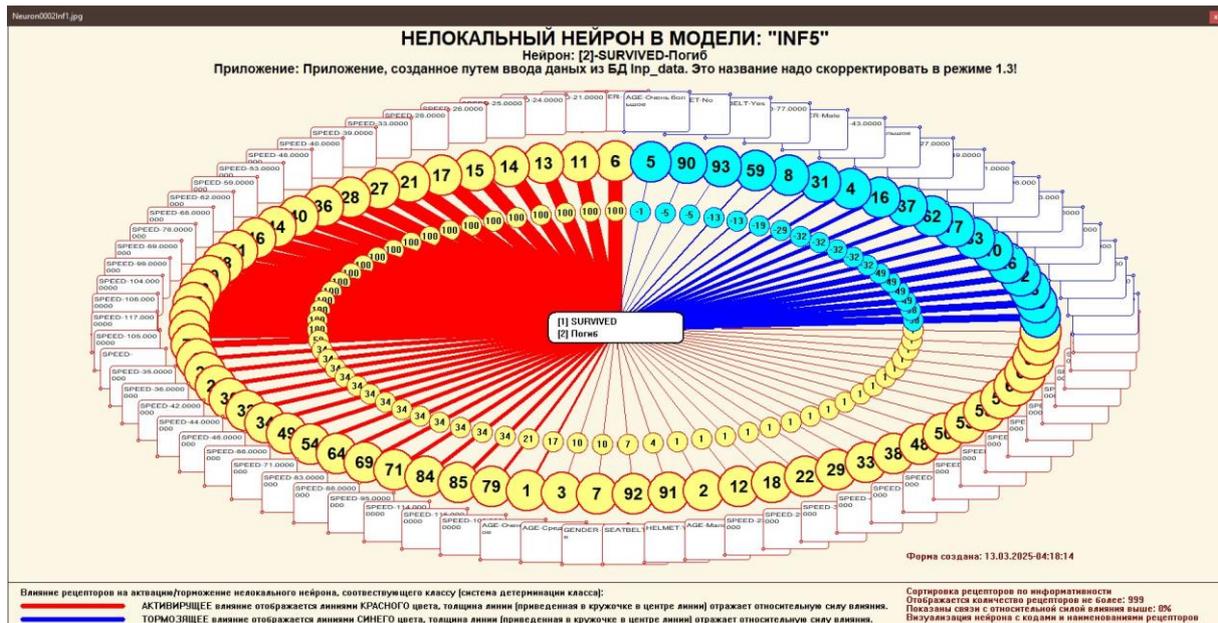


Рисунок 29. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

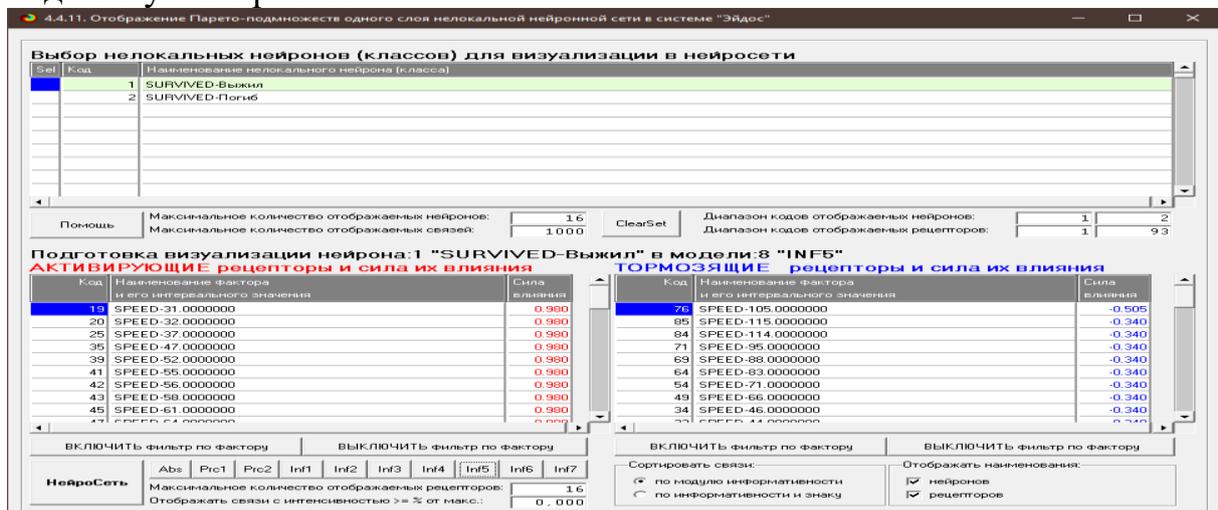
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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 30). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.



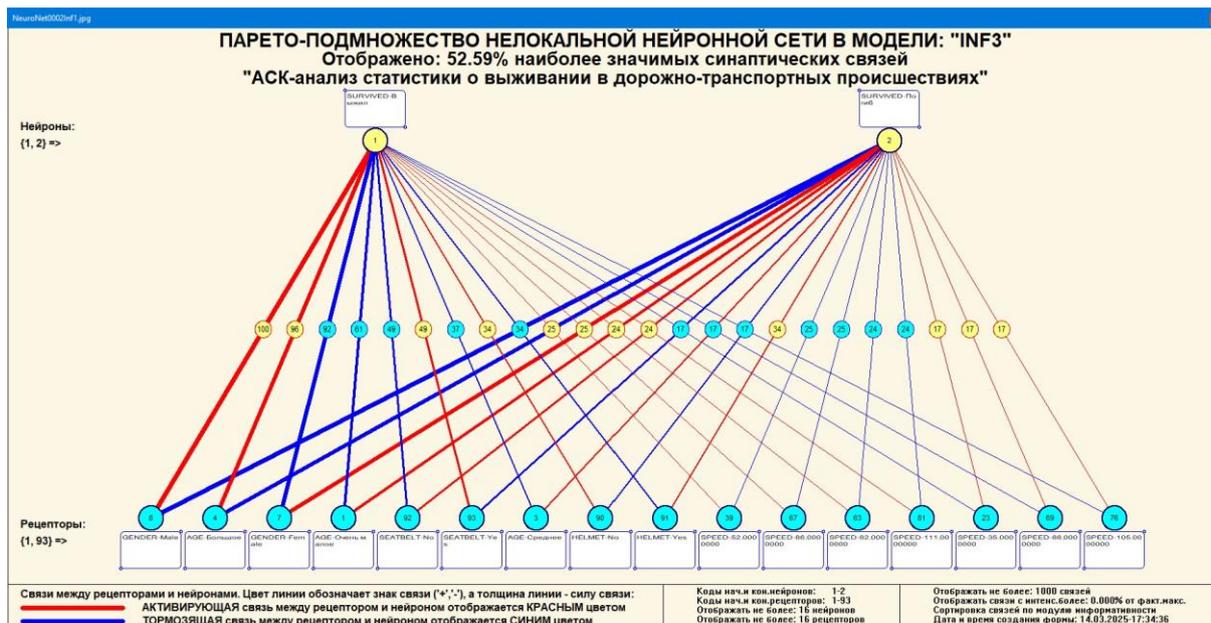


Рисунок 30. Нейронная сеть в СК-модели INF3

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

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 31):

4.4.12. Отображение Парето-подмножеств одного слоя интегральной когнитивной карты в системе "Эйдос"

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	SURVIVED-Выжил
<input type="checkbox"/>	2	SURVIVED-Погиб

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: ClearSet Диапазон кодов отображаемых нейронов: -
 Максимальное количество отображаемых связей: Диапазон кодов отображаемых рецепторов: -

Подготовка визуализации нейрона:1 "SURVIVED-Выжил" в модели:8 "INF5"
АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния **ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
19	SPEED-31.00000000	0.980
20	SPEED-32.00000000	0.980
25	SPEED-37.00000000	0.980
35	SPEED-47.00000000	0.980
39	SPEED-52.00000000	0.980
41	SPEED-55.00000000	0.980
42	SPEED-56.00000000	0.980
43	SPEED-58.00000000	0.980
45	SPEED-61.00000000	0.980
47	SPEED-64.00000000	0.980

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
76	SPEED-105.00000000	-0.505
85	SPEED-115.00000000	-0.340
84	SPEED-114.00000000	-0.340
71	SPEED-95.00000000	-0.340
69	SPEED-88.00000000	-0.340
64	SPEED-83.00000000	-0.340
54	SPEED-71.00000000	-0.340
49	SPEED-66.00000000	-0.340
34	SPEED-46.00000000	-0.340
22	SPEED-44.00000000	-0.340

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Когн.карта Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Максимальное количество отображаемых рецепторов:
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.:

