

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ЗАВИСИМОСТИ СТОИМОСТИ ВИДЕОКАРТ NVIDIA ОТ ИХ ХАРАКТЕРИСТИК

Варавва Дмитрий Олегович
студент факультета ПИ, группы ИТ2001
dmvaravva@gmail.com

*Кубанский Государственный Аграрный университет
имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия*

Целью данной работы является изучение влияния зависимости стоимости видеокарт NVIDIA от их характеристик. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++», а также получить зачет. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

Ключевые слова: ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ АСК-АНАЛИЗ, ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, КОГНИТИВНАЯ АГРОНОМИЯ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС», ВИДЕОКАРТЫ, NVIDIA, ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ, СРАВНИТЕЛЬНАЯ СТОИМОСТЬ.

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-181-017>

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF THE DEPENDENCE OF THE COST OF NVIDIA GRAPHICS CARDS ON THEIR CHARACTERISTICS

Varavva Dmitry Olegovich
student of the faculty of PI, group IT2001
dmvaravva@gmail.com

*Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin,
Krasnodar, Russia*

The purpose of this work is to study the influence of the dependence of the cost of NVIDIA graphics cards on their characteristics. Achieving this goal is of great personal interest. For us, this will allow us to gain knowledge in working with the universal cognitive analytical system "Eidos-X++", as well as get a credit. To achieve this goal, Automated system-cognitive analysis (ASK-analysis) and its software tools – the intelligent system "Eidos" are used.

Keywords: LINGUISTIC ASC ANALYSIS, LINGUISTIC AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, COGNITIVE AGRONOMY, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS", VIDEO CARDS, NVIDIA, PERFORMANCE, COMPARATIVE COST.

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	3
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	3
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	3
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ	3
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ	3
2. METHODS (МЕТОДЫ)	3
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	3
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	4
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	4
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	6
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	10
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	13
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	13
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	14
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	22
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	30
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	34
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	35
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	36
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	37
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев	38
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»	39
3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	41
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	41
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	44
3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	49
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)	49
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	51
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	54
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	57
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть	60
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	61
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	62
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	65
3.8.9. Когнитивные функции	68
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций	73
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	76
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	78
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	79
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	80

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа представляет собой исследование рынка видеокарт NVIDIA на 2022 год. В работе решается задача выявления зависимости стоимости видеокарт NVIDIA от ее многочисленных характеристик. На основе знания этих зависимостей решаются разнообразные задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели (СК-модель).

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования – выявление зависимостей стоимости от различных факторов.

Предмет исследования – выявление зависимостей стоимости зависимости от ее характеристик таких как показатель FPS в различных играх, поддерживаемых технологий и физических характеристик.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные, т.е. факторы: как показатель FPS, поддерживаемых технологий и физических характеристик, имеют очень низкую степень формализации, т.к. формализуются в виде *лингвистических* (категориальных) переменных, тогда как результаты влияния этих факторов, т.е. различные метрические характеристики видеокарты измеряется в числовых шкалах.

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

Решение поставленной **проблемы сопоставимости** при выявлении зависимостей стоимости видеокарт от ее характеристик и понимание действительного соотношения их цены-производительности в данной работе делает ее **актуальной**.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

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 очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

2. Иначе говоря, метод решения проблемы не должен предъявлять жестких требований к исходным данным, которые невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.

3. Метод должен 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 программных систем, *одновременно*:

- находящихся в полном открытом бесплатном доступе;
- обеспечивающих сопоставимую обработку числовой и текстовой информации в одной модели, дает следующие результаты; показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарии – системе «Эйдос» в настоящее время здесь нет [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. На тот момент он вообще

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

не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов².

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 665 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 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 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 [6, 7, 8].

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, психологическим 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 [https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Бсистемно-когнитивный%2Банализ%2Б\(АСК-анализ\)&lr=35&clid=2327117-18&win=360](https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Бсистемно-когнитивный%2Банализ%2Б(АСК-анализ)&lr=35&clid=2327117-18&win=360)

³ <http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf>

⁴ <https://catalog.loc.gov/vwebv/search?searchArg=Lutsenko+E.V.> (и кликнуть: "Search")

⁵ <https://www.famous-scientists.ru/school/1608>

⁶ <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/400450248/>

– 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации.

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных;
- 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 [7] и страничка в РесечГейт [8], 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 [6]. Сама метризация номинальных шкал достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной **урожайности** [5]. Для работы с лингвистическими переменными применяется лингвистический АСК-анализ [4].

2.4. Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа

Существует много систем искусственного интеллекта. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» отличается от них следующими параметрами:

- 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>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (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/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального

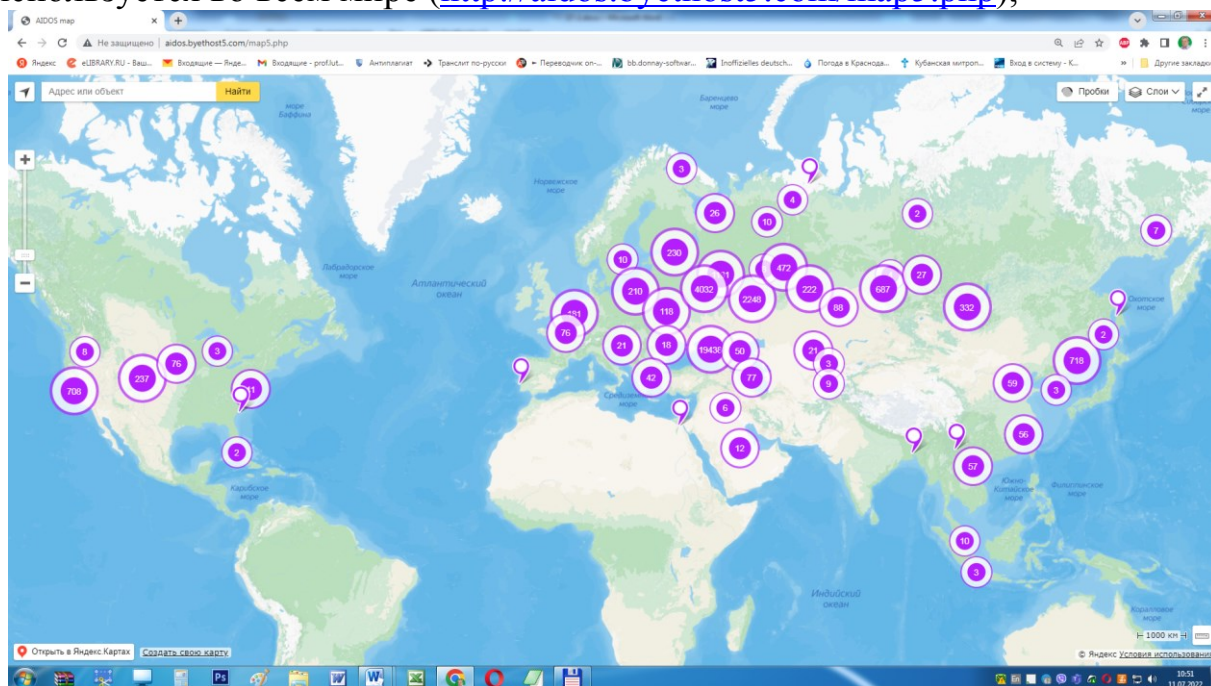
программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

- 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 учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 335, соответственно: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

- поддерживает on-line среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);



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

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения 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 законах⁷.

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

⁷ Ссылка на это краткое описание системы «Эйдос» на английском языке:
http://lc.kubagro.ru/aidos/The_Eidos_en.htm

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 по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>).

2-й этап, «эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы. Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены [свидетельства РосПатента](#), первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта (слева приведена титульная видеограмма финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

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

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

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: 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 Аляска+Экспресс, обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge) с использованием ADS (Advantage Database Server), а также на языке C# (Visual Studio | C#).

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



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

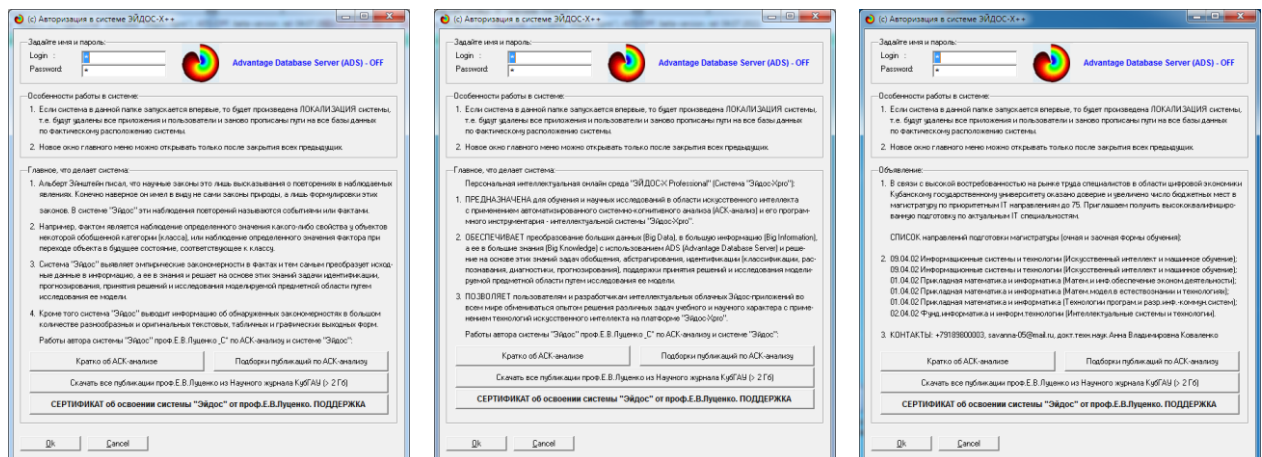


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Как уже показано выше, для работы с лингвистическими переменными целесообразно применить лингвистический АСК-анализ [4].

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

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

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:

- 1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);
- 2) кластерно-конструктивный анализ классов;
- 3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;
- 4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;
- 5) нелокальная нейронная сеть;
- 6) 3d-интегральные когнитивные карты;
- 7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 9) когнитивные функции;
- 10) значимость описательных шкал и их градаций;
- 11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

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**

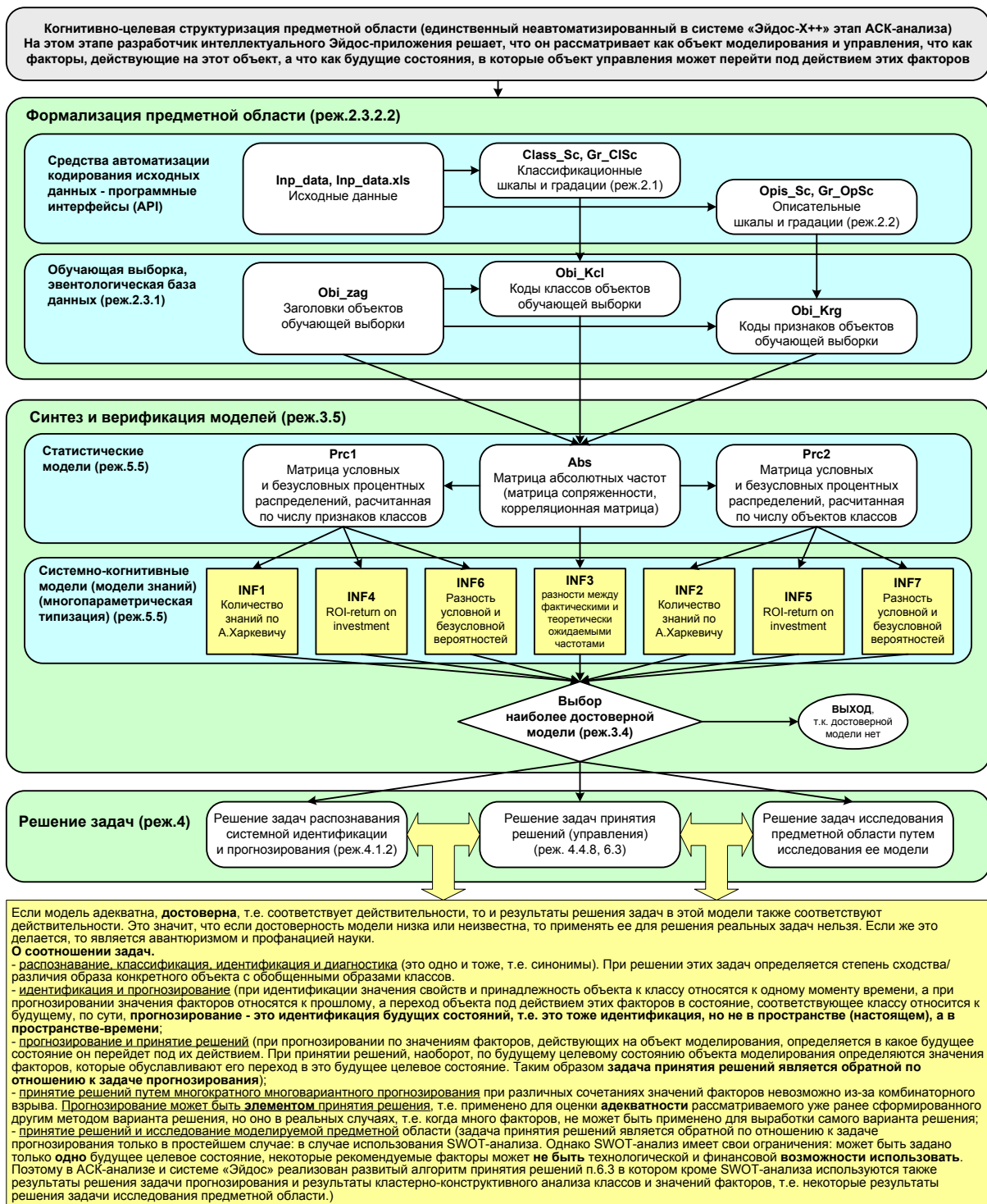


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

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* выступают **почвы**, в качестве *факторов* вид обработки **почвы**, вид удобрений и фазы вегетации пшеницы (таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов **агро-физические показатели почвы** (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ЦЕНА

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Opis_Sc.dbf

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	FPS в игре Assassin's Creed Valhalla
2	FPS в игре Battlefield 5
3	FPS в игре Cyberpunk 2077
4	FPS в игре Far Cry 5
5	Общая производительность в бенчмарках
6	Ядра NVIDIA CUDA
7	Тактовая частота с ускорением, Гц
8	Базовая тактовая частота, Гц
9	Кол-во памяти, ГБ
10	Тип памяти
11	Разрядность шины памяти, бит
12	Ядра RT
13	Тензорные ядра
14	Архитектура NVIDIA
15	NVIDIA DLSS
16	NVIDIA Broadcast
17	PCI Express
18	Resizable BAR
19	NVIDIA FreeStyle
20	NVIDIA ShadowPlay
21	NVIDIA Highlights
22	Драйверы NVIDIA Studio
23	NVIDIA Omniverse
24	NVIDIA GPU Boost
25	NVIDIA NVLink с поддержкой SLI
26	Vulkan RT API, OpenGL 4.6
27	Энкодер NVIDIA (NVENC)
28	Декодер NVIDIA (NVDEC)
29	CUDA-возможности
30	Поддержка VR
31	Одновременно подключаемые мониторы
32	HDCP
33	Длина, см
34	Ширина, см
35	Высота, кол-во слотов
36	Максимальная температура видеокарты, С
37	Энергопотребление, Вт

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Class_Sc.dbf

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 в самых различных направлениях науки и решения практических задач в самых различных предметных областях, практически почти везде, где человек применяет естественный интеллект.