Сортировать связи:
 по модулю информативности
 по информативности и знаку

Отображать наименования:
 нейронов
 рецепторов

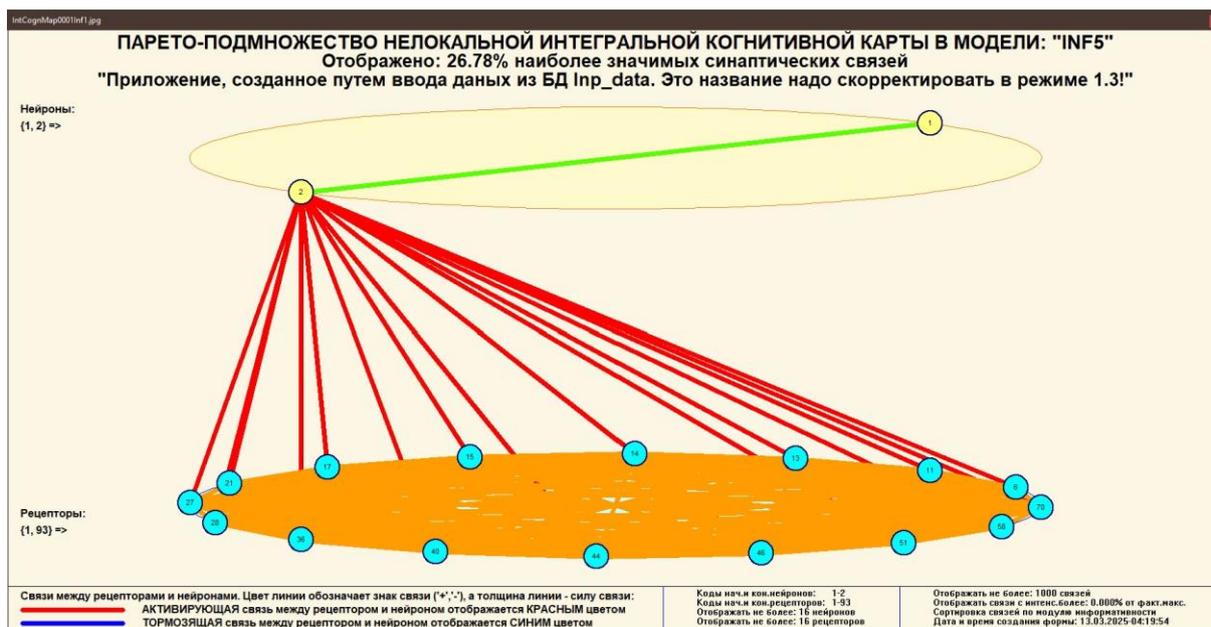


Рисунок 31. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

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 521¹². Позже об этом писалось в работе [3]¹³ и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

Допустим нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-

¹² https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

¹³ <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

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.

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 9409 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 97 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается $97^2=9409$ подобных диаграмм. Естественно, все они не приводятся. Но 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 №439 и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

Задайте коды двух классов, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	SURVIVED-1/2-(0.0, 0.5)
2	SURVIVED-2/2-(0.5, 1.0)

Выбор кода класса левого инф.портрета Выбор кода класса правого инф.портрета

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

Задайте коды двух описательных шкал, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫ	1	88
1	GENDER	1	3
2	SPEED_OF_IMPACT	4	84
3	HELMET_USED	85	86
4	SEATBELT_USED	87	88

Выбор кода описательной шкалы левого инф.портрета Выбор кода описательной шкалы правого инф.портрета

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей: [Помощь](#)

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Класс для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Класс для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Описат.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫ
Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫ
Модели, заданные для расчета: Inf5

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

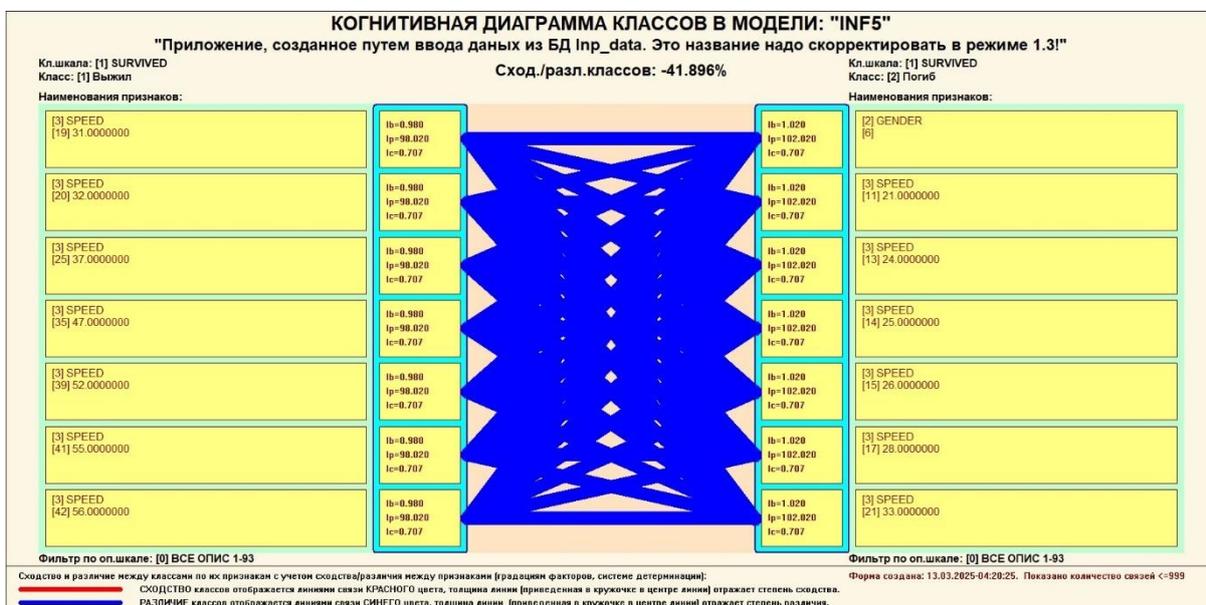
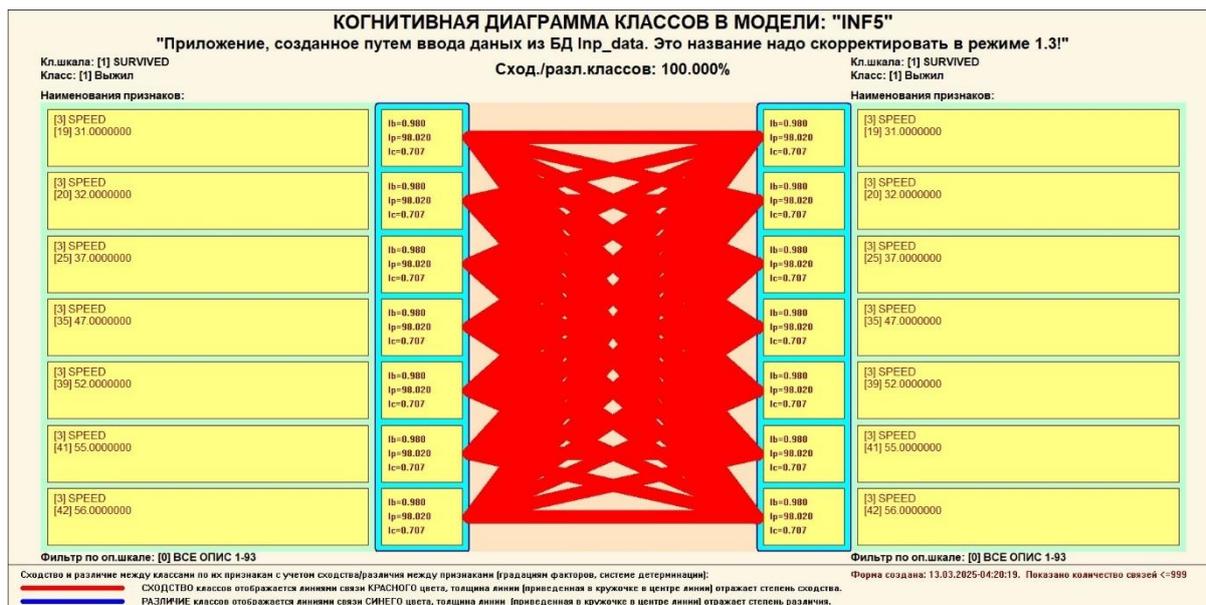


Рисунок 32. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF5

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

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».

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 33.

4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

Задайте коды двух признаков, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	GENDER-
2	GENDER-Female
3	GENDER-Male
4	SPEED_OF_IMPACT-
5	SPEED_OF_IMPACT-20.0000000
6	SPEED_OF_IMPACT-21.0000000

Выбор кода признака левого инф. портрета Выбор кода признака правого инф. портрета

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы

Задайте коды двух классификационных шкал, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	2
1	SURVIVED	1	2

Выбор кода классификационной шкалы левого инф. портрета Выбор кода классификационной шкалы правого инф. портрета

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

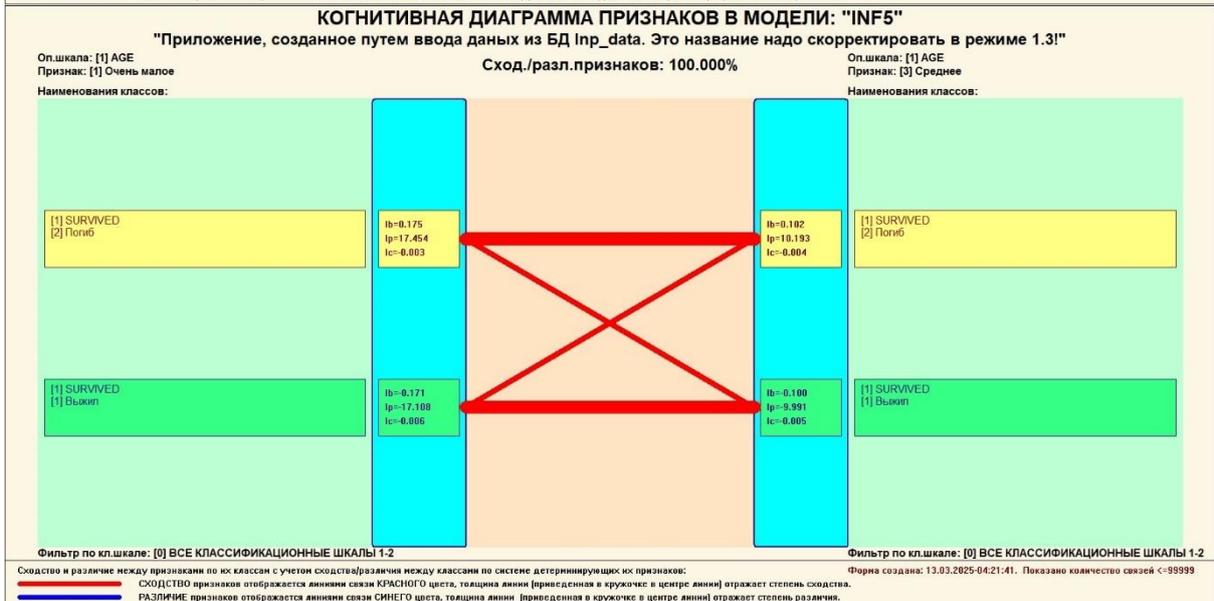
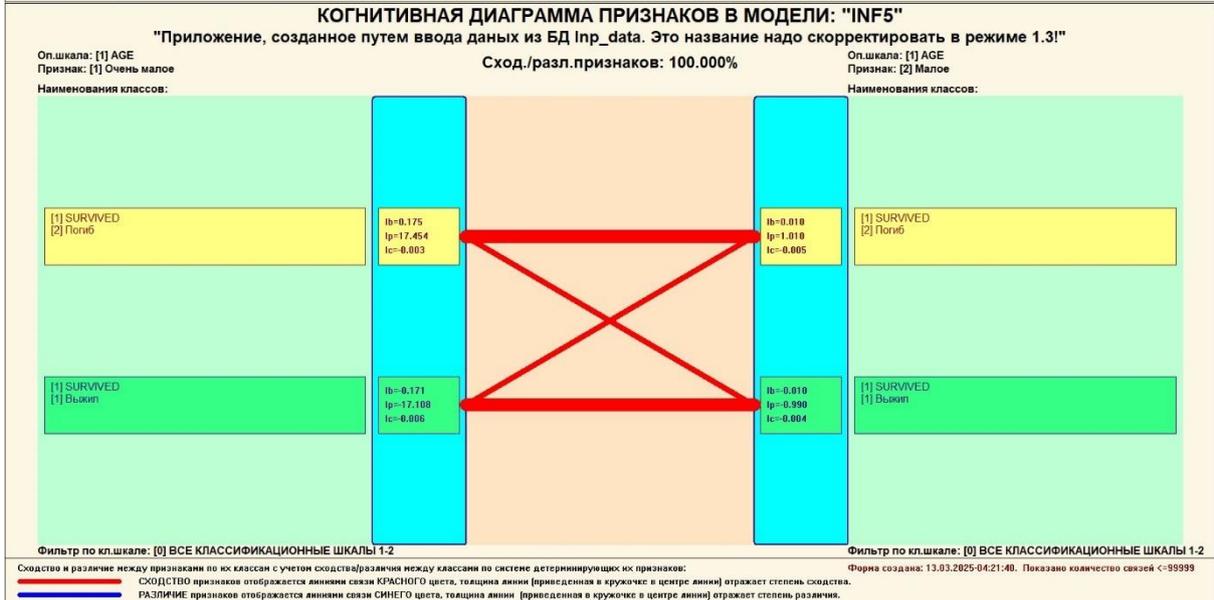
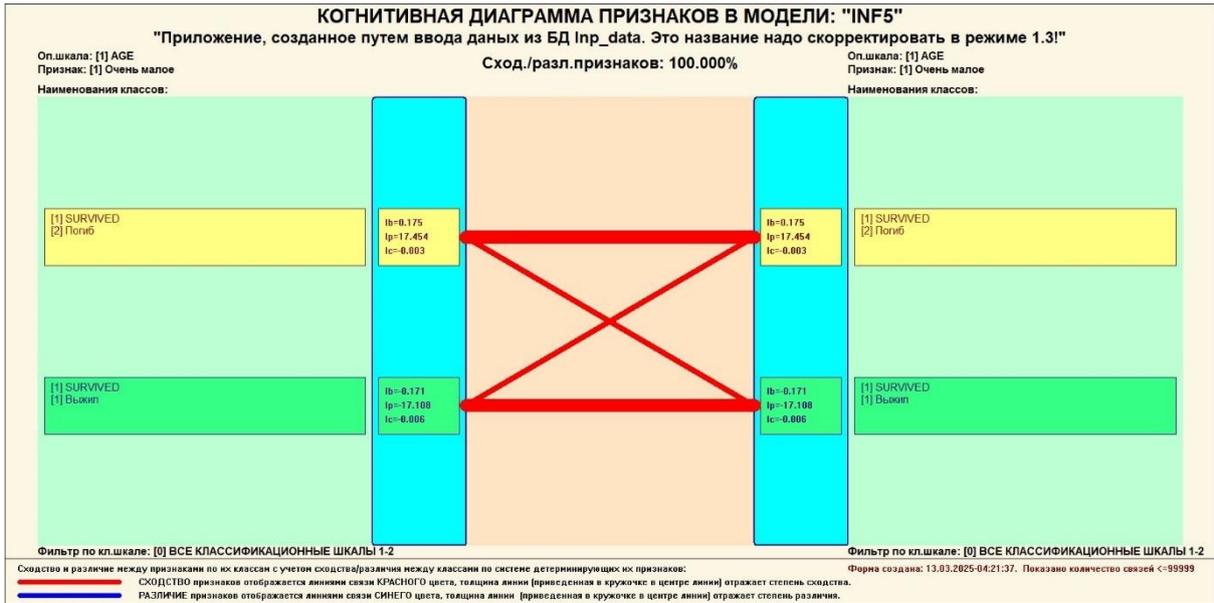
Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Признак для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Признак для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Классиф. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Классиф. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Модели, заданные для расчета: Inf5

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа



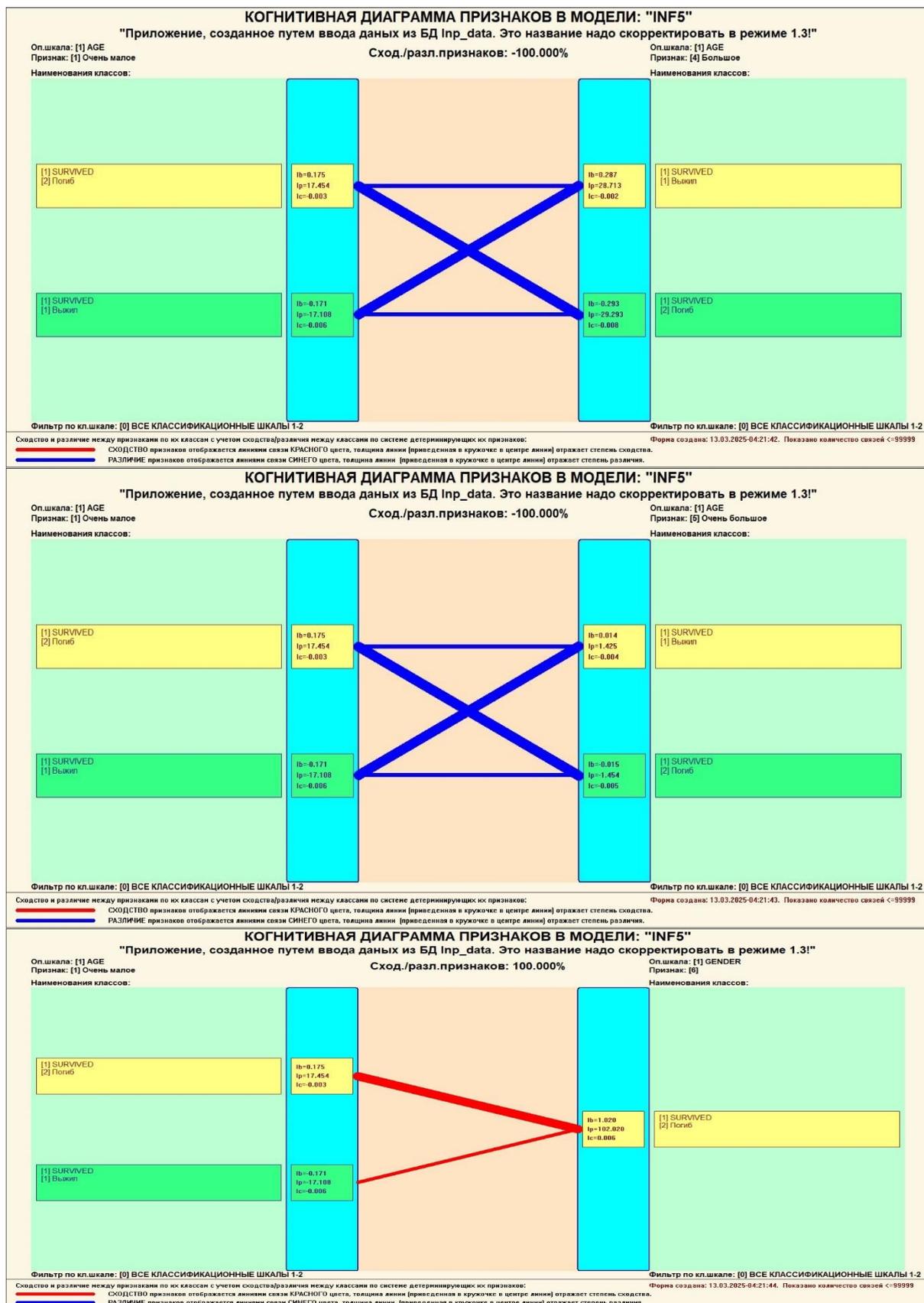


Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF4

Всего системой в данной модели генерируется $93^2=8649$ подобных диаграмм содержательного сравнения значений факторов по их смыслу, т.е. по влиянию на объект моделирования. Естественно, все они в данной работе не приводятся. Но 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 №439 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

3.8.9. Когнитивные функции

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 все значения функции, но соответствуют в разной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.*

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 34). 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].

4.5. Генерация, визуализация и запись когнитивных функций системы "Эйдос"

— Задайте статистические и/или системно-когнитивные модели для генерации когнитивных функций:

Статистические базы:

- 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
- 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безусл. вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безусл. вероятностей; вероятности из PRC2

— Задайте виды когнитивных функций для генерации, визуализации и записи:

- 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 визуализации когнитивных функций:

- Соединять ли точки с максимальным количеством информации линией КРАСНОГО цвета?
- Соединять ли точки с минимальным количеством информации линией СИНЕГО цвета?