Используя стандартные возможности MS Excel, **объединим** исходные данные из таблиц 3 и 4 и представим их в виде, стандартном для системы «Эйдос» (таблица 5):

Таблица 3 – Таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

Объект	Цена, руб	FPS в игре Assassin's Creed Valhalla	FPS в игре Battlefield 5	FPS в игре Cyberpunk 2077	FPS в игре Far Cry 5	Общая производительность в бенчмарках	Ядро NVIDIA CUDA	Тактовая частота с ускорением, Гц	Базовая тактовая частота, Гц	Мем. чипов, Гб	Тип памяти	Разрядность шины памяти, бит	Ядро RT	Тензорные ядра	Архитектура NVIDIA	NVIDIA DLSS	NVIDIA Broadcast	PCI Express	Resizable BAR	NVIDIA Freestyle
GeForce GTX 1650	8999	5	21	29	19	26,56	896	1,67	1,5	4	GDDR5	128 нет	2-е покол Turing	Нет	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Да
GeForce GTX 1650 Super	9237	5	24	3	27	34,2	1280	1,73	1,5	4	GDDR5	128 нет	2-е покол Turing	Нет	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Да
GeForce GTX 1660	12999	15	43	10	29	39,89	1408	1,79	1,5	6	GDDR5	192 нет	2-е покол Turing	Нет	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Да
GeForce GTX 1660 Super	13999	18	36	11	33	43,35	1408	1,79	1,5	6	GDDR6	192 нет	2-е покол Turing	Нет	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Да
GeForce GTX 1660 Ti	16999	19	43	11	35	40,23	1536	1,77	1,5	6	GDDR6	192 нет	2-е покол Turing	Нет	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Да
GeForce GTX 1070	23999	48	45	48	35	45,85	1920	1,68	1,5	8	GDDR5	256 нет	Нет	Pascal	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Нет
GeForce GTX 1070 Ti	26999	48	47	47	39	49,56	2432	1,68	1,6	8	GDDR5	256 нет	Нет	Pascal	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Нет
GeForce GTX 1080	34999	53	53	53	42	52,04	2560	1,73	1,6	8	GDDR5	256 нет	Нет	Pascal	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Нет
GeForce GTX 1080 Ti	40999	63	70	63	55	62,49	3584	1,58	1,48	11	GDDR5X	352 нет	Нет	Pascal	Нет	Нет	3.0	Нет	Нет	Нет
GeForce RTX 2060	29990	24	53	48	41	47,44	1920	1,83	1,37	6	GDDR6	192 1-е покол 2-е покол Turing	Да	Нет	3.0	Нет	Нет	Нет	Нет	
GeForce RTX 2060 Super	32990	29	48	18	45	56	2176	1,77	1,47	8	GDDR6	256 1-е покол 2-е покол Turing	Да	Нет	3.0	Нет	Нет	Нет	Нет	
GeForce RTX 2070	34990	31	55	58	49	54,53	2304	1,71	1,41	8	GDDR6	256 1-е покол 2-е покол Turing	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 2070 Super	39990	32	53	22	54	61,59	2560	1,77	1,61	8	GDDR6	256 1-е покол 2-е покол Turing	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 2080	41990	38	76	63	59	63,54	2944	1,8	1,52	8	GDDR6	256 1-е покол 2-е покол Turing	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 2080 Super	56990	36	68	68	61	66,11	3072	1,82	1,65	8	GDDR6	256 1-е покол 2-е покол Turing	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 2080 Ti	95990	46	86	73	78	73,97	4352	1,64	1,35	11	GDDR6	352 1-е покол 2-е покол Turing	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 3070	45490	43	70	30	70	75,39	5888	1,73	1,5	8	GDDR6	256 2-е покол 3-е покол Ampere	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 3070 Ti	57990	42	68	27	68	79,94	6144	1,77	1,58	8	GDDR6X	256 2-е покол 3-е покол Ampere	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 3080	63490	52	91	43	94	85,5	8704	1,71	1,44	10	GDDR6X	320 2-е покол 3-е покол Ampere	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 3080	63490	50	95	43	95	86	8960	1,71	1,26	12	GDDR6X	384 2-е покол 3-е покол Ampere	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 3080 Ti	116990	61	136	93	108	92,24	10240	1,67	1,37	12	GDDR6X	384 2-е покол 3-е покол Ampere	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 3090	136990	56	113	46	105	90,06	10496	1,7	1,4	24	GDDR6X	384 2-е покол 3-е покол Ampere	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	
GeForce RTX 3090 Ti	167990	73	103	53	103	100	10752	1,86	1,67	24	GDDR6X	384 2-е покол 3-е покол Ampere	Да	Да	4.0	Да	Да	Да	Да	

Примечание: В формате MS Excel таблицу 5 можно скачать по ссылке:
http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/Applications-000345/Inp_data.xls .

Таблица 5 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 23 наблюдений;
- каждое **наблюдение** описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. агро-физическими показателями почвы, выраженными в числовых шкалах в разных единицах измерения (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;
- 1-я колонка – название рассматриваемой модели (не является шкалой);
- вторая колонка – это классификационная шкала – это шкалы **числового** типа описывающие **результаты** действия факторов, в данном

случае **агро-физические показатели почвы** в различных единицах измерения: плотность **почвы** на разных глубинах, размеры агрегатов и коэффициент структурности (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 [11]: например количество и качество продукции, прибыль и рентабельность. В системе «Эйдос» существует не очень жестко ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 3-й по 39-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования: значения FPS в различных играх и бенчмарках, а также физические параметры и поддерживаемые технологии (таблица 1). Эти шкалы имеют текстовый тип и их градациями являются лингвистические переменные;

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 жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 5.

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.Чердниченко
	2.3.2.12. Прогнозирование землетрясений методом Н.А.Чердниченко
	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 5, 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):

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с **реальными параметрами**, использованными в данной работе, приведены на рисунках 8.

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

Под несбалансированностью данных понимается неравномерность распределения значений свойств объекта моделирования или действующих на него факторов по диапазону изменения значений числовых шкал.

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls" в систему "Эйдос++" и формализации предметной области.

- Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp_data.xls(x), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.
- Файл исходных данных должен иметь имя: Inp_data.xls(x), а файл распознаваемой выборки имя: Inp_rasp.xls(x). Файлы Inp_data.xls(x) и Inp_rasp.xls(x) должны находиться в папке .../AIDOS-X/AID_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 переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будет добавляться наименование градаций. В числовых шкалах надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ОДИНАКОВОЕ.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длиннее до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel-2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних возможно до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (бывших состояниях объекта управления), к которым принадлежат объекты обучающей выборки.
- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значениях факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное числовое или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных NP_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.
- Распознаваемая выборка формируется на основе файла INP_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознаваемой выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть такая же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в них.

Принцип организации таблицы исходных данных:

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной 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

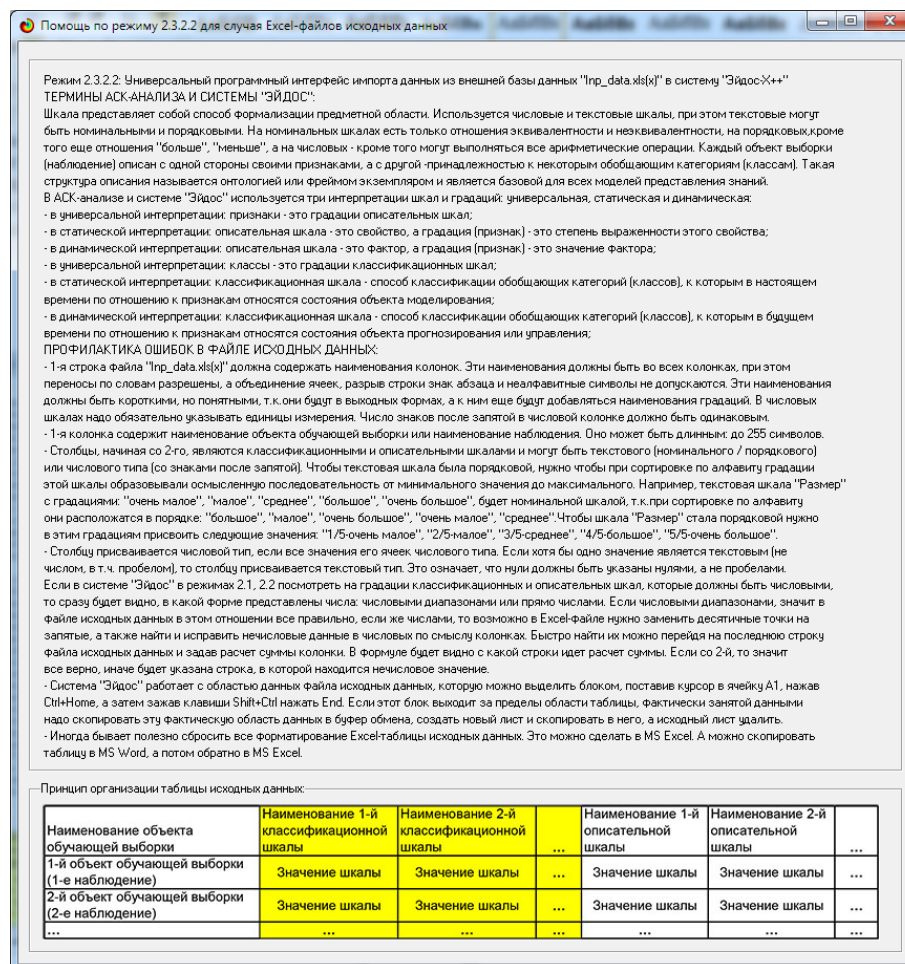


Рисунок 4. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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 XLSX-файла
☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-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_davg.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}")

Ok Cancel

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [10 классов x 98 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных шкал	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	1	10	10,00	17	51	3,00
Текстовые	0	0	0,00	20	47	2,35
ВСЕГО:	1	10	10,00	37	98	2,65

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

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации Выйти на создание модели

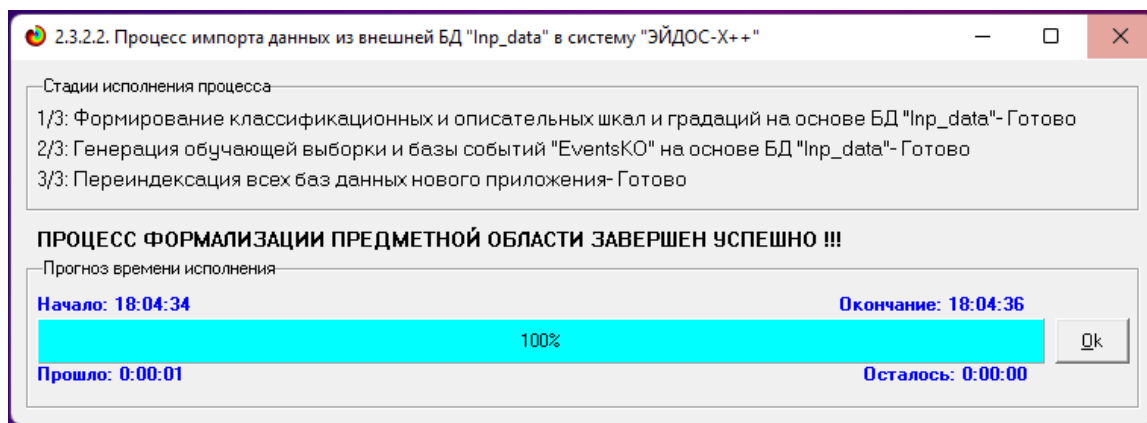


Рисунок 5. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0, 24898.1}
2	ЦЕНА, РУБ-2/10-{24898.1, 40797.2}
3	ЦЕНА, РУБ-3/10-{40797.2, 56696.3}
4	ЦЕНА, РУБ-4/10-{56696.3, 72595.4}
5	ЦЕНА, РУБ-5/10-{72595.4, 88494.5}
6	ЦЕНА, РУБ-6/10-{88494.5, 104393.6}
7	ЦЕНА, РУБ-7/10-{104393.6, 120292.7}
8	ЦЕНА, РУБ-8/10-{120292.7, 136191.8}
9	ЦЕНА, РУБ-9/10-{136191.8, 152090.9}
10	ЦЕНА, РУБ-10/10-{152090.9, 167990.0}

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Classes.dbf

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации

KOD_ATR	NAME_ATR
1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-{5.0000000, 27.6666667}
2	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3-{27.6666667, 50.3333333}
3	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3-{50.3333333, 73.0000000}
4	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3-{21.0000000, 59.3333333}
5	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3-{59.3333333, 97.6666667}
6	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3-{97.6666667, 136.0000000}
7	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-1/3-{3.0000000, 33.0000000}
8	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-2/3-{33.0000000, 63.0000000}
9	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-3/3-{63.0000000, 93.0000000}
10	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3-{19.0000000, 48.6666667}
11	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-2/3-{48.6666667, 78.3333333}
12	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-3/3-{78.3333333, 108.0000000}
13	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3-{26.5600000, 51.0400000}
14	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-2/3-{51.0400000, 75.5200000}
15	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-3/3-{75.5200000, 100.0000000}
16	ЯДРА NVIDIA CUDA-1/3-{896.0000000, 4181.3333333}
17	ЯДРА NVIDIA CUDA-2/3-{4181.3333333, 7466.6666667}
18	ЯДРА NVIDIA CUDA-3/3-{7466.6666667, 10752.0000000}
19	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-1/3-{1.5800000, 1.6733333}
20	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-2/3-{1.6733333, 1.7666667}
21	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-3/3-{1.7666667, 1.8600000}
22	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-1/3-{1.2600000, 1.3966667}
23	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-2/3-{1.3966667, 1.5333333}
24	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-3/3-{1.5333333, 1.6700000}
25	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ-1/3-{4.0000000, 10.6666667}
26	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ-2/3-{10.6666667, 17.3333333}
27	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ-3/3-{17.3333333, 24.0000000}
28	ТИП ПАМЯТИ-GDDR5
29	ТИП ПАМЯТИ-GDDR5X
30	ТИП ПАМЯТИ-GDDR6
31	ТИП ПАМЯТИ-GDDR6X

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Attributes.dbf

Таблица 6 – Обучающая выборка

NAME_O BJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N1 0	N1 1	N1 2	N1 3	N1 4	N1 5	N1 6	N1 7	N1 8	N1 9	N2 0	N2 1
GeForce GTX 1650	1	1	4	7	10	13	16	19	23	25	28	32	37	38	43	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1650 Super	1	1	4	7	10	13	16	20	23	25	28	32	37	38	43	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1660	1	1	4	7	10	13	16	21	23	25	28	32	37	38	43	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1660 Super	1	1	4	7	10	13	16	21	23	25	30	32	37	38	43	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1660 Ti	1	1	4	7	10	13	16	21	23	25	30	32	37	38	43	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1070	1	2	4	8	10	13	16	20	23	25	28	33	37	40	42	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1070 Ti	2	2	4	8	10	13	16	20	24	25	28	33	37	40	42	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1080	2	3	4	8	10	14	16	20	24	25	28	33	37	40	42	45	47	48	51	53
GeForce GTX 1080 Ti	3	3	5	8	11	14	16	19	23	26	29	34	37	40	42	45	47	48	51	53
GeForce RTX 2060	2	1	4	8	10	13	16	21	22	25	30	32	35	38	43	44	47	48	51	53
GeForce RTX 2060 Super	2	2	4	7	10	14	16	21	23	25	30	33	35	38	43	44	47	48	51	53
GeForce RTX 2070	2	2	4	8	11	14	16	20	23	25	30	33	35	38	43	44	46	49	50	52
GeForce RTX 2070 Super	2	2	4	7	11	14	16	21	24	25	30	33	35	38	43	44	46	49	50	52
GeForce RTX 2080	3	2	5	8	11	14	16	21	23	25	30	33	35	38	43	44	46	49	50	52
GeForce RTX 2080 Super	4	2	5	9	11	14	16	21	24	25	30	33	35	38	43	44	46	49	50	52
GeForce RTX 2080 Ti	6	2	5	9	11	14	17	19	22	26	30	34	35	38	43	44	46	49	50	52
GeForce RTX 3070	3	2	5	7	11	14	17	20	23	25	30	33	36	39	41	44	46	49	50	52
GeForce RTX 3070 Ti	4	2	5	7	11	15	17	21	24	25	31	33	36	39	41	44	46	49	50	52
GeForce RTX 3080	4	3	5	8	12	15	18	20	23	25	31	34	36	39	41	44	46	49	50	52
GeForce RTX 3080 Ti	7	3	6	9	12	15	18	19	22	26	31	34	36	39	41	44	46	49	50	52
GeForce RTX 3090	9	3	6	8	12	15	18	20	23	27	31	34	36	39	41	44	46	49	50	52
GeForce RTX 3090 Ti	10	3	6	8	12	15	18	21	24	27	31	34	36	39	41	44	46	49	50	52

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\EventsKO.dbf

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». Они открываются в MS Excel или могут быть конвертированы в файлы xls, xlsx с помощью онлайн-сервисов.

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос». Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и СК-модели, подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко. Отметим лишь, 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) (рисунок 3).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике и обеспечивает [2, 3] сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных (см. Help режима 2.3.2.2) рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 9).

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 10).

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

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 9) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к

условным и безусловным относительным частотам (частотам) (таблица 10) является весьма обоснованным и логичным.

Таблица 7 – 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				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

Таблица 8 – 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				$P_{\Sigma j}$			

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 9), а матрицы условных и безусловных процентных

распределений (таблица 10) и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 12), в частности матрица информативностей.

Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [6].

В системе «Эйдос» этот подход применяется *всегда* при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 9 и 10 с использованием **частных критериев, знаний** приведенных таблице 11, рассчитываются матрицы семи системно-когнитивных моделей (таблица 12).

В таблице 11 приведены формулы:

- для сравнения **фактических и теоретических абсолютных частот**;
- для сравнения **условных и безусловных относительных частот** («вероятностей»).

И это сравнение в таблицах 9 и 10 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 11), 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**.

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).

Таблица 9– 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)	$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота}.$	
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	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

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_{ij} – 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.

Таким образом, мы видим, что **все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом**. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат 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%.

Таблица 10 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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 [6].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 12 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 11), 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 12).