Задайте количество градаций уровня (цвета и изолиний) когнитивных функций:

Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

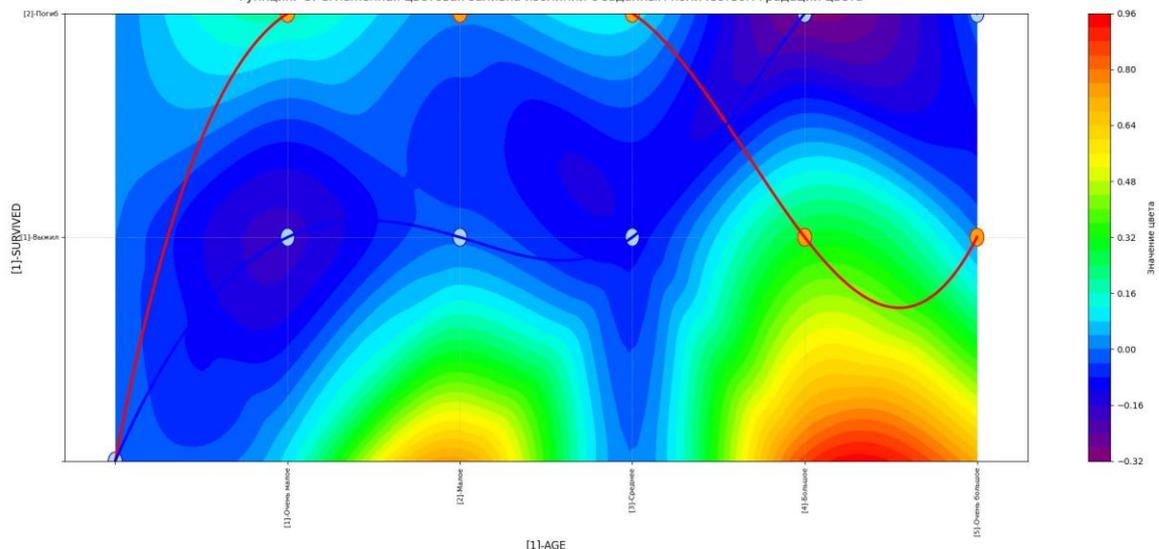
Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

Визуализация когнитивных функций new **Визуализация когнитивных функций old**

Работы по когнитивным функциям-1 Работы по когнитивным функциям-2

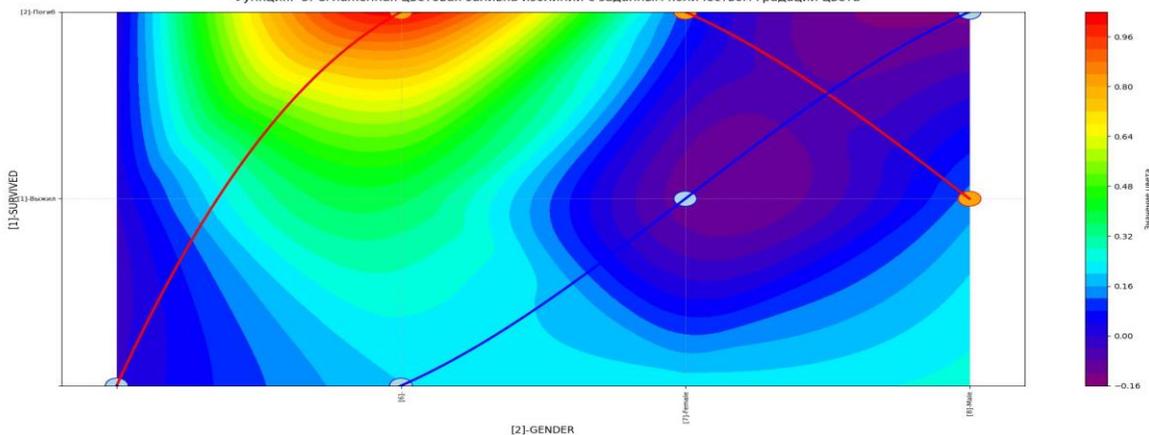
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: "Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!"
 Модель: "8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2"
 Функция: "5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета"



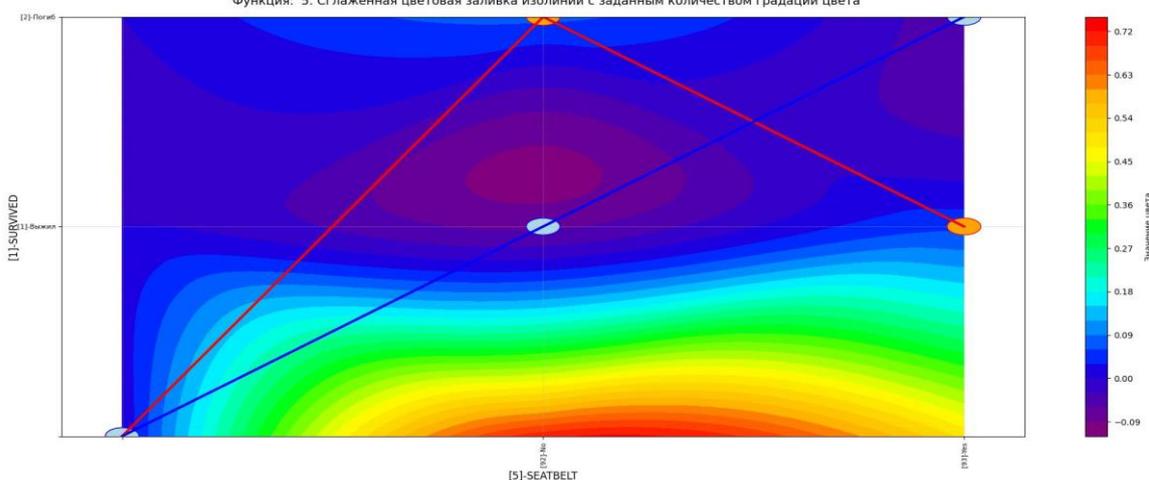
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!'
 Модель: '8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'



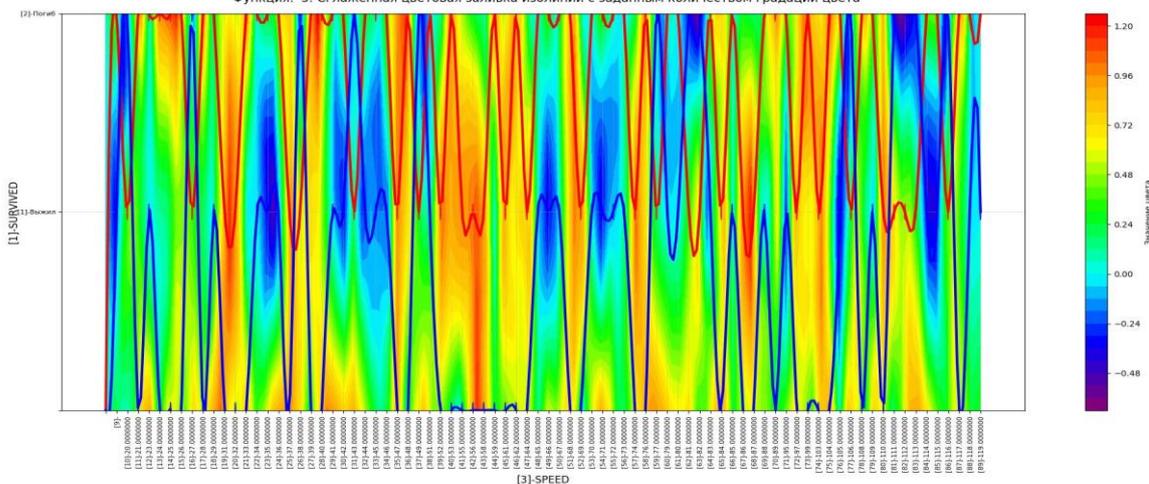
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

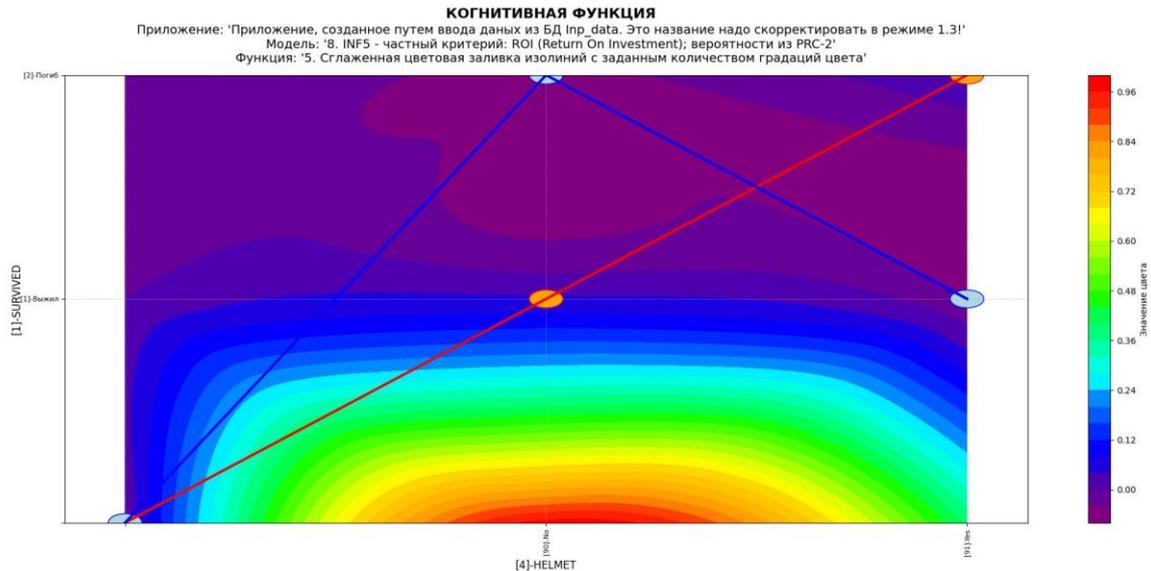
Приложение: 'Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!'
 Модель: '8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!'
 Модель: '8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'





4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций. Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2011. - №03(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. , 2,688 у.п.л. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

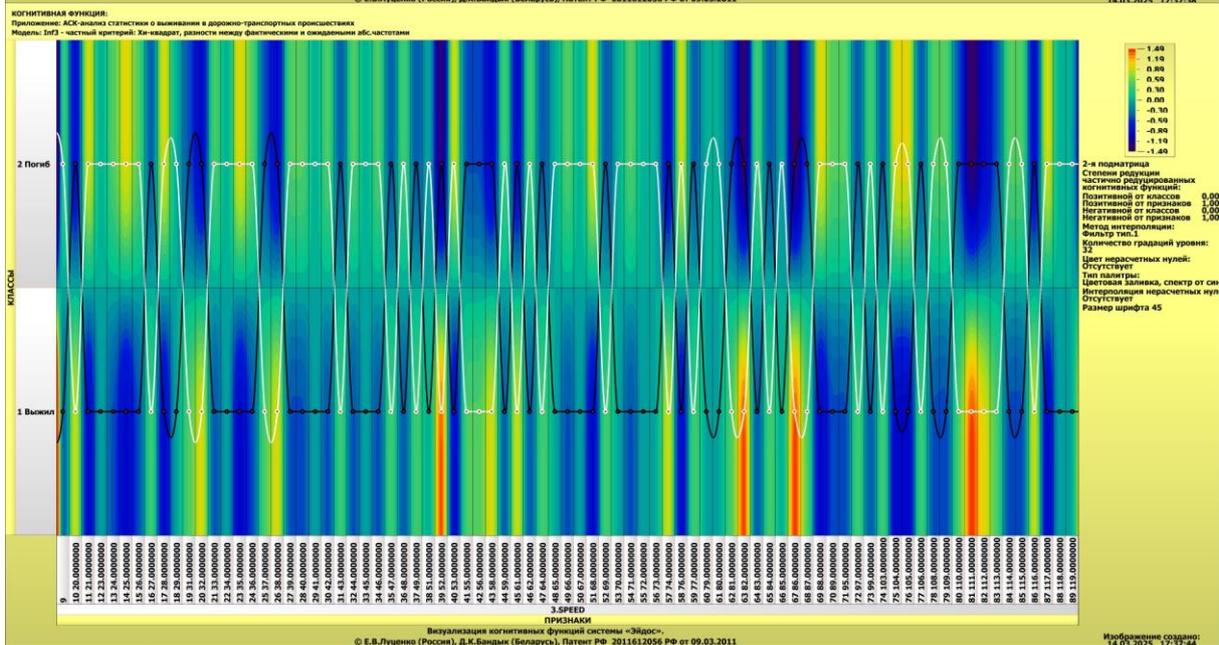
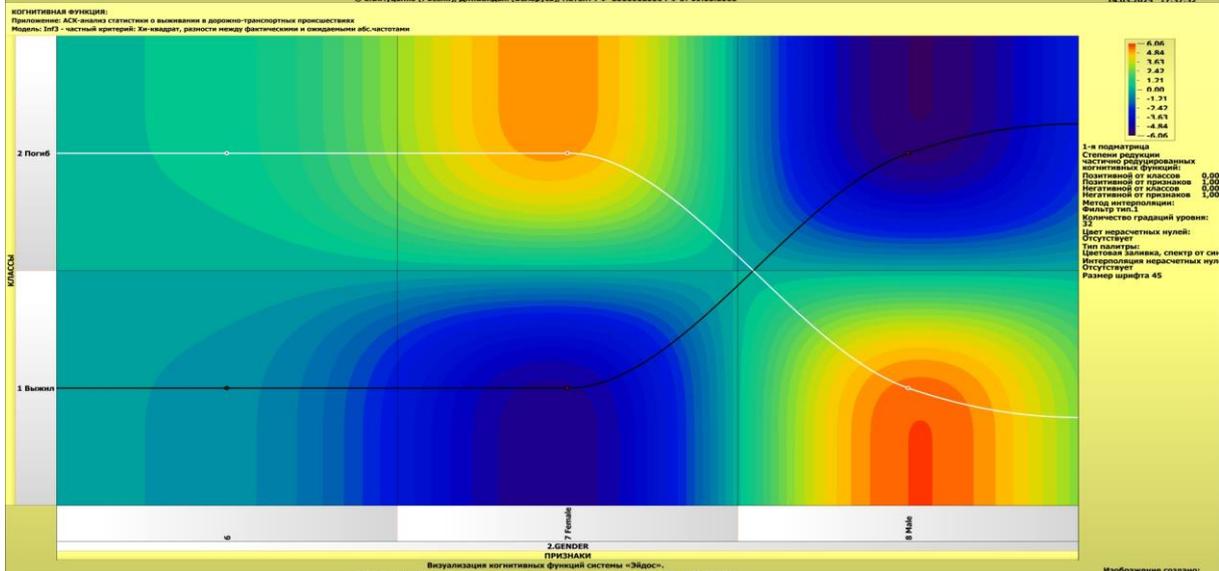
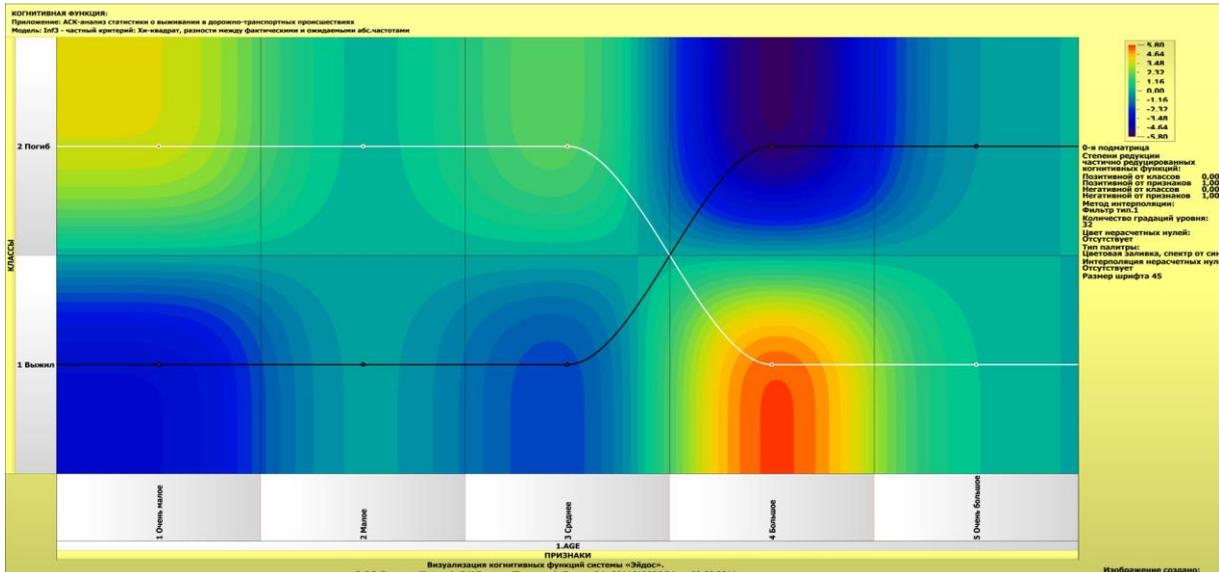
Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями