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 11 – 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	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (рисунок 9):

3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

☒ 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот:

☒ 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 безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Текущая модель

☐ 1. ABS
☐ 2. PRC1
☐ 3. PRC2
☒ 4. INF1
☐ 5. INF2
☐ 6. INF3
☐ 7. INF4
☐ 8. INF5
☐ 9. INF6
☐ 10. INF7

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую:

Пояснение по алгоритму верификации

Какие объекты обуч. выборки копировать:

☒ Копировать всю обучающую выборку
☐ Копировать только текущий объект
☐ Копировать каждый N-й объект
☐ Копировать N случайных объектов
☐ Копировать объекты от N1 до N2 (fastest)
☐ Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять из обуч. выборки скопированные объекты:

☒ Не удалять
☐ Удалять

Пояснение по алгоритму верификации:

Подробнее

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Для каждой заданной модели выполнить:

☒ Синтез и верификацию
☐ Только верификацию
☐ Только синтез

Задайте процессор:

☒ CPU ☐ GPU

Задайте алгоритм:

☐ Классика - дольше
☒ Упрощенно-быстрее

Использование только наиболее достоверных результатов распознавания: Rasp.dbf и целесообразность применения бутстрепного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 11694 байт, т.е.: 0.0005445 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

Задайте, сколько % от исходной БД Rasp.dbf оставить, удаляя наименее достоверные результаты распознавания:

В применении бутстрепного подхода нет необходимости. Синтез и верификация моделей будут выполнены на основе всей выборки.

Ok

Cancel

3.5. Синтез и верификация моделей

Стадии исполнения процесса

Шаг 1-й из 11: Копирование обучающей выборки в распознаваемую - Готово

Шаг 2-й из 11: Синтез стат. модели "ABS" (расчет матрицы абсолютных частот) - Готово

Шаг 3-й из 11: Синтез стат. моделей "PRC1" и "PRC2" (усл. безуслов. % распр.) - Готово

Шаг 4-й из 11: Синтез моделей знаний: INF1-INF7 - Готово

НАЧАЛО ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ИСПОЛНЕНИЕ: _____...

Шаг 5-й из 11: Задание модели "INF7" в качестве текущей - Готово

Шаг 6-й из 11: Пакетное распознавание в модели "INF7" - Готово

Шаг 7-й из 11: Измерение достоверности модели: "Inf7" - Интегральный критерий: "Сумма знаний" - Готово

КОНЕЦ ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ГОТОВО: _____...

Шаг 8-й из 11: Объединение БД DostRsp# в БД DostRasp - Готово

Шаг 9-й из 11: Печать сводной формы по результатам верификации моделей - Готово

Шаг 10-й из 11: Создание формы: "Достоверность идент. классов в различных моделях" - Готово

Шаг 11-й из 11: "Присвоение заданной модели: Inf1 статуса текущей" - Готово

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей успешно завершены !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 18:26:19

Окончание: 18:26:29

100%

Ok

Прошло: 0:00:09

Осталось: 0:00:00

Рисунок 6. 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 10-13:

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА, Руб 1/10 (8999.0, 24898.1)	2. ЦЕНА, Руб 2/10 (24898.1, 40797.2)	3. ЦЕНА, Руб 3/10 (40797.2, 56696.3)	4. ЦЕНА, Руб 4/10 (56696.3, 72595.4)	5. ЦЕНА, Руб 5/10 (72595.4, 88494.5)	6. ЦЕНА, Руб 6/10 (88494.5, 104393.6)	7. ЦЕНА, Руб 7/10 (104393.6, 120292.7)	8. ЦЕНА, Руб 8/10 (120292.7, 136191.8)	9. ЦЕНА, Руб 9/10 (136191.8, 152090.9)	10. ЦЕНА, Руб 10/10 (152090.9, 167990.0)
1.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3 (5.0000000, 27.6666667)	5.0	1.0								
2.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3 (27.6666667, 50.3333333)	1.0	4.0	2.0	3.0		1.0				
3.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3 (50.3333333, 73.0000000)		1.0	1.0	1.0			1.0		1.0	
4.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3 (21.0000000, 59.3333333)	6.0	6.0								
5.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3 (59.3333333, 97.6666667)			3.0	4.0		1.0				
6.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3 (97.6666667, 136.0000000)							1.0		1.0	
7.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-1/3 (3.0000000, 33.0000000)	5.0	2.0	1.0	1.0						
8.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-2/3 (33.0000000, 63.0000000)	1.0	4.0	2.0	2.0					1.0	
9.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-3/3 (63.0000000, 93.0000000)				1.0		1.0	1.0			
10.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3 (19.0000000, 48.6666667)	6.0	4.0								
11.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-2/3 (48.6666667, 78.3333333)		2.0	3.0	2.0		1.0				
12.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-3/3 (78.3333333, 108.0000000)				2.0			1.0		1.0	
13.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3 (26.5600000, 51.0400000)	6.0	2.0								
14.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-2/3 (51.0400000, 75.5200000)		4.0	3.0	1.0		1.0				
15.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-3/3 (75.5200000, 100.0000000)				3.0			1.0		1.0	
16.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-1/3 (896.0000000, 4181.3333333)	6.0	6.0	2.0	1.0						
17.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-2/3 (4181.3333333, 7466.6666667)			1.0	1.0		1.0				
18.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-3/3 (7466.6666667, 10752.0000000)				2.0			1.0		1.0	
19.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-1/3 (1.5800000, 1.6733333)	1.0		1.0			1.0	1.0			
20.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-2/3 (1.6733333, 1.7666667)	2.0	3.0	1.0	2.0					1.0	
21.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-3/3 (1.7666667, 1.8600000)	3.0	3.0	1.0	2.0						
22.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-1/3 (1.2600000, 1.3966667)		1.0		1.0		1.0	1.0			
23.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-2/3 (1.3966667, 1.5333333)	6.0	2.0	3.0	1.0					1.0	

Рисунок 7. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот

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. ЦЕНА, Руб 1/10 (8999.00000, 24898.10000)	2. ЦЕНА, Руб 2/10 (24898.10000, 40797.20000)	3. ЦЕНА, Руб 3/10 (40797.20000, 56696.30000)	4. ЦЕНА, Руб 4/10 (56696.30000, 72595.40000)	5. ЦЕНА, Руб 5/10 (72595.40000, 88494.50000)	6. ЦЕНА, Руб 6/10 (88494.50000, 104393.60000)	7. ЦЕНА, Руб 7/10 (104393.60000, 120292.70000)	8. ЦЕНА, Руб 8/10 (120292.70000, 136191.80000)	9. ЦЕНА, Руб 9/10 (136191.80000, 152090.90000)	10. ЦЕНА, Руб 10/10 (152090.90000, 167990.00000)	Безусл. вероятн.	Средн.
1.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3 (5.0000000, 27.6666667)	83.333	16.667									26.087	1
2.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3 (27.6666667, 50.3333333)	16.667	66.667	66.667	75.000		100.000					47.826	3
3.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3 (50.3333333, 73.0000000)		16.667	33.333	25.000			100.000		100.000	100.000	26.087	3
4.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3 (21.0000000, 59.3333333)	100.000	100.000									52.174	2
5.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3 (59.3333333, 97.6666667)			100.000	100.000		100.000					34.783	3
6.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3 (97.6666667, 136.0000000)							100.000		100.000	100.000	13.043	3
7.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-1/3 (3.0000000, 33.0000000)	83.333	33.333	33.333	25.000							39.130	1
8.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-2/3 (33.0000000, 63.0000000)	16.667	66.667	66.667	50.000				100.000	100.000		47.826	4
9.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-3/3 (63.0000000, 93.0000000)				25.000		100.000	100.000				13.043	2
10.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3 (19.0000000, 48.6666667)	100.000	66.667									43.478	1
11.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-2/3 (48.6666667, 78.3333333)		33.333	100.000	50.000		100.000					34.783	2
12.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-3/3 (78.3333333, 108.0000000)				50.000			100.000		100.000	100.000	21.739	3
13.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3 (26.5600000, 51.0400000)	100.000	33.333		25.000							34.783	1
14.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-2/3 (51.0400000, 75.5200000)		66.667	100.000	75.000		100.000					39.130	2
15.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-3/3 (75.5200000, 100.0000000)							100.000		100.000	100.000	26.087	3
16.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-1/3 (896.0000000, 4181.3333333)	100.000	100.000	66.667	25.000							65.217	2
17.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-2/3 (4181.3333333, 7466.6666667)			33.333	25.000		100.000					13.043	1
18.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-3/3 (7466.6666667, 10752.0000000)				50.000			100.000		100.000	100.000	21.739	3
19.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-1/3 (1.5800000, 1.6733333)	16.667		33.333			100.000	100.000				17.391	2
20.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-2/3 (1.6733333, 1.7666667)	33.333	50.000	33.333	50.000				100.000			39.130	2
21.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-3/3 (1.7666667, 1.8600000)	50.000	50.000	33.333	50.000					100.000		43.478	2
22.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-1/3 (1.2600000, 1.3966667)		16.667		25.000		100.000	100.000				17.391	2
23.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-2/3 (1.3966667, 1.5333333)	100.000	33.333	100.000	25.000				100.000			56.522	3

Рисунок 8. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА, Руб 1/10 (8999 0000000, 24898 1000000)	2. ЦЕНА, Руб 2/10 (24898 1000000, 40797 2000000)	3. ЦЕНА, Руб 3/10 (40797 2000000, 56696 3000000)	4. ЦЕНА, Руб 4/10 (56696 3000000, 72595 4000000)	5. ЦЕНА, Руб 5/10 (72595 4000000, 88494 5000000)	6. ЦЕНА, Руб 6/10 (88494 5000000, 104393 6000000)	7. ЦЕНА, Руб 7/10 (104393 6000000, 120292 7000000)	8. ЦЕНА, Руб 8/10 (120292 7000000, 136191 8000000)	9. ЦЕНА, Руб 9/10 (136191 8000000, 152090 9000000)
1.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-(5.0000000, 27.6666667)	0.572	-0.221							
2.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3-(27.6666667, 50.3333333)	-0.519	0.164	0.164	0.222		0.363			
3.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3-(50.3333333, 73.0000000)		-0.221	0.121	-0.021			0.662		0.6
4.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3-(21.0000000, 59.3333333)	0.320	0.320							
5.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3-(59.3333333, 97.6666667)			0.520	0.520		0.520			
6.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3-(97.6666667, 136.0000000)							1.003		1.0
7.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-1/3-(3.0000000, 33.0000000)	0.372	-0.079	-0.079	-0.221					
8.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-2/3-(33.0000000, 63.0000000)	-0.519	0.164	0.164	0.022					0.3
9.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-3/3-(63.0000000, 93.0000000)				0.320		1.003	1.003		
10.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3-(19.0000000, 48.6666667)	0.410	0.210							
11.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-2/3-(48.6666667, 78.3333333)		-0.021	0.520	0.179		0.520			
12.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-3/3-(78.3333333, 108.0000000)				0.410			0.751		0.7
13.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3-(26.5600000, 51.0400000)	0.520	-0.021							
14.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-2/3-(51.0400000, 75.5200000)		0.262	0.462	-0.221		0.462			
15.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-3/3-(75.5200000, 100.0000000)				0.520			0.662		0.6
16.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-1/3-(896.0000000, 4181.3333333)	0.210	0.210	0.011	-0.472					
17.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-2/3-(4181.3333333, 7466.6666667)			0.462	0.320		1.003			
18.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-3/3-(7466.6666667, 10752.0000000)				0.410			0.751		0.7
19.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-1/3-(1.5800000, 1.6733333)	-0.021		0.320			0.861	0.861		
20.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-2/3-(1.6733333, 1.7666667)	-0.079	0.121	-0.079	0.121					0.4
21.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-3/3-(1.7666667, 1.8600000)	0.069	0.069	-0.131	0.069					
22.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-1/3-(1.2600000, 1.3966667)		-0.021		0.179		0.861	0.861		
23.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-2/3-(1.3966667, 1.5333333)	0.281	-0.260	0.281	-0.402					0.2

Рисунок 9. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информантностей (по А.Харкевичу)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА, Руб 1/10 (8999 0000000, 24898 1000000)	2. ЦЕНА, Руб 2/10 (24898 1000000, 40797 2000000)	3. ЦЕНА, Руб 3/10 (40797 2000000, 56696 3000000)	4. ЦЕНА, Руб 4/10 (56696 3000000, 72595 4000000)	5. ЦЕНА, Руб 5/10 (72595 4000000, 88494 5000000)	6. ЦЕНА, Руб 6/10 (88494 5000000, 104393 6000000)	7. ЦЕНА, Руб 7/10 (104393 6000000, 120292 7000000)	8. ЦЕНА, Руб 8/10 (120292 7000000, 136191 8000000)	9. ЦЕНА, Руб 9/10 (136191 8000000, 152090 9000000)
1.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-(5.0000000, 27.6666667)	3.435	-0.565	-0.783	-1.043		-0.261	-0.261		-0.2
2.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3-(27.6666667, 50.3333333)	-1.870	1.130	0.565	1.087		0.522	-0.478		-0.4
3.0	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3-(50.3333333, 73.0000000)	-1.565	-0.565	0.217	-0.043		-0.261	0.739		0.7
4.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3-(21.0000000, 59.3333333)	2.870	2.870	-1.565	-2.087		-0.522	-0.522		-0.5
5.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3-(59.3333333, 97.6666667)	-2.087	-2.087	1.957	2.609		0.652	-0.348		-0.3
6.0	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3-(97.6666667, 136.0000000)	-0.783	-0.783	-0.391	-0.522		-0.130	0.870		0.8
7.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-1/3-(3.0000000, 33.0000000)	2.652	-0.348	-0.174	-0.565		-0.391	-0.391		-0.3
8.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-2/3-(33.0000000, 63.0000000)	-1.870	1.130	0.565	0.087		-0.478	-0.478		0.5
9.0	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-3/3-(63.0000000, 93.0000000)	-0.783	-0.783	-0.391	0.478		0.870	0.870		-0.1
10.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3-(19.0000000, 48.6666667)	3.391	1.391	-1.304	-1.739		-0.435	-0.435		-0.4
11.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-2/3-(48.6666667, 78.3333333)	-2.087	-0.087	1.957	0.609		0.652	-0.348		-0.3
12.0	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-3/3-(78.3333333, 108.0000000)	-1.304	-1.304	-0.652	1.130		-0.217	0.783		0.7
13.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3-(26.5600000, 51.0400000)	3.913	-0.087	-1.043	-1.391		-0.348	-0.348		-0.3
14.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-2/3-(51.0400000, 75.5200000)	-2.348	1.652	1.826	-0.565		0.609	-0.391		-0.3
15.0	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-3/3-(75.5200000, 100.0000000)	-1.565	-1.565	-0.783	1.957		-0.261	0.739		0.7
16.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-1/3-(896.0000000, 4181.3333333)	2.087	2.087	0.043	-1.609		-0.652	-0.652		-0.6
17.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-2/3-(4181.3333333, 7466.6666667)	-0.783	-0.783	0.609	0.478		-0.130	-0.130		-0.1
18.0	ЯДРА NVIDIA CUDA-3/3-(7466.6666667, 10752.0000000)	-1.304	-1.304	-0.652	1.130		-0.217	0.783		0.7
19.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-1/3-(1.5800000, 1.6733333)	-0.043	-1.043	0.478	-0.696		0.826	0.826		-0.1
20.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-2/3-(1.6733333, 1.7666667)	-0.348	0.652	-0.174	0.435		-0.391	-0.391		0.6
21.0	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-3/3-(1.7666667, 1.8600000)	0.391	0.391	-0.304	0.261		-0.435	-0.435		-0.4
22.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-1/3-(1.2600000, 1.3966667)	-1.043	-0.043	-0.522	0.304		0.826	0.826		-0.1
23.0	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-2/3-(1.3966667, 1.5333333)	2.609	-1.391	1.304	-1.261		-0.565	-0.565		0.4

Рисунок 10 . Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону)

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 [12].