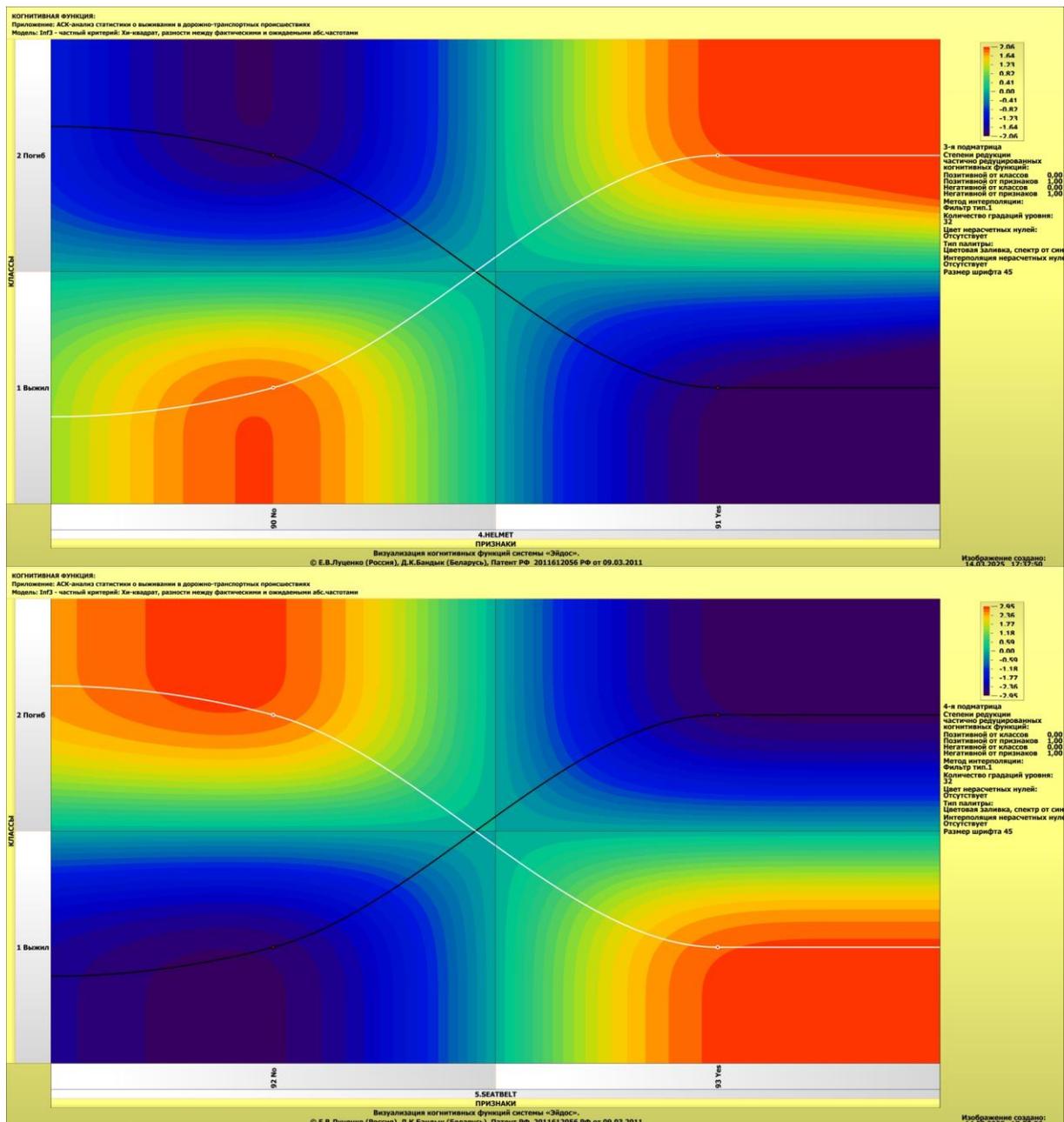


Рисунок 34. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF5

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

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»).

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.

На рисунке 35 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF5:

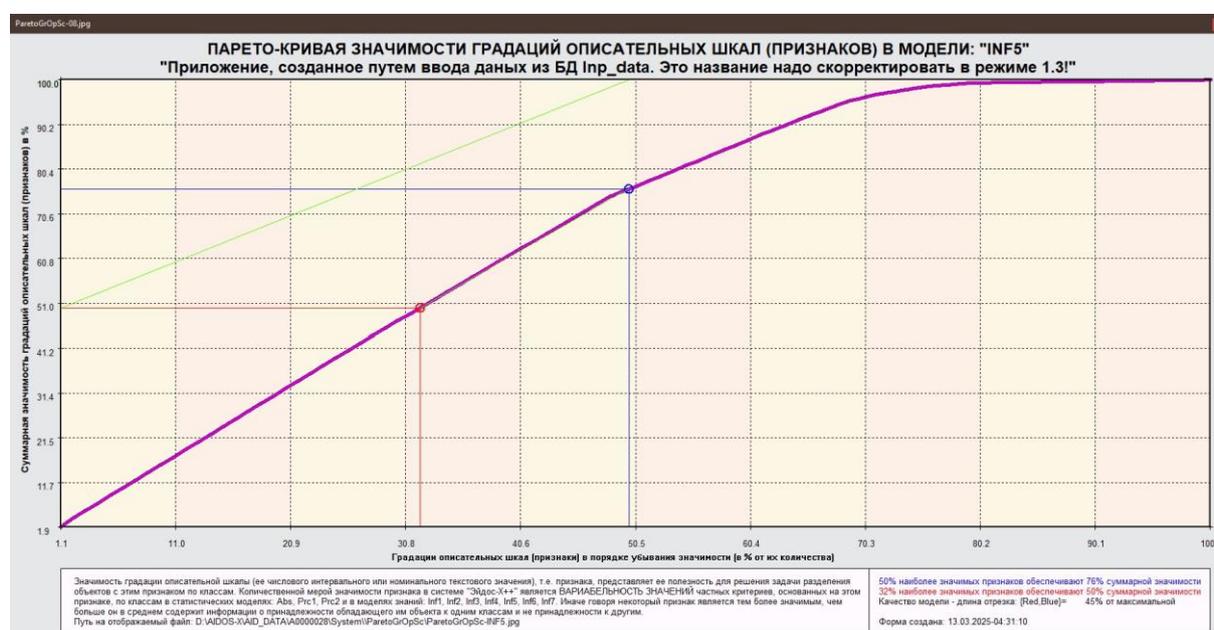


Рисунок 35. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF5

Из рисунка 35 видно, что примерно двенадцатая часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 72% суммарного влияния.

В таблице 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 35. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

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

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	1,0752688	63	SPEED-82.0000000	3	0,8344694	0,8344694	1,9361863	1,9361863
2	2,1505376	81	SPEED-111.0000000	3	0,8344694	1,6689388	1,9361863	3,8723725
3	3,2258065	6	GENDER-	2	0,7213918	2,3903306	1,6738168	5,5461893
4	4,3010753	11	SPEED-21.0000000	3	0,7213918	3,1117224	1,6738168	7,2200061
5	5,3763441	13	SPEED-24.0000000	3	0,7213918	3,8331142	1,6738168	8,8938229
6	6,4516129	14	SPEED-25.0000000	3	0,7213918	4,5545060	1,6738168	10,5676397
7	7,5268817	15	SPEED-26.0000000	3	0,7213918	5,2758978	1,6738168	12,2414565
8	8,6021505	17	SPEED-28.0000000	3	0,7213918	5,9972896	1,6738168	13,9152733
9	9,6774194	21	SPEED-33.0000000	3	0,7213918	6,7186814	1,6738168	15,5890901
10	10,7526882	27	SPEED-39.0000000	3	0,7213918	7,4400732	1,6738168	17,2629069
11	11,8279570	28	SPEED-40.0000000	3	0,7213918	8,1614650	1,6738168	18,9367237
12	12,9032258	36	SPEED-48.0000000	3	0,7213918	8,8828568	1,6738168	20,6105405
13	13,9784946	40	SPEED-53.0000000	3	0,7213918	9,6042486	1,6738168	22,2843572
14	15,0537634	44	SPEED-59.0000000	3	0,7213918	10,3256404	1,6738168	23,9581740
15	16,1290323	46	SPEED-62.0000000	3	0,7213918	11,0470322	1,6738168	25,6319908
16	17,2043011	51	SPEED-68.0000000	3	0,7213918	11,7684240	1,6738168	27,3058076
17	18,2795699	58	SPEED-76.0000000	3	0,7213918	12,4898158	1,6738168	28,9796244
18	19,3548387	70	SPEED-89.0000000	3	0,7213918	13,2112076	1,6738168	30,6534412
19	20,4301075	73	SPEED-99.0000000	3	0,7213918	13,9325994	1,6738168	32,3272580
20	21,5053763	75	SPEED-104.0000000	3	0,7213918	14,6539912	1,6738168	34,0010748
21	22,5806452	78	SPEED-108.0000000	3	0,7213918	15,3753830	1,6738168	35,6748916
22	23,6559140	87	SPEED-117.0000000	3	0,7213918	16,0967748	1,6738168	37,3487084
23	24,7311828	76	SPEED-105.0000000	3	0,7213210	16,8180958	1,6736525	39,0223609
24	25,8064516	19	SPEED-31.0000000	3	0,6931047	17,5112005	1,6081834	40,6305443
25	26,8817204	20	SPEED-32.0000000	3	0,6931047	18,2043052	1,6081834	42,2387276
26	27,9569892	25	SPEED-37.0000000	3	0,6931047	18,8974099	1,6081834	43,8469110
27	29,0322581	35	SPEED-47.0000000	3	0,6931047	19,5905146	1,6081834	45,4550943
28	30,1075269	39	SPEED-52.0000000	3	0,6931047	20,2836193	1,6081834	47,0632777
29	31,1827957	41	SPEED-55.0000000	3	0,6931047	20,9767240	1,6081834	48,6714610
30	32,2580645	42	SPEED-56.0000000	3	0,6931047	21,6698287	1,6081834	50,2796444
31	33,3333333	43	SPEED-58.0000000	3	0,6931047	22,3629334	1,6081834	51,8878277
32	34,4086022	45	SPEED-61.0000000	3	0,6931047	23,0560381	1,6081834	53,4960111
33	35,4838710	47	SPEED-64.0000000	3	0,6931047	23,7491428	1,6081834	55,1041945
34	36,5591398	52	SPEED-69.0000000	3	0,6931047	24,4422475	1,6081834	56,7123778
35	37,6344086	57	SPEED-74.0000000	3	0,6931047	25,1353522	1,6081834	58,3205612
36	38,7096774	65	SPEED-84.0000000	3	0,6931047	25,8284569	1,6081834	59,9287445
37	39,7849462	67	SPEED-86.0000000	3	0,6931047	26,5215616	1,6081834	61,5369279
38	40,8602151	68	SPEED-87.0000000	3	0,6931047	27,2146663	1,6081834	63,1451112
39	41,9354839	72	SPEED-97.0000000	3	0,6931047	27,9077710	1,6081834	64,7532946
40	43,0107527	74	SPEED-103.0000000	3	0,6931047	28,6008757	1,6081834	66,3614779
41	44,0860215	80	SPEED-110.0000000	3	0,6931047	29,2939804	1,6081834	67,9696613
42	45,1612903	10	SPEED-20.0000000	3	0,6930339	29,9870143	1,6080191	69,5778446
43	46,2365591	26	SPEED-38.0000000	3	0,6930339	30,6800482	1,6080191	71,1860280
44	47,3118280	82	SPEED-112.0000000	3	0,6930339	31,3730821	1,6080191	72,7942114
45	48,3870968	86	SPEED-116.0000000	3	0,6930339	32,0661160	1,6080191	74,4023948
46	49,4623656	9	SPEED-	3	0,4855952	32,5517112	1,1267073	75,5284449
47	50,5376344	23	SPEED-35.0000000	3	0,4855952	33,0373064	1,1267073	76,6551522
48	51,6129032	24	SPEED-36.0000000	3	0,4855952	33,5229016	1,1267073	77,7818595
49	52,6881720	30	SPEED-42.0000000	3	0,4855952	34,0084968	1,1267073	78,9085668
50	53,7634409	32	SPEED-44.0000000	3	0,4855952	34,4940920	1,1267073	80,0352741
51	54,8387097	34	SPEED-46.0000000	3	0,4855952	34,9796872	1,1267073	81,1619814
52	55,9139785	49	SPEED-66.0000000	3	0,4855952	35,4652824	1,1267073	82,2886887
53	56,9892473	54	SPEED-71.0000000	3	0,4855952	35,9508776	1,1267073	83,4153960
54	58,0645161	64	SPEED-83.0000000	3	0,4855952	36,4364728	1,1267073	84,5421032
55	59,1397849	69	SPEED-88.0000000	3	0,4855952	36,9220680	1,1267073	85,6688105
56	60,2150538	71	SPEED-95.0000000	3	0,4855952	37,4076632	1,1267073	86,7955178
57	61,2903226	84	SPEED-114.0000000	3	0,4855952	37,8932584	1,1267073	87,9222251
58	62,3655914	85	SPEED-115.0000000	3	0,4855952	38,3788536	1,1267073	89,0489324
59	63,4408602	16	SPEED-27.0000000	3	0,4573081	38,8361617	1,0610739	90,1100063
60	64,5161290	37	SPEED-49.0000000	3	0,4573081	39,2934698	1,0610739	91,1710801
61	65,5913978	62	SPEED-81.0000000	3	0,4573081	39,7507779	1,0610739	92,2321540
62	66,6666667	77	SPEED-106.0000000	3	0,4573081	40,2080860	1,0610739	93,2932278
63	67,7419355	83	SPEED-113.0000000	3	0,4573081	40,6653941	1,0610739	94,3543017
64	68,8172043	4	AGE-Большое	1	0,4101629	41,0755570	0,9516847	95,3059864
65	69,8924731	79	SPEED-109.0000000	3	0,2970145	41,3725715	0,6891510	95,9951374
66	70,9677419	31	SPEED-43.0000000	3	0,2687274	41,6412989	0,6235175	96,6186549
67	72,0430108	1	AGE-Очень малое	1	0,2443874	41,8856863	0,5670424	97,1856973
68	73,1182796	8	GENDER-Male	2	0,1924476	42,0781339	0,4465285	97,6322258
69	74,1935484	59	SPEED-77.0000000	3	0,1879071	42,2660410	0,4359934	98,0682192
70	75,2688172	3	AGE-Среднее	1	0,1427213	42,4087623	0,3311506	98,3993698
71	76,3440860	7	GENDER-Female	2	0,1427213	42,5514836	0,3311506	98,7305204
72	77,4193548	92	SEATBELT-No	5	0,0936017	42,6450853	0,2171803	98,9477007
73	78,4946237	93	SEATBELT-Yes	5	0,0750501	42,7201354	0,1741358	99,1218364
74	79,5698925	90	HELMET-No	4	0,0653146	42,7854500	0,1515469	99,2733833
75	80,6451613	91	HELMET-Yes	4	0,0523693	42,8378193	0,1215104	99,3948937
76	81,7204301	5	AGE-Очень большое	1	0,0203529	42,8581722	0,0472240	99,4421178
77	82,7956989	2	AGE-Малое	1	0,0141435	42,8723157	0,0328166	99,4749344
78	83,8709677	12	SPEED-23.0000000	3	0,0141435	42,8864592	0,0328166	99,5077510
79	84,9462366	18	SPEED-29.0000000	3	0,0141435	42,9006027	0,0328166	99,5405676
80	86,0215054	22	SPEED-34.0000000	3	0,0141435	42,9147462	0,0328166	99,5733842
81	87,0967742	29	SPEED-41.0000000	3	0,0141435	42,9288897	0,0328166	99,6062008
82	88,1720430	33	SPEED-45.0000000	3	0,0141435	42,9430332	0,0328166	99,6390174
83	89,2473118	38	SPEED-51.0000000	3	0,0141435	42,9571767	0,0328166	99,6718340
84	90,3225806	48	SPEED-65.0000000	3	0,0141435	42,9713202	0,0328166	99,7046506
85	91,3978495	50	SPEED-67.0000000	3	0,0141435	42,9854637	0,0328166	99,7374672
86	92,4731183	53	SPEED-70.0000000	3	0,0141435	42,9996072	0,0328166	99,7702838
87	93,5483871	55	SPEED-72.0000000	3	0,0141435	43,0137507	0,0328166	99,8031004
88	94,6236559	56	SPEED-73.0000000	3	0,0141435	43,0278942	0,0328166	99,8359170
89	95,6989247	60	SPEED-79.0000000	3	0,0141435	43,0420377	0,0328166	99,8687336