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 F-мерой Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF4 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: $F=0.867$ (1-й рисунок 14).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: $L1=0.961$ (2-й рисунок 14). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

3.4. Обобщенная форма достоверности при разнотипности. Текущая модель: "INF1"													
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Средняя модель: истинно-положительный (STP)	Средняя модель: истинно-отрицательный (STN)	Средняя модель: ложно-положительный (STP)	Средняя модель: ложно-отрицательный (STN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Уласс"	Корреляция абс частот с абс частот по признаку...	23	23	11	4		0.852	1.000	0.920	18.192	3.769		1
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Уласс"	Средняя абс частот по признаку...	23	23		15		0.605	1.000	0.754	14.055			2
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...	23	23	11	4		0.852	1.000	0.920	18.192	3.769		1
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред.	Средняя усл.отн частот по признаку...	23	23		15		0.605	1.000	0.754	17.901			3
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и-го признака.	Корреляция усл.отн частот с о...	23	23	11	4		0.852	1.000	0.920	18.192	3.769		1
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и-го признака.	Средняя усл.отн частот по признаку...	23	23		15		0.605	1.000	0.754	17.901			3
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Семантический резонанс зна...	23	22	14	1	1	0.957	0.957	0.957	13.323	6.233		0
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Средняя знания	23	23	4	11		0.676	1.000	0.807	10.850	0.448		0
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Семантический резонанс зна...	23	22	14	1	1	0.957	0.957	0.957	13.323	6.233		0
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Средняя знания	23	23	4	11		0.676	1.000	0.807	10.850	0.448		0
6. INF3 - частный критерий: Ункварт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	23	23	12	3		0.885	1.000	0.939	16.765	6.998		0
6. INF3 - частный критерий: Ункварт, разности между факти...	Средняя знания	23	23	12	3		0.885	1.000	0.939	10.320	2.191		0
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс зна...	23	23	15			1.000	1.000	1.000	13.317	5.716		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средняя знания	23	23	4	11		0.676	1.000	0.807	8.431	0.114		0
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс зна...	23	23	15			1.000	1.000	1.000	13.317	5.716		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средняя знания	23	23	4	11		0.676	1.000	0.807	8.431	0.114		0
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	23	23	12	3		0.885	1.000	0.939	14.940	5.738		0
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Средняя знания	23	23	4	11		0.676	1.000	0.807	11.547	0.260		1
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	23	23	12	3		0.885	1.000	0.939	14.940	5.738		0
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Средняя знания	23	23	4	11		0.676	1.000	0.807	11.547	0.260		1

Поиск по меркам достоверности Поиск по частотным распределениям TP/TN/FP/FN (TP-FP)/(TN-FN) (T-F)/(T+F)*100 Задать интервал сглаживания

3.4. Обобщенная форма достоверности при разнотипности. Текущая модель: "INF1"													
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	ложно-отрицательный (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Средняя модель: истинно-положительный (STP)	Средняя модель: истинно-отрицательный (STN)	Средняя модель: ложно-положительный (STP)	Средняя модель: ложно-отрицательный (STN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Уласс"	Корреляция абс частот с абс частот по признаку...		0.852	1.000	0.920	18.192	3.769	1.340		0.931	1.000	0.964	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Уласс"	Средняя абс частот по признаку...		0.605	1.000	0.754	14.055	2.774		0.835	1.000	0.910		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...		0.852	1.000	0.920	18.192	3.769	1.340		0.931	1.000	0.964	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред.	Средняя усл.отн частот по признаку...		0.605	1.000	0.754	17.901	3.984		0.818	1.000	0.900		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и-го признака.	Корреляция усл.отн частот с о...		0.852	1.000	0.920	18.192	3.769	1.340		0.931	1.000	0.964	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и-го признака.	Средняя усл.отн частот по признаку...		0.605	1.000	0.754	17.901	3.984		0.818	1.000	0.900		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Семантический резонанс зна...	1	0.957	0.957	0.957	13.323	6.233	0.029	0.032	0.998	0.998	0.998	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Средняя знания		0.676	1.000	0.807	10.850	0.448	0.794		0.932	1.000	0.965	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Семантический резонанс зна...	1	0.957	0.957	0.957	13.323	6.233	0.029	0.032	0.998	0.998	0.998	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Архиву: в.	Средняя знания		0.676	1.000	0.807	10.850	0.448	0.794		0.932	1.000	0.965	
6. INF3 - частный критерий: Ункварт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...		0.885	1.000	0.939	16.765	6.998	0.903		0.949	1.000	0.974	
6. INF3 - частный критерий: Ункварт, разности между факти...	Средняя знания		0.885	1.000	0.939	10.320	2.191	0.507		0.953	1.000	0.976	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс зна...		1.000	1.000	1.000	13.317	5.716			1.000	1.000	1.000	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средняя знания		0.676	1.000	0.807	8.431	0.114	0.590		0.935	1.000	0.966	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс зна...		1.000	1.000	1.000	13.317	5.716			1.000	1.000	1.000	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средняя знания		0.676	1.000	0.807	8.431	0.114	0.590		0.935	1.000	0.966	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...		0.885	1.000	0.939	14.940	5.738	0.382		0.975	1.000	0.987	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Средняя знания		0.676	1.000	0.807	11.547	0.260	1.052		0.916	1.000	0.956	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...		0.885	1.000	0.939	14.940	5.738	0.382		0.975	1.000	0.987	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Средняя знания		0.676	1.000	0.807	11.547	0.260	1.052		0.916	1.000	0.956	

Поиск по меркам достоверности Поиск по частотным распределениям TP/TN/FP/FN (TP-FP)/(TN-FN) (T-F)/(T+F)*100 Задать интервал сглаживания

Рисунок 11. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 15 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3.

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3:

- отрицательные ложные решения вообще практически не встречаются не встречаются, за исключением 1-го случая при уровне различия –10%;

- при уровнях сходства меньше 40% преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. При уровнях сходства выше 50% ложных положительных решений вообще нет;

- **чем выше уровень сходства, тем больше доля истинных решений.**

Поэтому уровень сходства является адекватной внутренней мерой системы «Эйдос», так сказать адекватной мерой самооценки или аудита степени достоверности решений и уровня риска ошибочного решения.

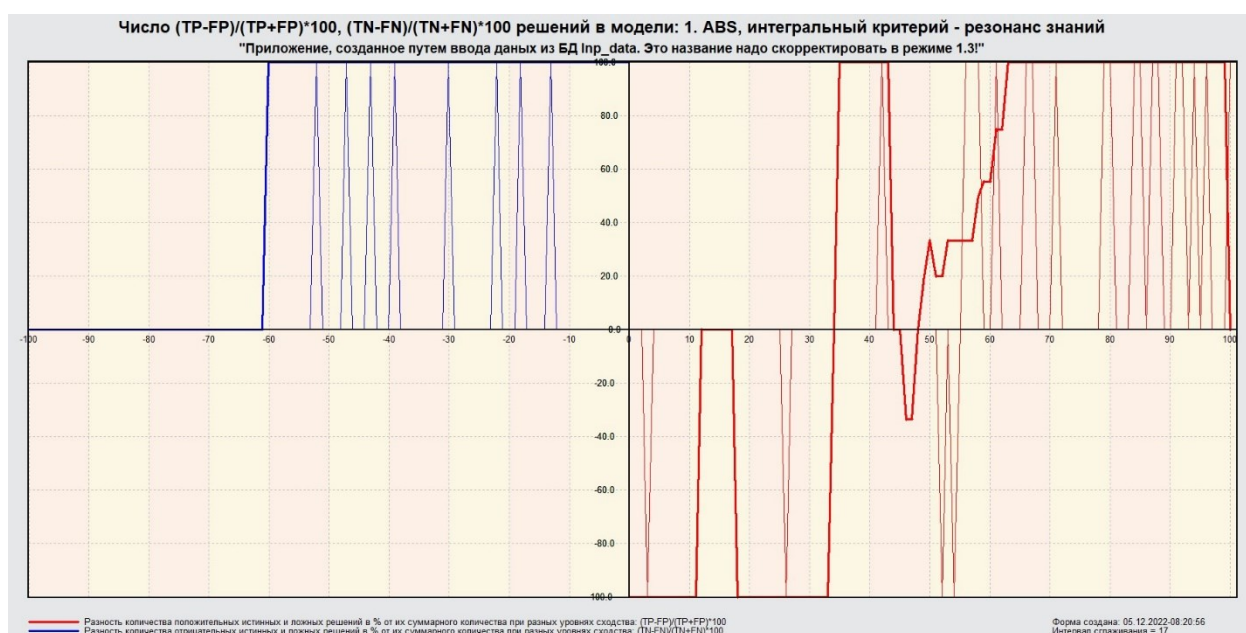
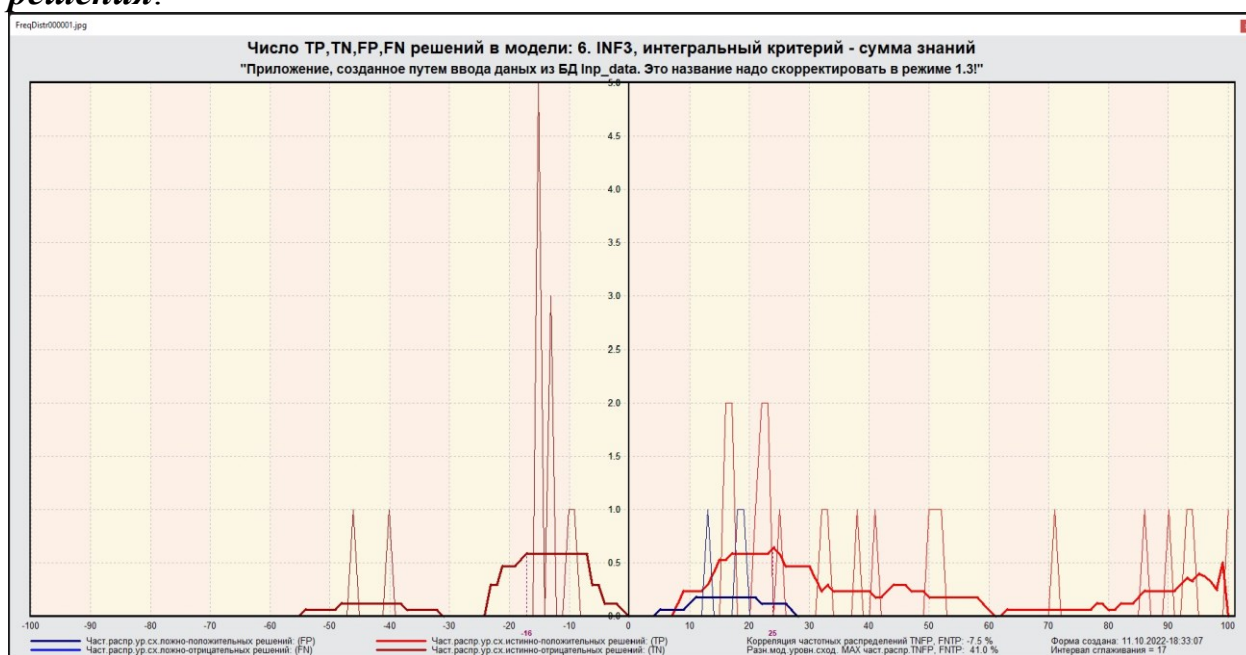
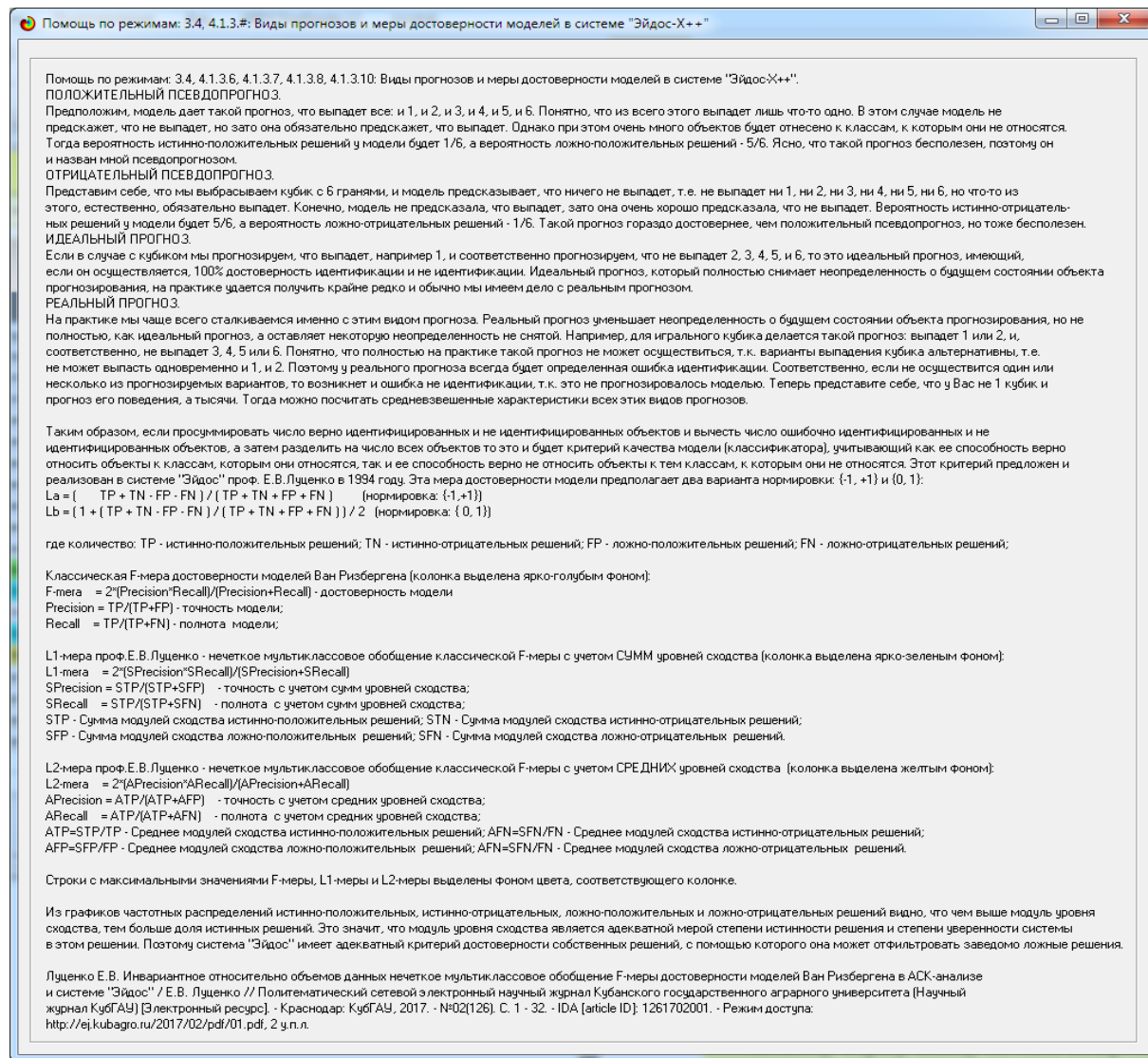


Рисунок 12. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3

На рисунках 16 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.



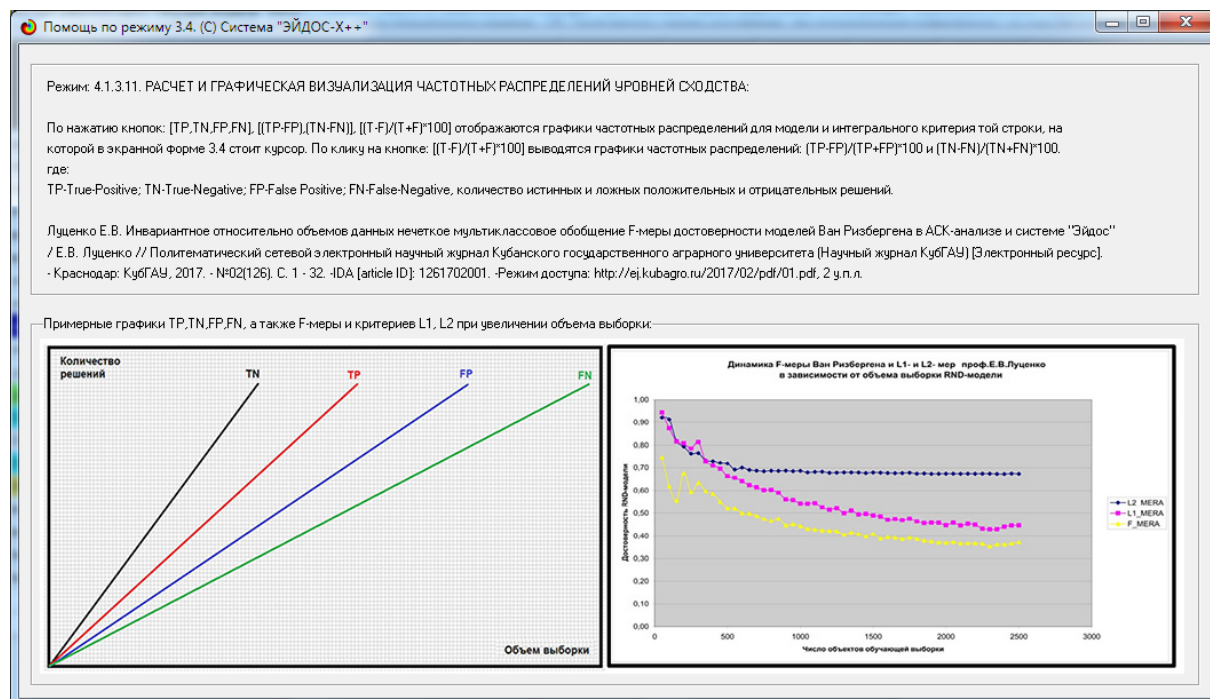


Рисунок 13. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

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 17). 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.