90	96,7741935	61	SPEED-80.0000000	3	0,0141435	43,0561812	0,0328166	99,9015502
91	97,8494624	66	SPEED-85.0000000	3	0,0141435	43,0703247	0,0328166	99,9343668
92	98,9247312	88	SPEED-118.0000000	3	0,0141435	43,0844682	0,0328166	99,9671834
93	100,0000000	89	SPEED-119.0000000	3	0,0141435	43,0986117	0,0328166	100,0000000

На экранной форме рисунка 36 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях:

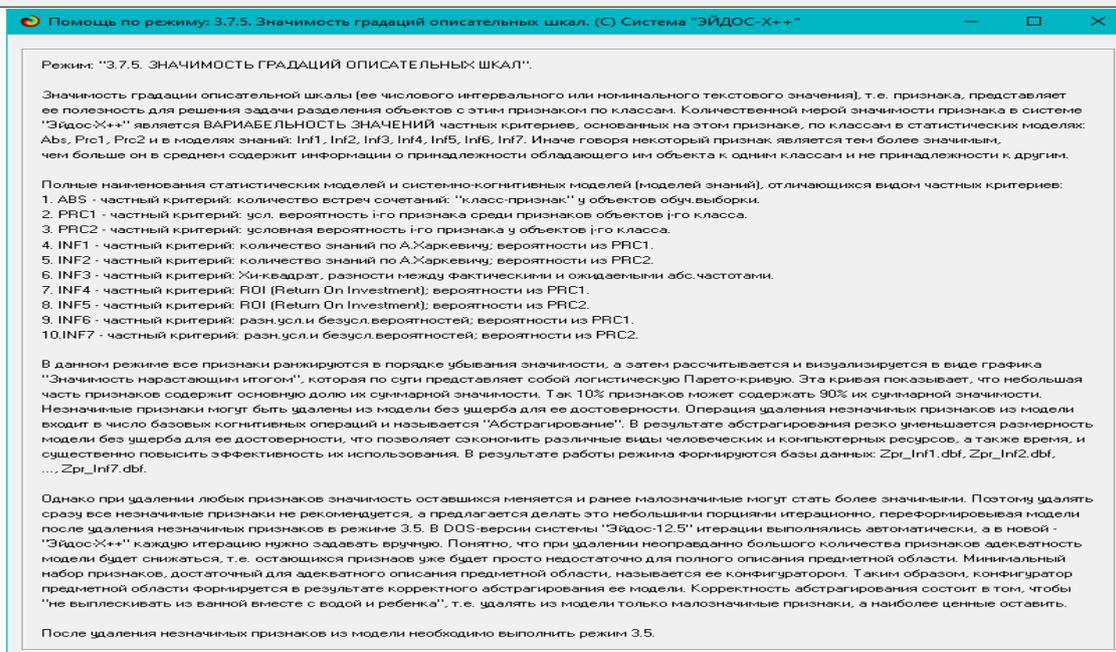
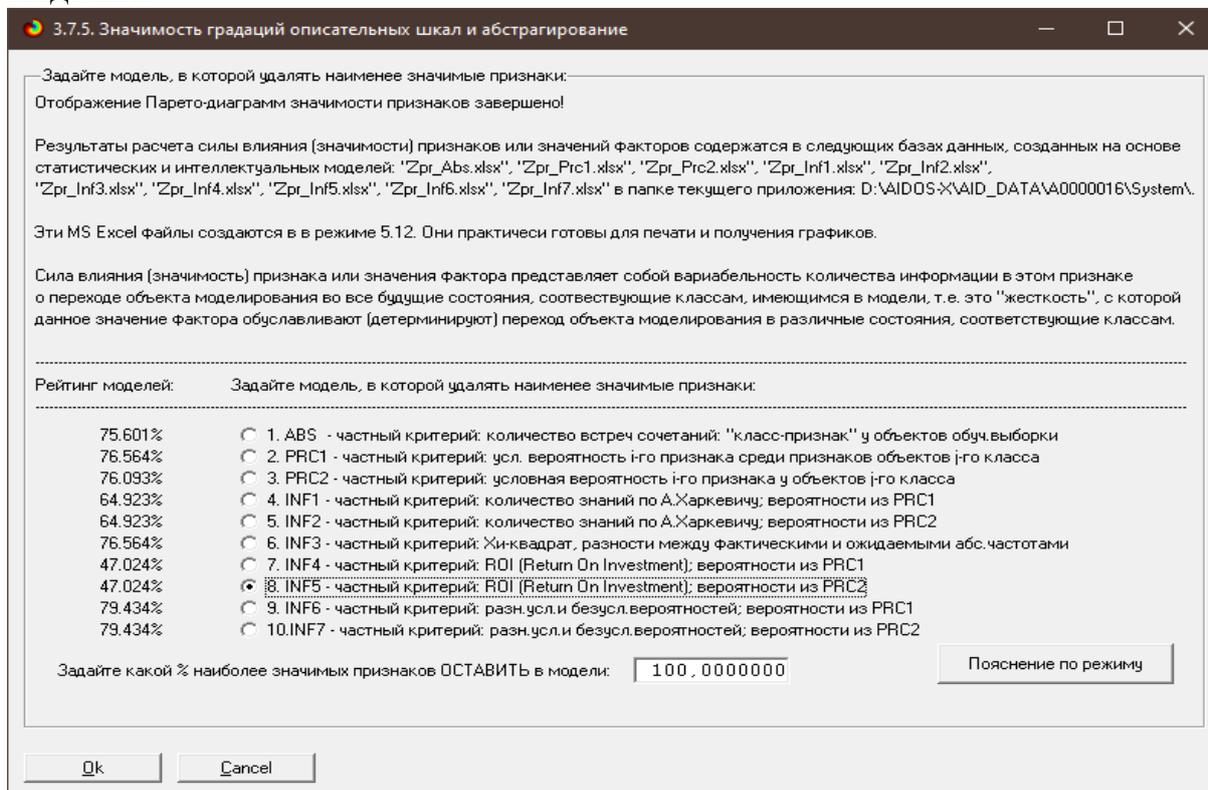