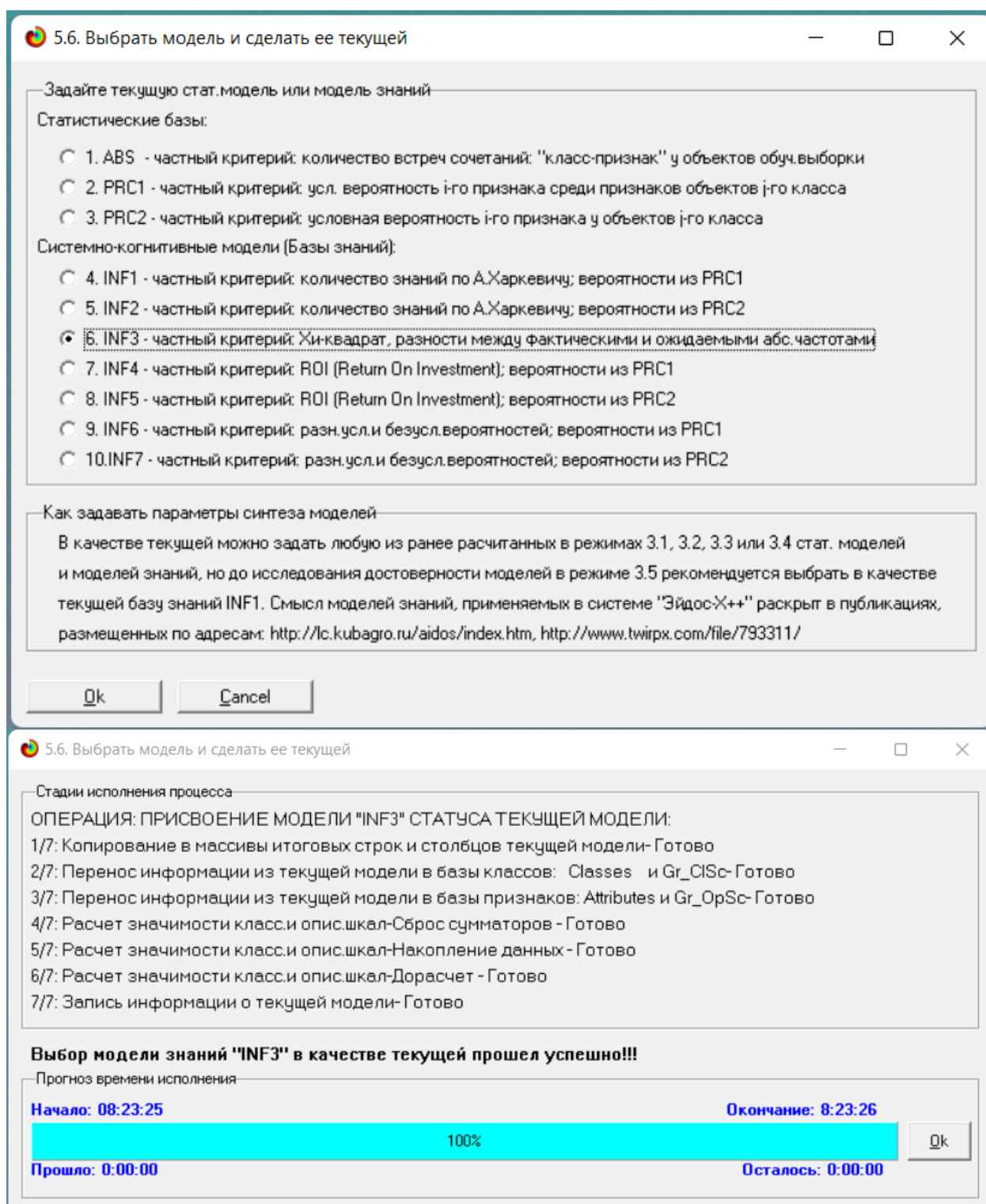


Рисунок 14. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

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 (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 корректны⁹ 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;

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

⁹ В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

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

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.

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

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

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: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_L}$. Поэтому по своей

сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности линейной интерполяции: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$, 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 **неортонормированных** 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.

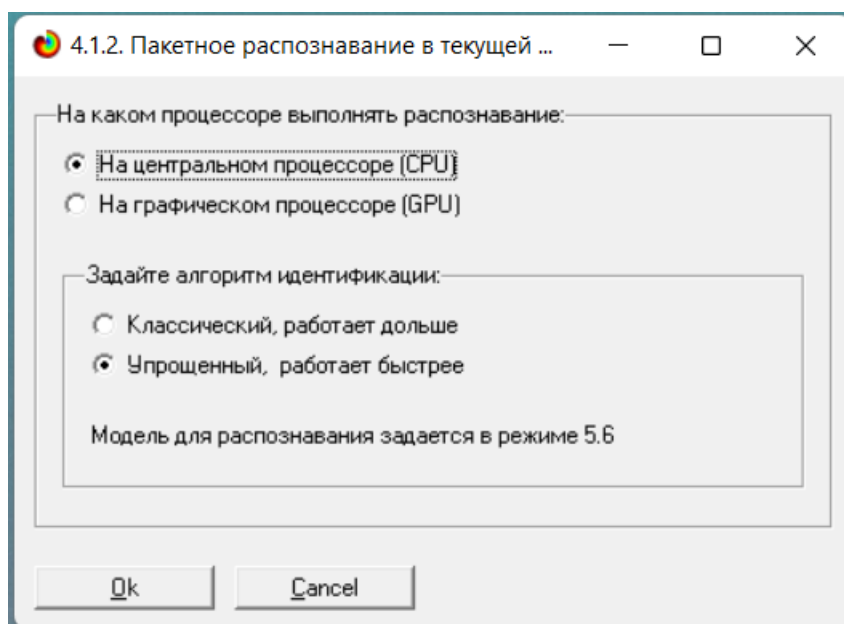
В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии [11, 12].

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 [13, 14] и в ряде других¹⁰.

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 18):



¹⁰ См., например: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm

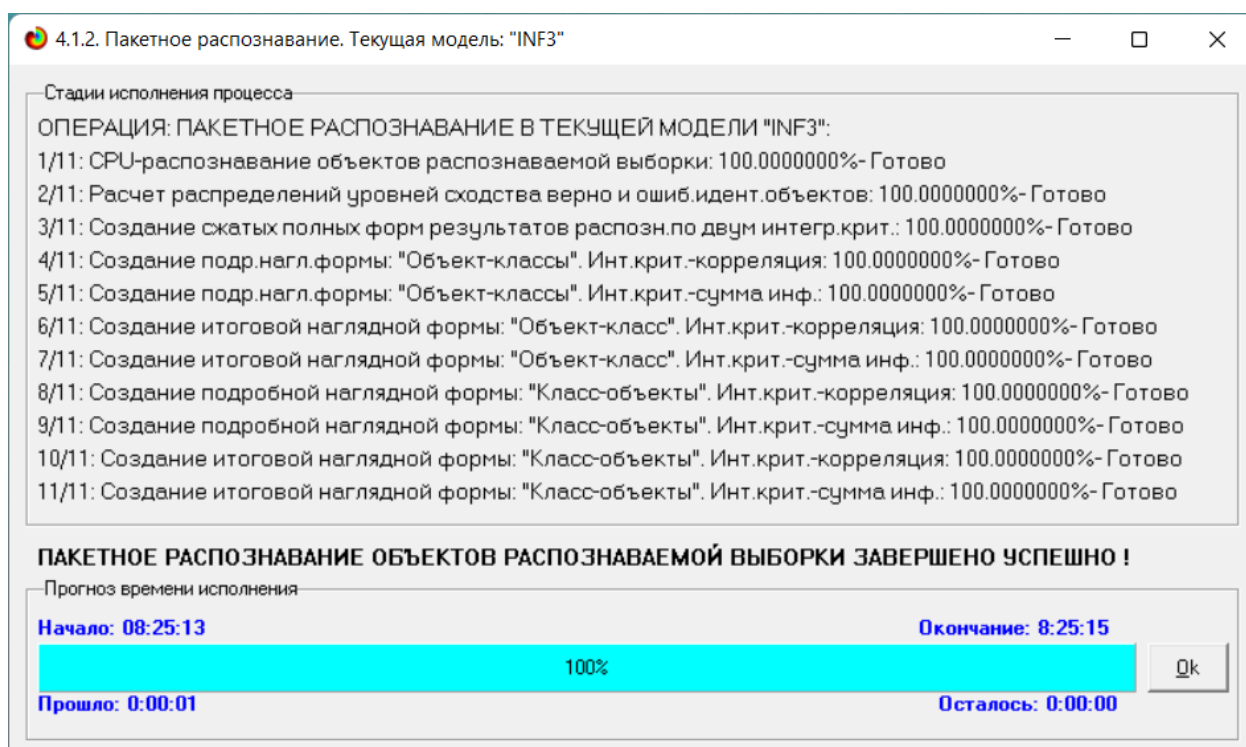


Рисунок 15. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 12 (рисунок 19):

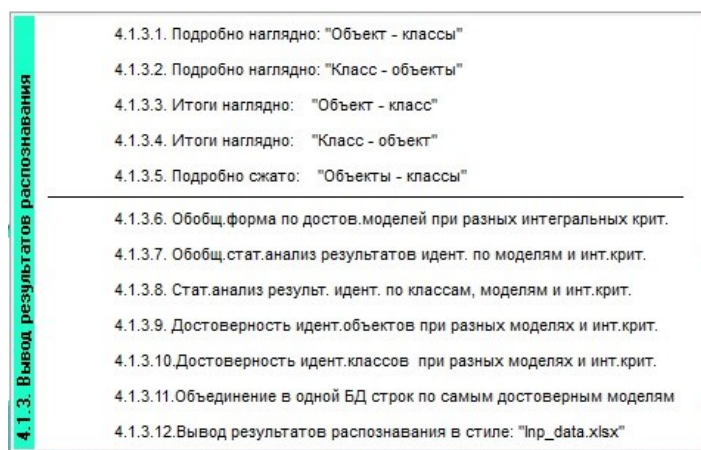


Рисунок 16. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 20):

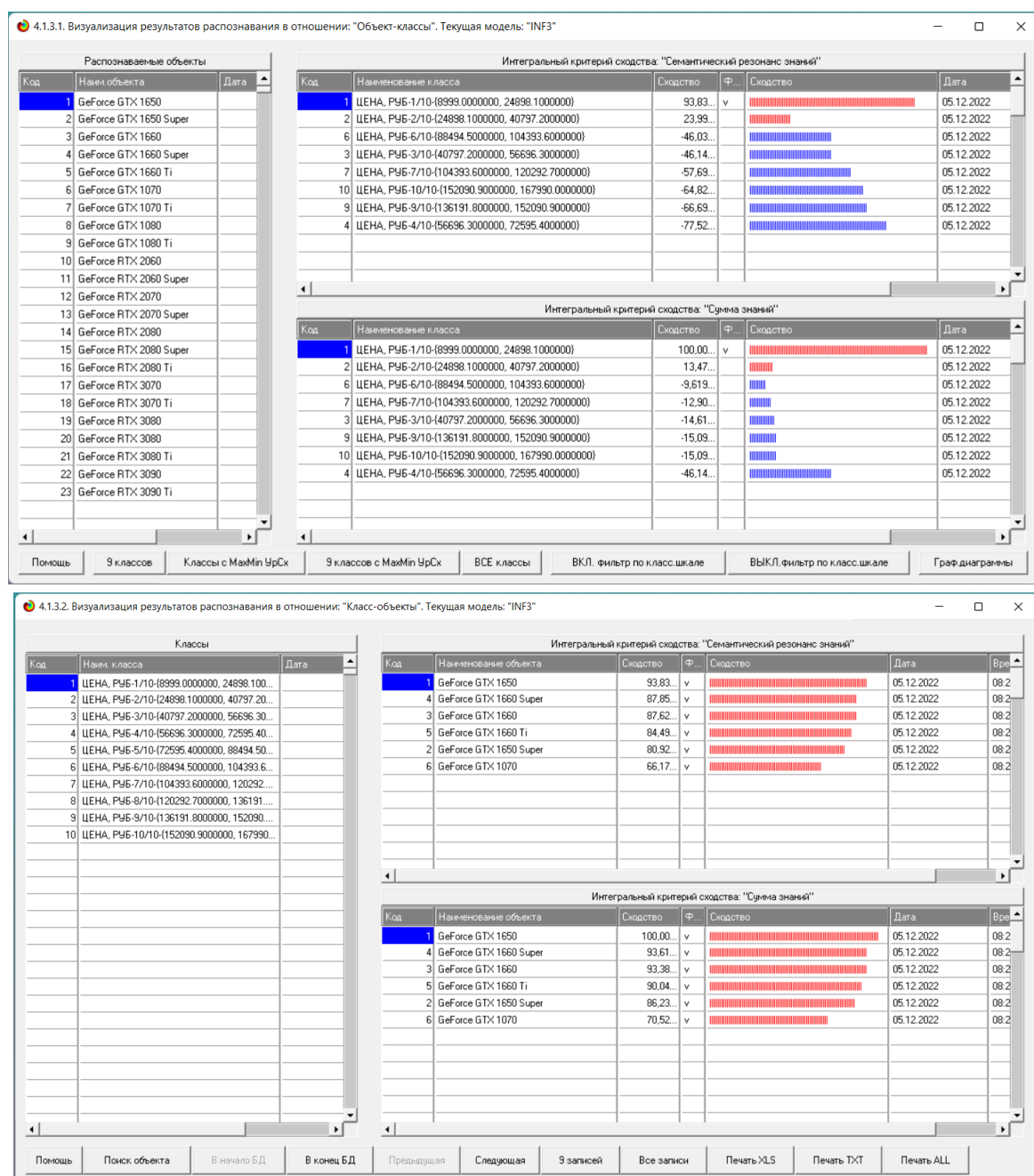


Рисунок 17. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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») [15] (рисунки 21).

Выходные формы, приведенные на рисунках 21, 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.

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	ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}	2.2594727	222	26.0869565
2	ЦЕНА, РУБ-2/10-{24898.1000000, 40797.2000000}	1.1908321	222	26.0869565
3	ЦЕНА, РУБ-3/10-{40797.2000000, 56696.3000000}	0.6716500	111	13.0434783
4	ЦЕНА, РУБ-4/10-{56696.3000000, 72595.4000000}	1.2620051	148	17.3913043
5	ЦЕНА, РУБ-5/10-{72595.4000000, 88494.5000000}	0.0000000	0	0.0000000
6	ЦЕНА, РУБ-6/10-{88494.5000000, 104393.6000000}	0.4429973	37	4.3478261

SWOT-анализ класса: 1 "ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}" в модели: 6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1...	3.913
67	VULKAN RT API, OPENGL 4.6-Нет	3.913
37	ЯДРА RT-нет	3.652
45	NVIDIA DLSS-Нет	3.652
63	NVIDIA GPU BOOST-Нет	3.652
68	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)-6-е поколение	3.652
83	HDCP-н/д	3.652
1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-{5.000...	3.435
32	РАЗРЯДНОСТЬ ШИНЫ ПАМЯТИ, БИТ-1/3-{128.00000...	3.435
10	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3-{19.0000000, 48.6666667}	3.391
57	NVIDIA HIGHLIGHTS-Нет	3.391
47	NVIDIA BROADCAST-Нет	3.130
48	PCI EXPRESS-3.0	3.130
51	RESIZABLE BAR-Нет	3.130

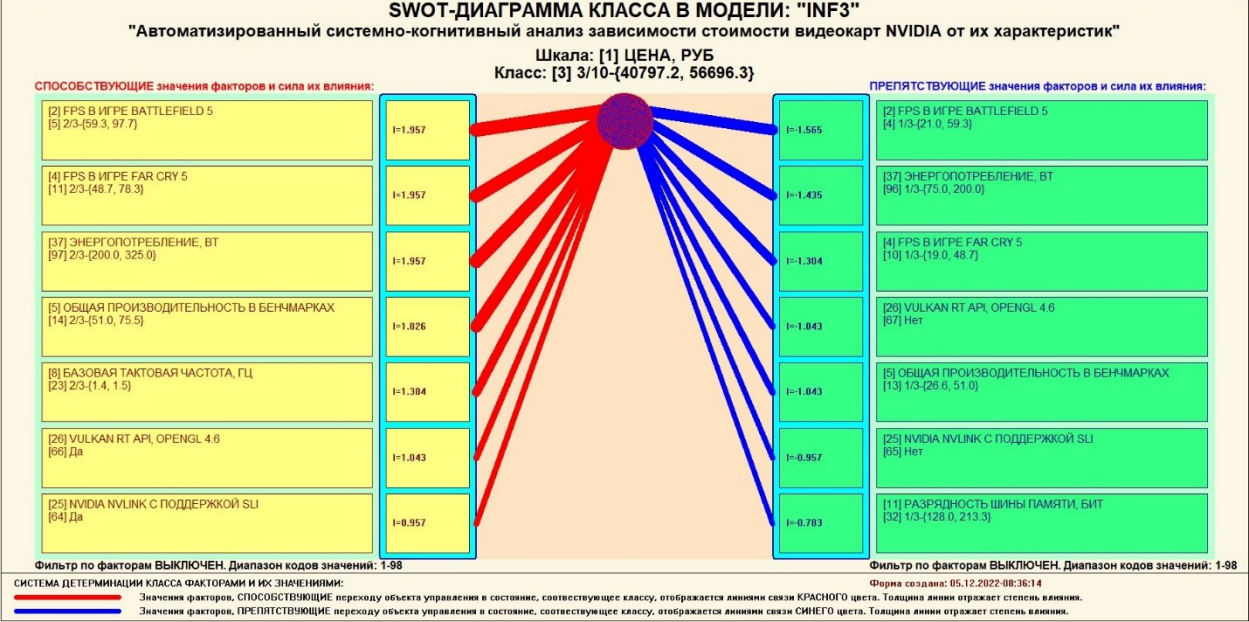
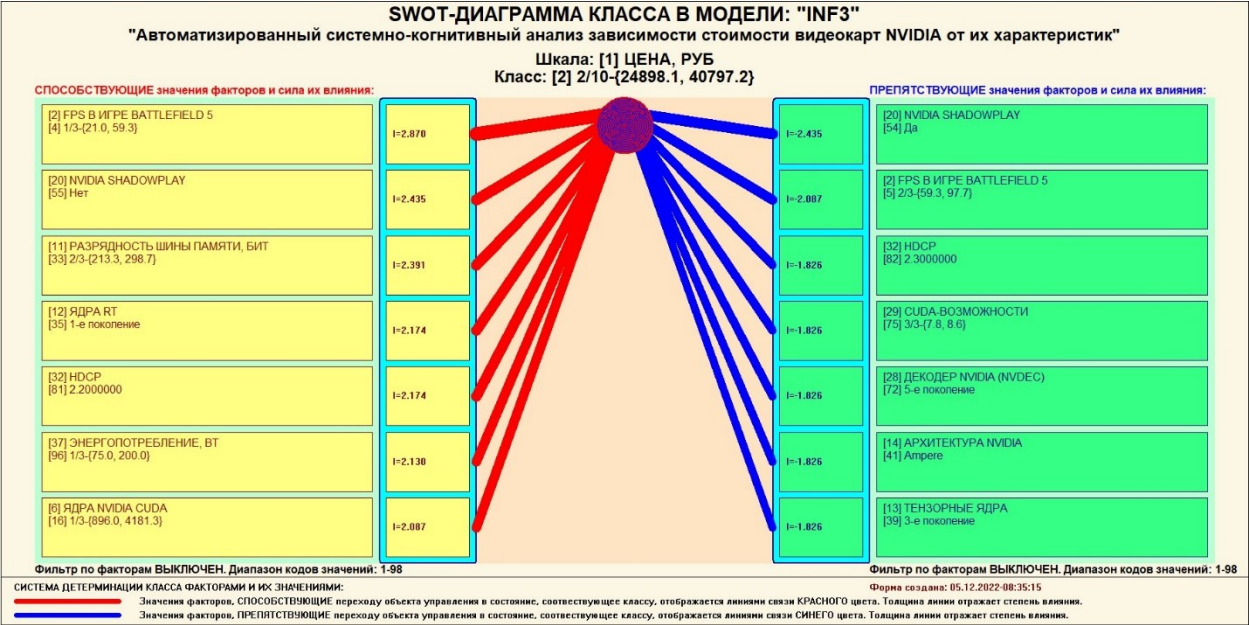
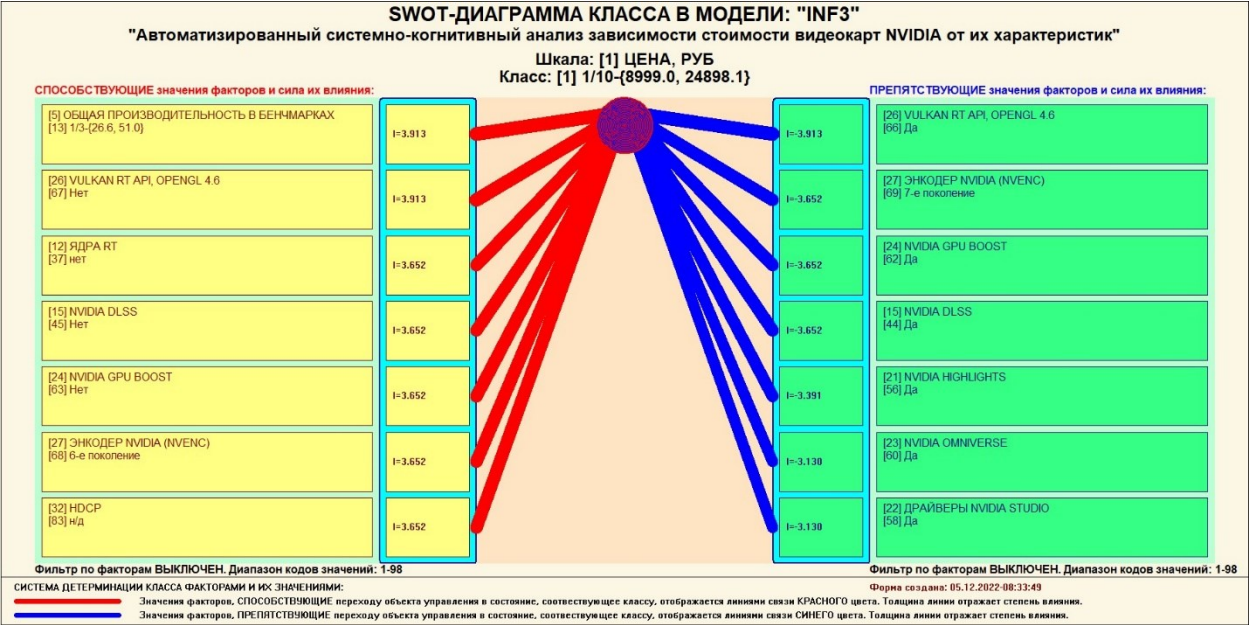
Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
66	VULKAN RT API, OPENGL 4.6-Да	-3.913
69	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)-7-е поколение	-3.652
62	NVIDIA GPU BOOST-Да	-3.652
44	NVIDIA DLSS-Да	-3.652
56	NVIDIA HIGHLIGHTS-Да	-3.391
60	NVIDIA OMNIVERSE-Да	-3.130
58	ДРАЙВЕРЫ NVIDIA STUDIO-Да	-3.130
52	NVIDIA FREESTYLE-Да	-3.130
50	RESIZABLE BAR-Да	-3.130
49	PCI EXPRESS-4.0	-3.130
46	NVIDIA BROADCAST-Да	-3.130
86	ДЛИНА, CM-3/3-{24.3666667, 31.3000000}	-2.652
14	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-2...	-2.348
97	ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЕ RT-2/3-{200.0000000, 325.00...	-2.087

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

SWOT-диаграмма



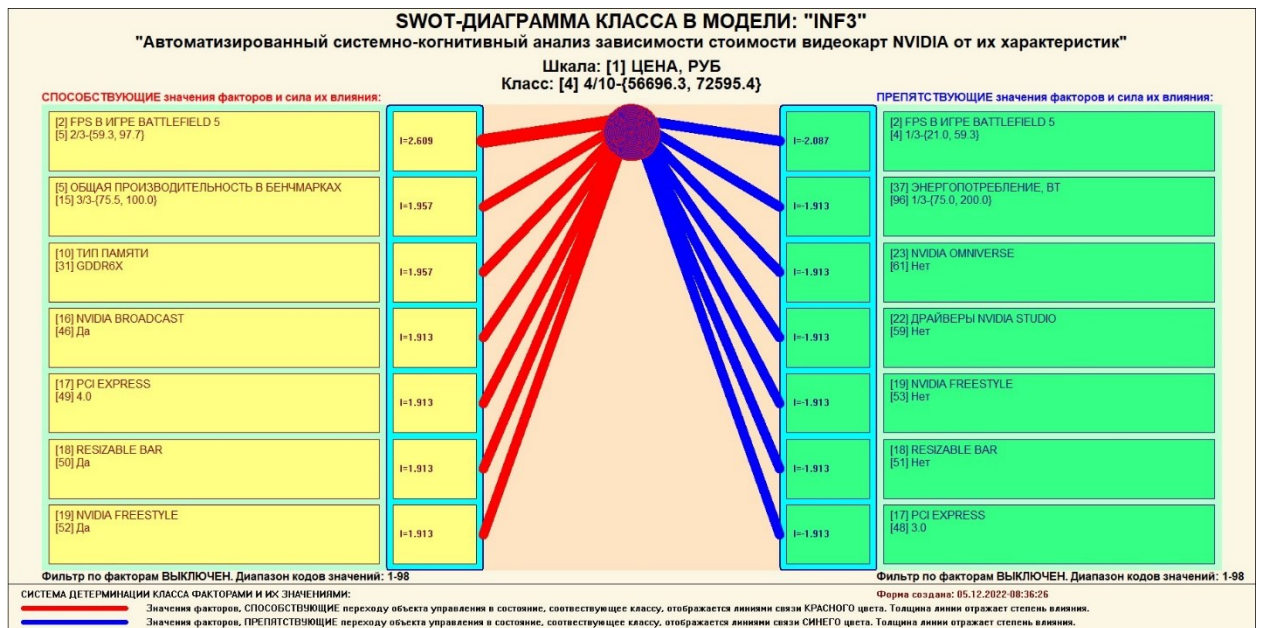


Рисунок 18. Примеры экранных формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

На первом рисунке 21 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.

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.

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 [13, 14, 16] и в ряде других работ.

Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 22).

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 [16, 17, 18].

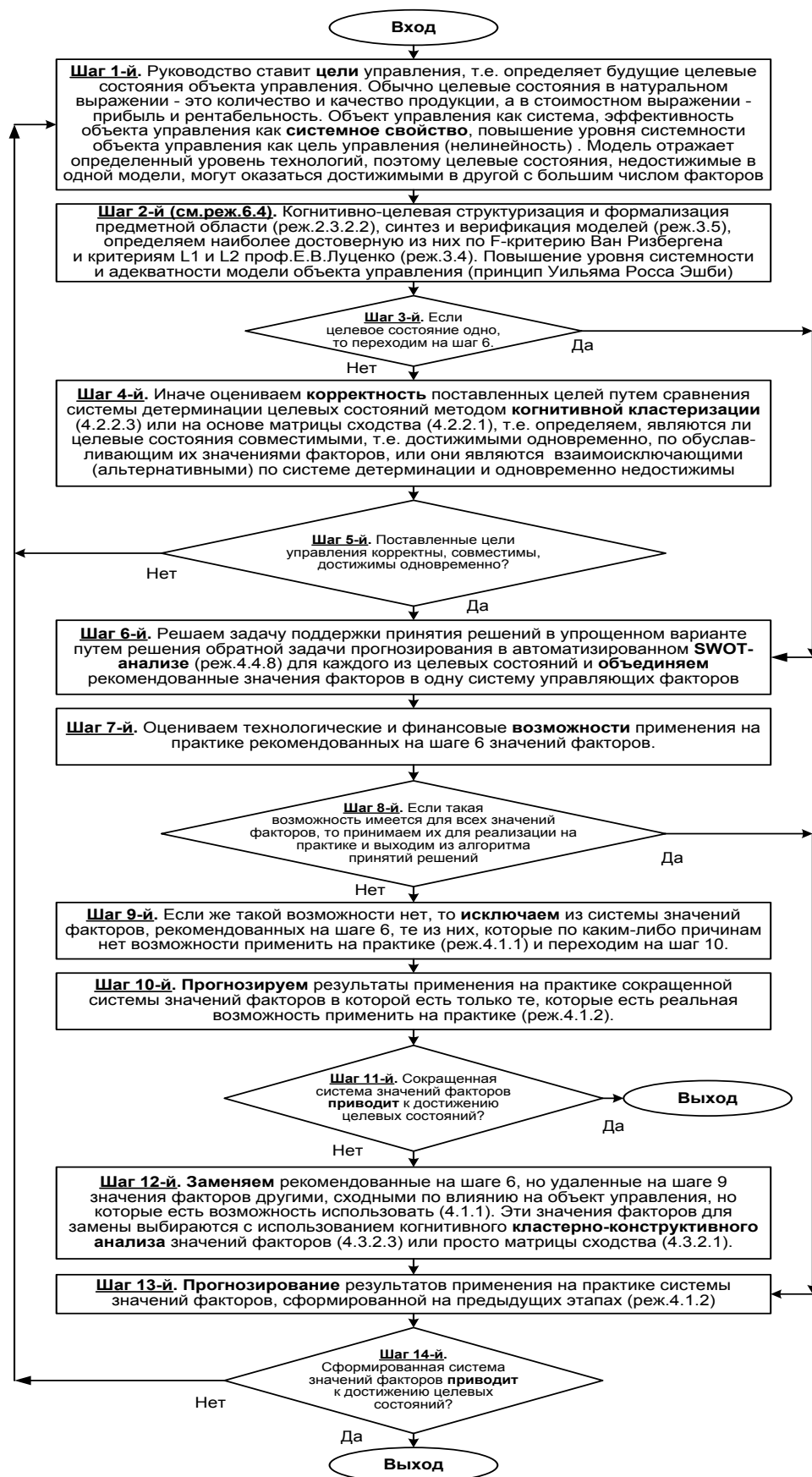


Рисунок 19. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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) [5]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [17].

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 [15].

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) [19].

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 23:

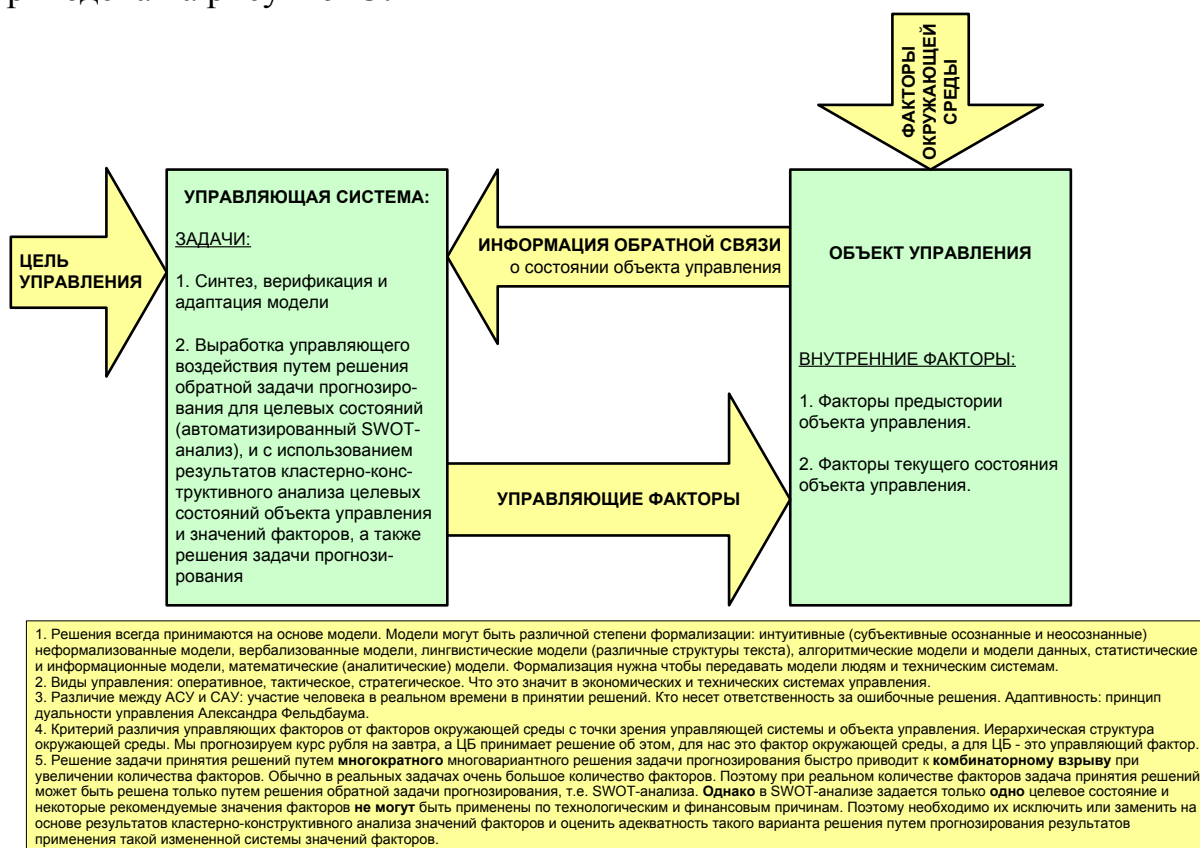


Рисунок 20. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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 [21, 22].

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 [15]), 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».

Инвертированные SWOT-диаграммы для каждого значения фактора, которые представляют собой лингвистические переменные, приведены ниже на рисунке 24:

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

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

Код	Наименование значения фактора
1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-{5.0000000, 27.6666667}
2	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3-{27.6666667, 50.3333333}
3	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3-{50.3333333, 73.0000000}
4	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3-{21.0000000, 59.3333333}
5	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3-{59.3333333, 97.6666667}
6	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3-{97.6666667, 136.0000000}

SWOT-анализ значения фактора: 1 "FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-{5.0000000, 27.6666667}...