Рисунок 36. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

На экранной форме рисунка 37 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

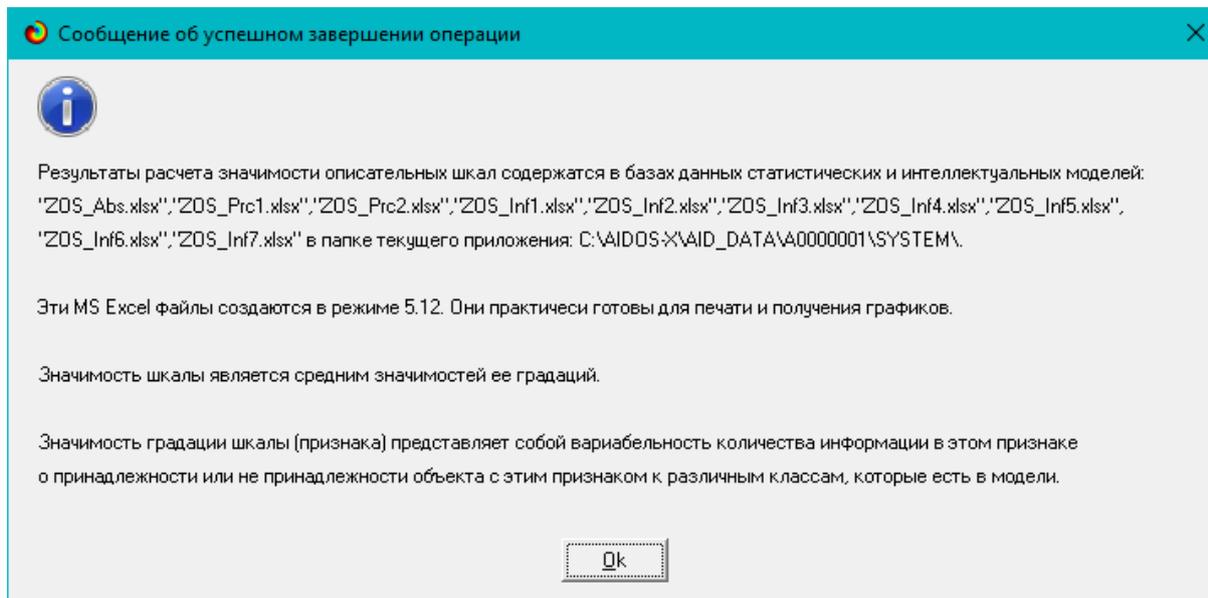


Рисунок 37. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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»).

На рисунках 38 приведены экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:

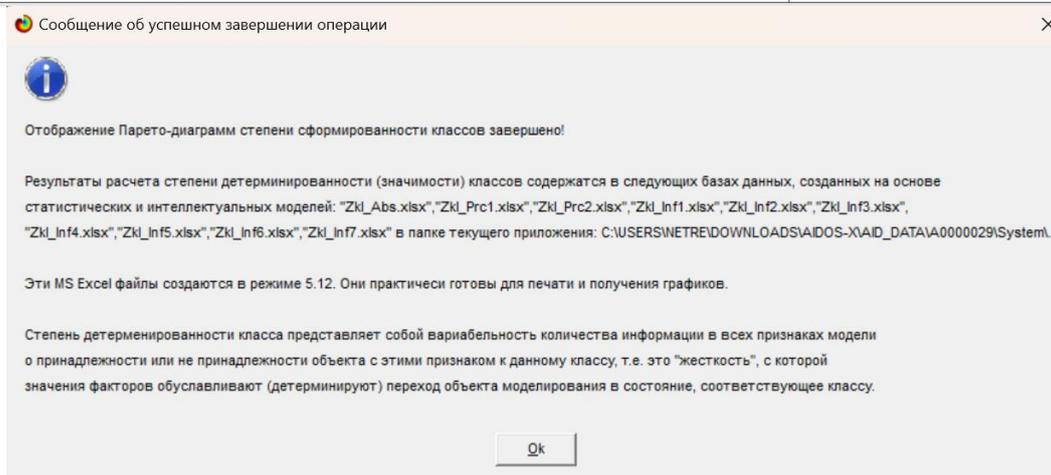
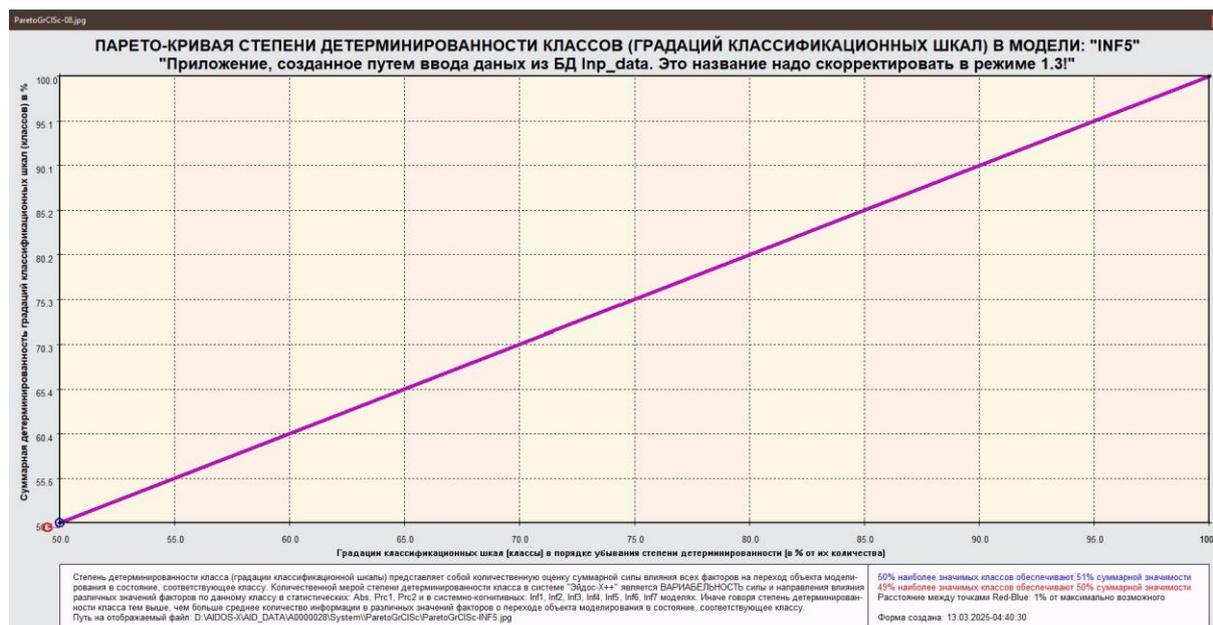


Рисунок 38. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 17 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 38.

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, всего лишь 16% наиболее жестко детерминированных классов суммарно имеют примерно 50% степень детерминированности, а 50% наиболее детерминированных классов обеспечивают около 90% суммарной детерминированности всех классов.

**Таблица 17 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF5
(фрагмент)**

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPS	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNT
1	20,0000000	3	SPEED	81	9	89	0,5052339	0,5052339	43,2955377	43,2955377
2	40,0000000	2	GENDER	3	6	8	0,3521869	0,8574208	30,1803208	73,4758585
3	60,0000000	1	AGE	5	1	5	0,1663536	1,0237744	14,2555133	87,7313718
4	80,0000000	5	SEATBELT	2	92	93	0,0843259	1,1081003	7,2262277	94,9575994
5	100,0000000	4	HELMET	2	90	91	0,0588419	1,1669422	5,0424006	100,0000000

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF5. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

**Таблица 18 – Степень детерминированности классификационных шкал
в системно-когнитивной модели INF5 (фрагмент)**

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNT
1	50,0000000	1	SURVIVED- Выжил	1	101,0000000	101,0000000	50,5000000	50,5000000
2	100,0000000	2	SURVIVED- Погиб	1	99,0000000	200,0000000	49,5000000	100,0000000

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, 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. 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 системнокогнитивных 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.

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

Для выполнения анализа 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. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

Анализ результатов численного эксперимента показывает, что решение, разработанное и реализованное в системе «Эйдос», является достаточно эффективным. Это позволяет с уверенностью заявить, что цель работы достигнута, а поставленная задача решена.

В ходе работы с использованием системы «Эйдос» были созданы статистические и системно-когнитивные модели, в которых на основе эмпирических данных были сформированы обобщенные образы классов потребителей по различным характеристикам. Также было изучено влияние параметров выживаемости из выборки на эти классы. На этой основе были успешно решены задачи идентификации, классификации и анализа моделируемой предметной области через исследование ее модели.

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 OOSCAV.

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 Ризбергера 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^о 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^о 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.