СПОСОБСТВУЕТ:

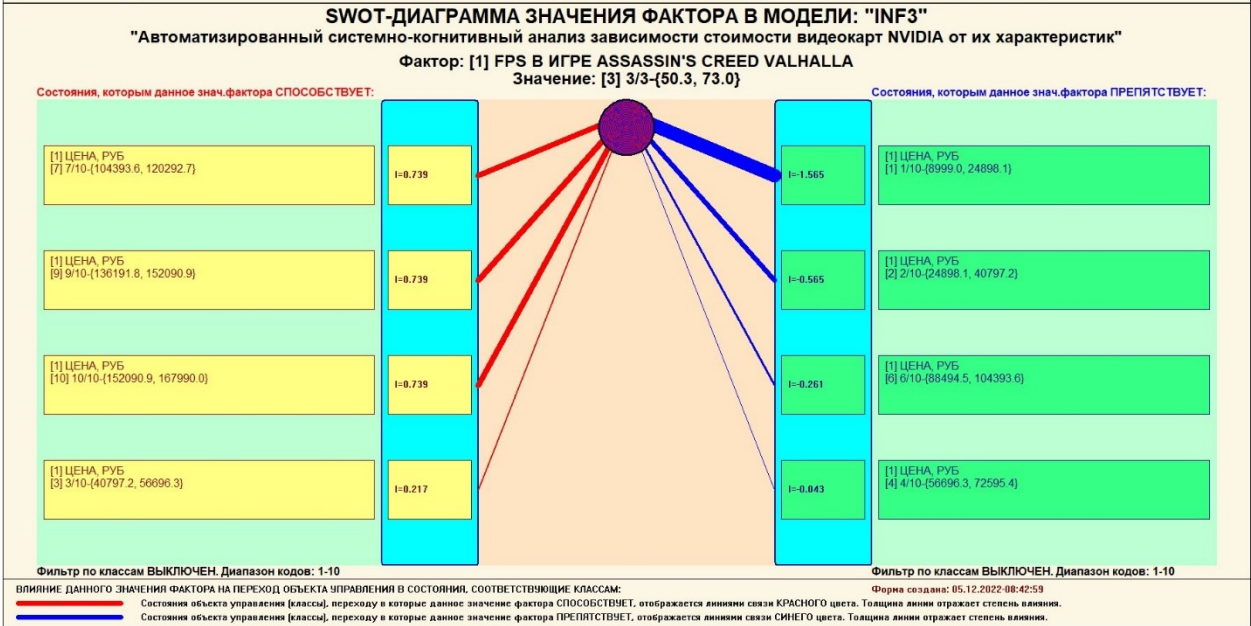
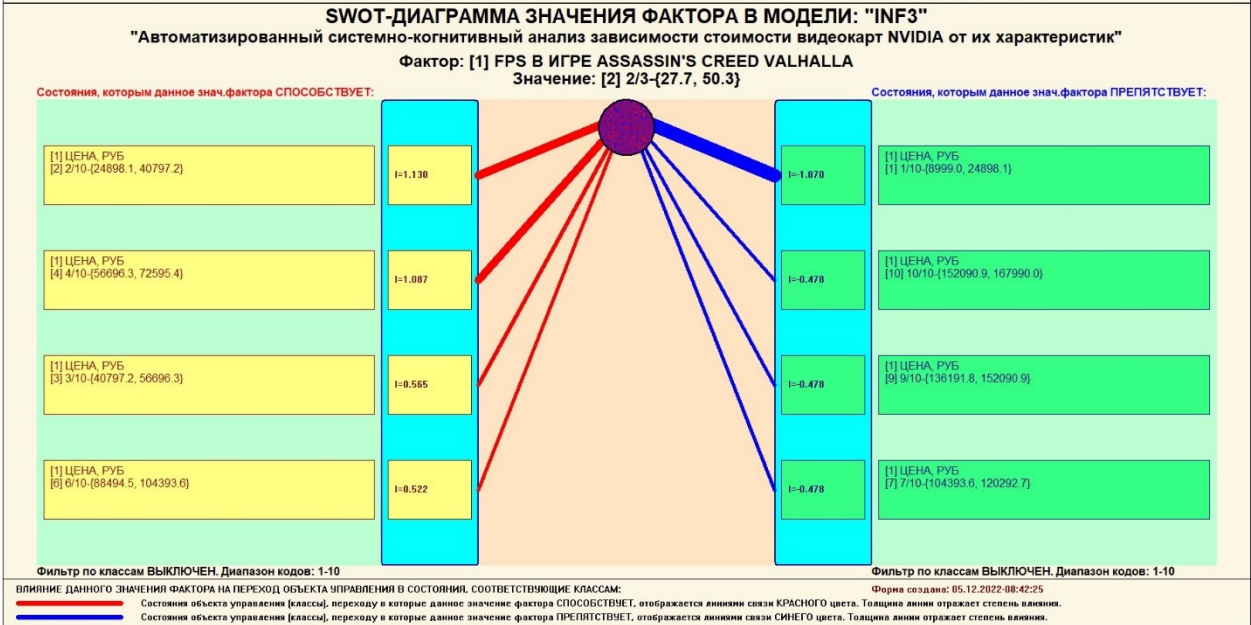
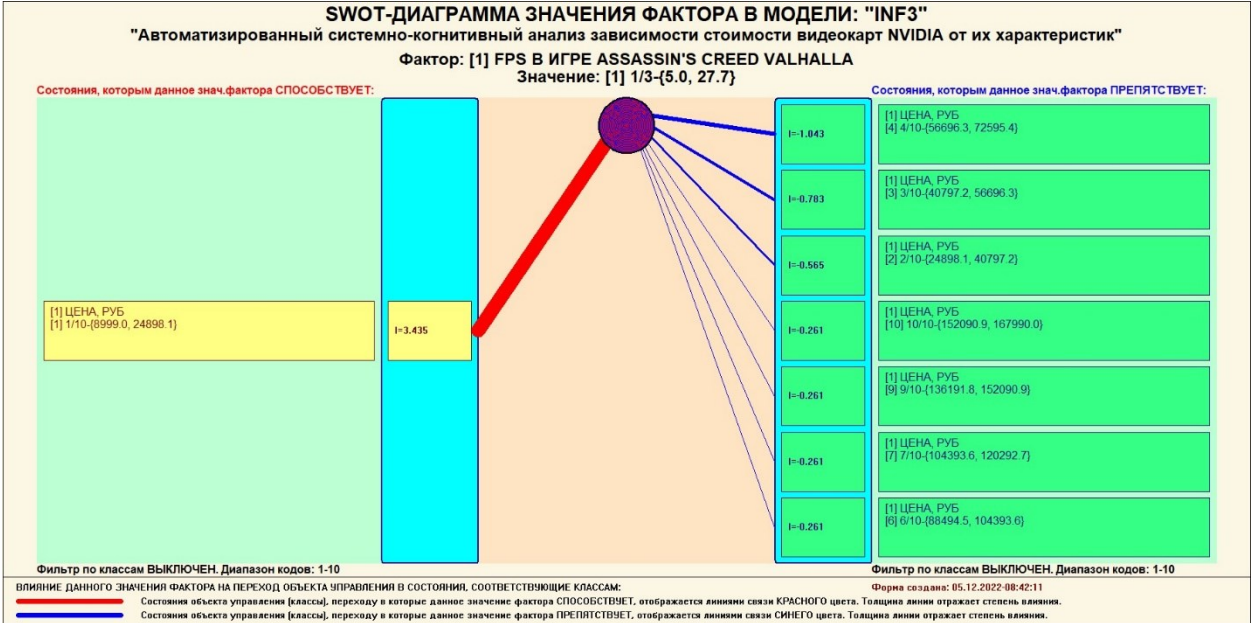
Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
1	ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}	3.435

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
4	ЦЕНА, РУБ-4/10-{56696.3000000, 72595.4000000}	-1.043
3	ЦЕНА, РУБ-3/10-{40797.2000000, 56696.3000000}	-0.783
2	ЦЕНА, РУБ-2/10-{24898.1000000, 40797.2000000}	-0.565
10	ЦЕНА, РУБ-10/10-{152090.9000000, 167990.0000000}	-0.261
9	ЦЕНА, РУБ-9/10-{136191.8000000, 152090.9000000}	-0.261
7	ЦЕНА, РУБ-7/10-{104393.6000000, 120292.7000000}	-0.261
6	ЦЕНА, РУБ-6/10-{88494.5000000, 104393.6000000}	-0.261

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

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



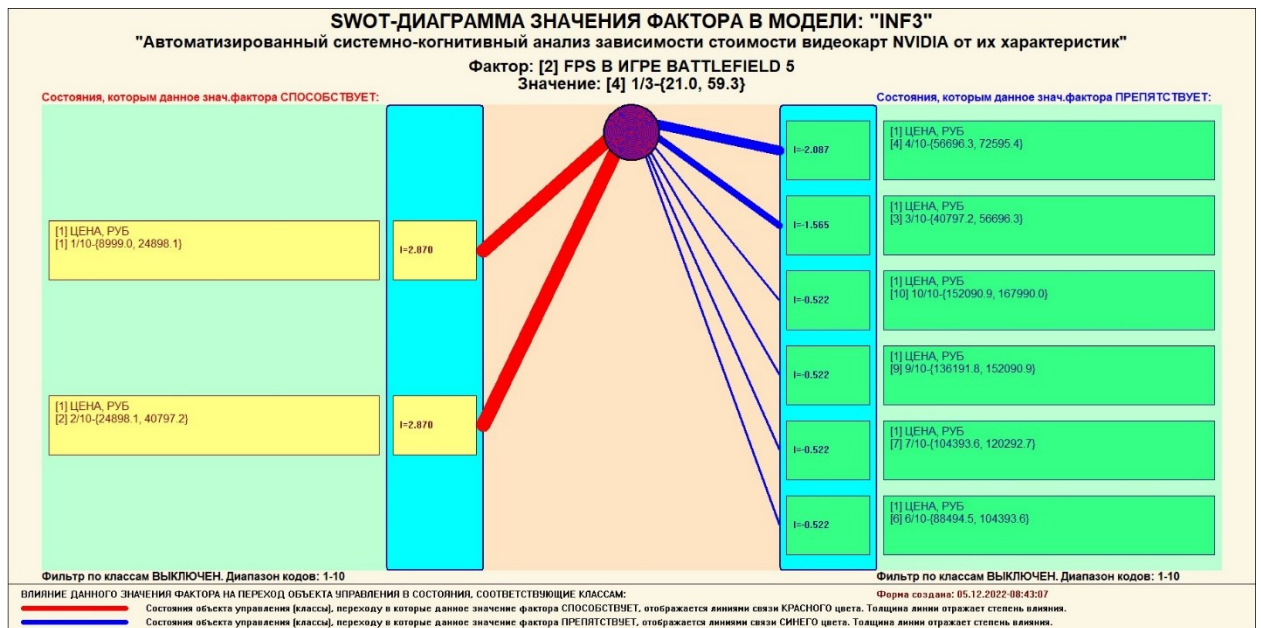


Рисунок 21. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке 24 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 25) 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 26);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 27);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 28).

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

На рисунке 25 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

4.2.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов классов

Задайте модели, для которых проводить кластерно-конструктивный анализ:

Статистические базы: Пояснение по режиму

- ☒ 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 безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте диапазон кодов классов (подматрицу) для анализа:

4.2.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов классов

Стадии исполнения процесса

1. Копирование БД.txt => БД.dbf в модели:10/10-Inf7
2. Расчет матрицы сходства классов в модели: 10/10-Inf7
3. Расчет кластеров и конструкторов классов в модели: 10/10-Inf7
4. Физическая сортировка и дорасчет БД кластеров и конструкторов классов во всех моделях

РАСЧЕТ МАТРИЦ СХОДСТВА, КЛАСТЕРОВ И КОНСТРУКТОВ КЛАССОВ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 08:47:06 Окончание: 8:47:10

100%

Прошло: 0:00:03 Осталось: 0:00:00

Сообщение об успешном завершении операции



Расчет матриц сходства классов успешно завершён!

Матрицы сходства классов содержатся в папке текущего приложения: C:\AX\AIDOS\X\AID_DATA\A0000004\SYSTEM\ в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "SxodClsAbs.xls", "SxodClsPrc1.xls", "SxodClsPrc2.xls", "SxodClsInf1.xls", "SxodClsInf2.xls", "SxodClsInf3.xls", "SxodClsInf4.xls", "SxodClsInf5.xls", "SxodClsInf6.xls", "SxodClsInf7.xls".

Эти базы данных открываются в MS Excel и подготовлены для включения их в отчеты. Но рекомендуется немного их отформатировать.

Наименования колонок в матрице сходства классов являются наименованиями классов, которые есть в каждой строке. Поэтому можно взять их из строк и вставить с транспонированием в строку наименований колонок, придав им вертикальную ориентацию и выровняв их по центру. Сходство дано в процентах, поэтому можно задать формат ячеек без десятичных знаков и отображать отрицательные значения красным цветом. Ширину колонок есть смысл минимизировать по реальным значениям данных, а также сделать сетку в таблице.

Рисунок 22. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 12 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3	N4	N5	N6
1	1	1 ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}		100,0000000	28,1156483	-53,2866253	-85,4683749	0,0000000
2	2	1 ЦЕНА, РУБ-2/10-{24898.1000000, 40797.2000000}		28,1156483	100,0000000	-17,2119346	-58,7317380	0,0000000
3	3	1 ЦЕНА, РУБ-3/10-{40797.2000000, 56696.3000000}		-53,2866253	-17,2119346	100,0000000	36,0070825	0,0000000
4	4	1 ЦЕНА, РУБ-4/10-{56696.3000000, 72595.4000000}		-85,4683749	-58,7317380	36,0070825	100,0000000	0,0000000
5	5	1 ЦЕНА, РУБ-5/10-{72595.4000000, 88494.5000000}		0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,0000000
6	6	1 ЦЕНА, РУБ-6/10-{88494.5000000, 104393.6000000}		-58,6648547	-14,1931373	47,9773384	40,3523637	0,0000000
7	7	1 ЦЕНА, РУБ-7/10-{104393.6000000, 120292.7000000}		-60,2340543	-67,3834104	0,0672969	69,6686732	0,0000000
8	8	1 ЦЕНА, РУБ-8/10-{120292.7000000, 136191.8000000}		0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,0000000
9	9	1 ЦЕНА, РУБ-9/10-{136191.8000000, 152090.9000000}		-61,8413908	-63,7683776	8,9662815	63,8177677	0,0000000
10	10	1 ЦЕНА, РУБ-10/10-{152090.9000000, 167990.0000000}		-63,8884118	-56,8766221	5,4714060	63,0396885	0,0000000

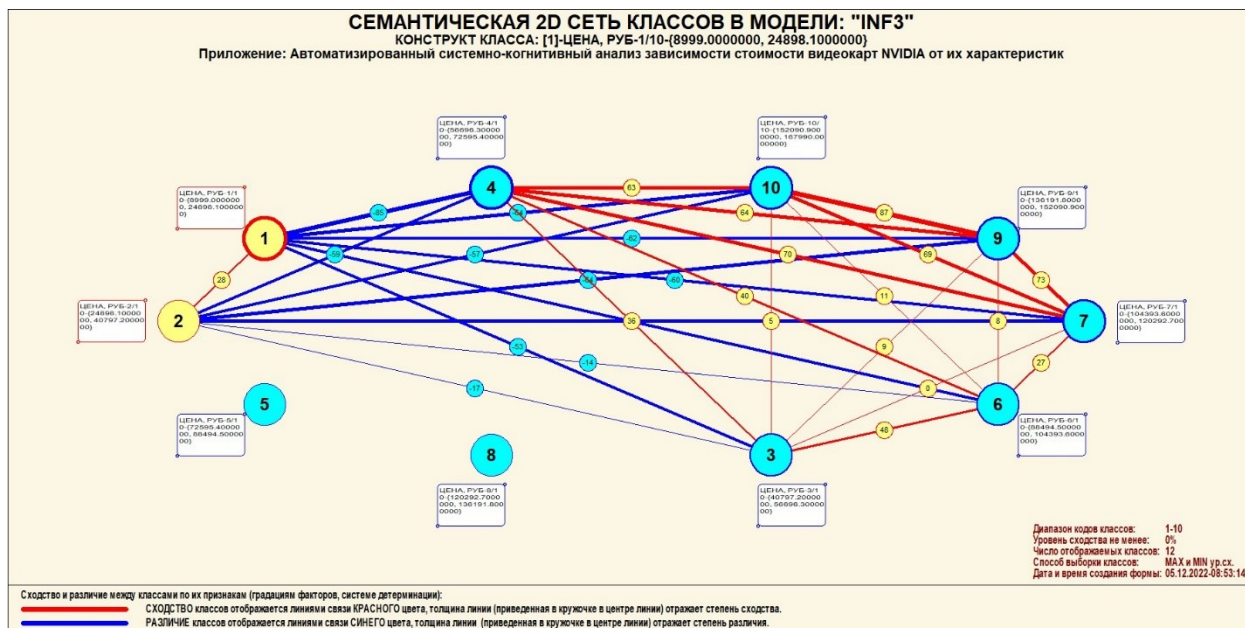


Рисунок 23. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

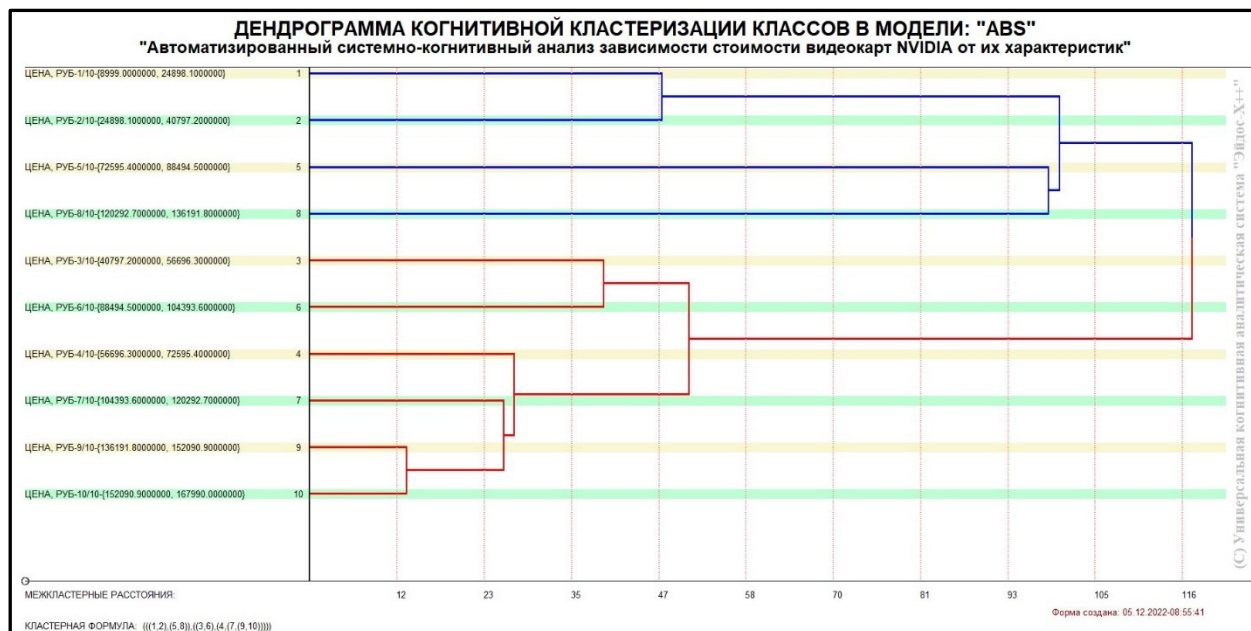


Рисунок 24. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

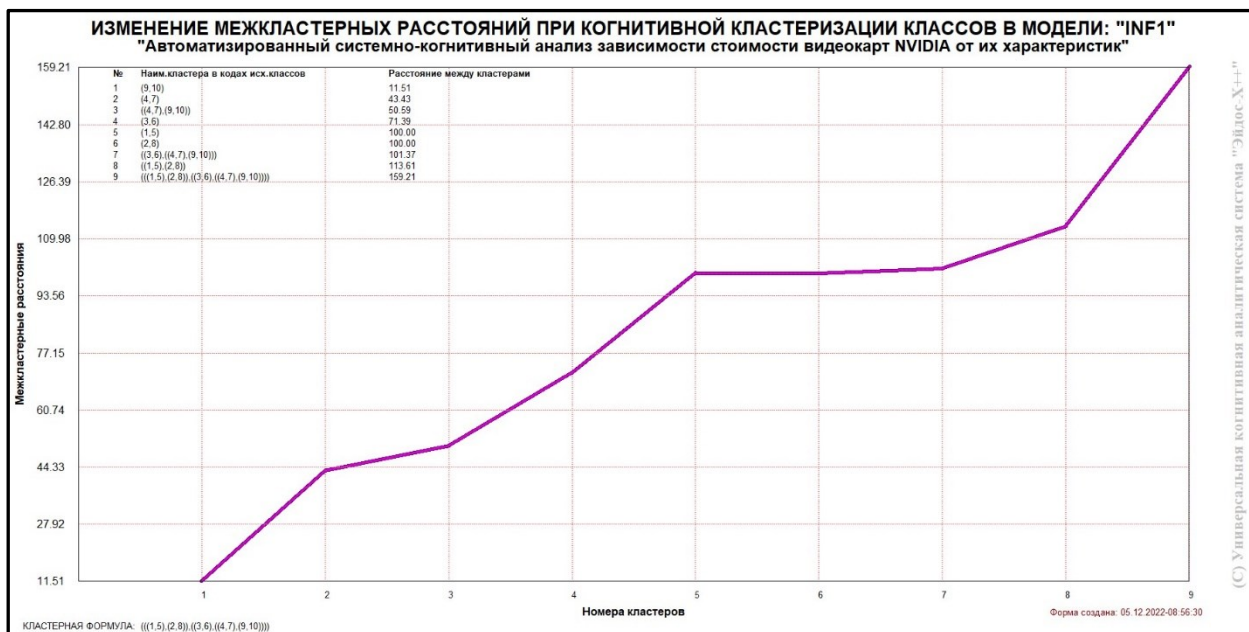


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 29) 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 29);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате **когнитивной (истинной) кластеризации признаков** (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.3.2.3) рисунок 30);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 31).

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

На рисунке 29 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:

4.3.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов

Задайте модели, для которых проводить кластерно-конструктивный анализ:

Статистические базы: Пояснение по режиму

- ☒ 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 безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте диапазон кодов признаков (подматрицу) для анализа:

4.3.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов признаков

Стадии исполнения процесса

1. Копирование БД.txt => БД.dbf в модели: 10/10-Inf7
2. Расчет матрицы сходства признаков в модели: 10/10-Inf7
3. Расчет кластеров и конструкторов признаков в модели: 10/10-Inf7
4. Физическая сортировка и дорасчет БД кластеров и конструкторов признаков во всех моделях

РАСЧЕТ МАТРИЦ СХОДСТВА, КЛАСТЕРОВ И КОНСТРУКТОВ ПРИЗНАКОВ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 09:03:01 Окончание: 9:03:38

100%

Прошло: 0:00:37 Осталось: 0:00:00

Сообщение об успешном завершении операции

 Расчет матриц сходства признаков успешно завершен!

Матрицы сходства признаков содержатся в папке текущего приложения: C:\X\VIDOS-X\AID_DATA\A0000004\SYSTEM\ в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "SxodAtrAbs.xls", "SxodAtrPrc1.xls", "SxodAtrPrc2.xls", "SxodAtrInf1.xls", "SxodAtrInf2.xls", "SxodAtrInf3.xls", "SxodAtrInf4.xls", "SxodAtrInf5.xls", "SxodAtrInf6.xls", "SxodAtrInf7.xls".

Эти базы данных открываются в MS Excel и подготовлены для включения их в отчеты. Но рекомендуется немного их отформатировать.

Наименования колонок в матрице сходства признаков являются наименованиями признаков, которые есть в каждой строке. Поэтому можно взять их из строк и вставить с транспонированием в строку наименований колонок, придав им вертикальную ориентацию и выровняв их по центру.

Сходство дано в процентах, поэтому можно задать формат ячеек без десятичных знаков и отображать отрицательные значения красным цветом.

Ширину колонок есть смысл минимизировать по реальным значениям данных, а также сделать сетку в таблице.

Рисунок 26. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 13 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF1

KOD_ATR	KOD_OPSC	NAME_ATR	N1	N2	N3	N4	N5	N6
1	1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-[5.000000, 27.666667]	100,000000	-82,2950913	-2,7488183	36,8550192	-12,0636368	
2	1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3-[27.666667, 50.333333]	-82,2950913	100,000000	-13,2823392	-49,0996406	62,2463922	
3	1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3-[50.333333, 73.000000]	-2,7488183	-13,2823392	100,000000	-46,2363741	-31,2493288	
4	2	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3-[21.000000, 59.333333]	36,8550192	-49,0996406	-46,2363741	100,000000	-32,7326835	
5	2	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3-[59.333333, 97.666667]	-12,0636368	62,2463922	-31,2493288	-32,7326835	100,000000	
6	2	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3-[97.666667, 136.000000]	-12,0636368	-11,6332274	96,9628671	-32,7326835	-42,871429	
7	3	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-1/3-[3.000000, 63.000000]	85,5729787	-85,7014610	3,0176719	52,1076033	-45,9684414	
8	3	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-2/3-[63.000000, 93.000000]	-78,3957447	58,6871000	47,5860425	-49,4778382	1,7156390	
9	3	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077-3/3-[93.000000, 93.000000]	-10,8072933	39,2250089	17,5419669	-29,3238032	34,4079102	
10	4	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3-[19.000000, 48.666667]	66,1428025	-69,5757500	-38,3043513	94,0983350	-30,8009102	
11	4	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-2/3-[48.666667, 78.333333]	-9,4773406	57,4084938	-23,9992890	-31,4170205	90,4654496	
12	4	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-3/3-[78.333333, 108.000000]	-14,4643297	-1,8375881	90,5550353	-39,2465666	-25,0203273	
13	5	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3-[26.560000, 51.040000]	95,1590300	-84,5173234	-17,5685637	63,6441724	-20,8324456	
14	5	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-2/3-[51.040000, 75.520000]	-22,6737393	42,4888005	-26,0476079	8,1453951	42,5011953	
15	5	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-3/3-[75.520000, 100.000000]	-14,9271350	2,4606716	84,2050588	-40,5023123	-16,3353807	
16	6	ЯДРА NVIDIA CUDA-1/3-[896.000000, 4181.333333]	22,3979951	-45,1391357	-4,8927172	60,7732557	-55,5429790	
17	6	ЯДРА NVIDIA CUDA-2/3-[4181.333333, 7466.666667]	-10,3865911	62,9485989	-27,9193148	-28,1822973	86,0983403	
18	6	ЯДРА NVIDIA CUDA-3/3-[7466.666667, 10752.000000]	-14,4643297	-1,8375881	90,5550353	-39,2465666	-25,0203273	
19	7	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-1/3-[1.580000, 1.673333]	-12,6884185	39,1109574	21,0337872	-30,9840479	36,5631053	
20	7	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-2/3-[1.673333, 1.766667]	-31,7835931	16,0136208	34,3253691	-11,2182384	-17,7226807	
21	7	ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА С УСКОРЕНИЕМ, ГЦ-3/3-[1.766667, 1.860000]	2,8124788	-16,9517693	34,8681852	7,6311962	-34,1769914	
22	8	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-1/3-[1.260000, 1.396667]	-9,4514014	36,5103873	20,1324219	-29,1114477	30,4583541	
23	8	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-2/3-[1.396667, 1.533333]	51,6337866	-50,1807853	36,4936781	-1,7794807	-17,7654888	
24	8	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ-3/3-[1.533333, 1.670000]	-28,0688107	15,0158714	16,8489659	6,8799823	-17,0562167	
25	9	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ-1/3-[4.000000, 10.666667]	35,7481866	-49,5000617	-42,3578159	96,9967928	-41,0992886	
26	9	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ-2/3-[10.666667, 17.333333]	-12,2075848	42,8413498	17,7191809	-33,1232627	45,1485952	
27	9	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ-3/3-[17.333333, 24.000000]	-9,2137548	-8,8850242	74,0566130	-25,0000000	-32,7326835	

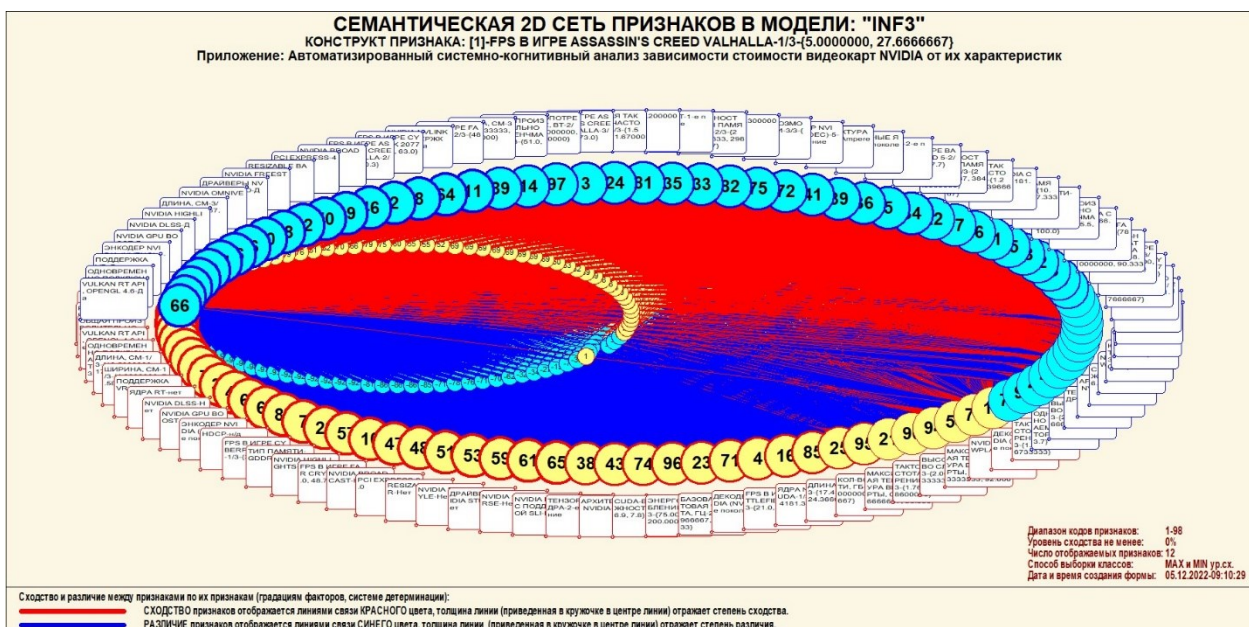


Рисунок 27. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF1 (режим 4.3.2.2)

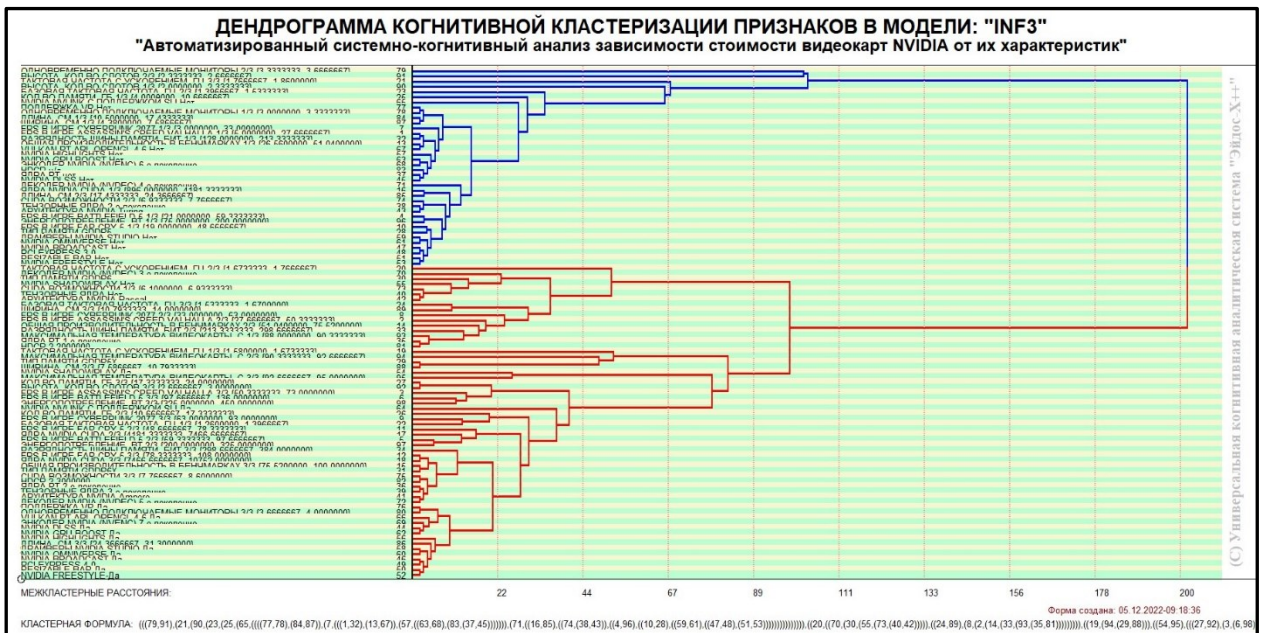


Рисунок 28. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)



Рисунок 29. 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 [20]:

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

4.4.10.Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}
2	ЦЕНА, РУБ-2/10-{24898.1000000, 40797.2000000}
3	ЦЕНА, РУБ-3/10-{40797.2000000, 56696.3000000}
4	ЦЕНА, РУБ-4/10-{56696.3000000, 72595.4000000}
5	ЦЕНА, РУБ-5/10-{72595.4000000, 88494.5000000}
6	ЦЕНА, РУБ-6/10-{88494.5000000, 104393.6000000}
7	ЦЕНА, РУБ-7/10-{104393.6000000, 120292.7000000}
8	ЦЕНА, РУБ-8/10-{120292.7000000, 136191.8000000}
9	ЦЕНА, РУБ-9/10-{136191.8000000, 152090.9000000}
10	ЦЕНА, РУБ-10/10-{152090.9000000, 167989.0000000}

Подготовка визуализации нейрона:1 "ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}" в модели:6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3-(2...	3.913
67	VULKAN RT API, OPENGL 4.6-Нет	3.913
37	ЯДРА RT-нет	3.652
45	NVIDIA DLSS-Нет	3.652
63	NVIDIA GPU BOOST-Нет	3.652
68	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)-6-е поколение	3.652
83	HDCP-н/д	3.652
1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-(5.000000...	3.435
32	РАЗРЯДНОСТЬ ШИНЫ ПАМЯТИ, БИТ-1/3-(128.0000000, ...	3.435
10	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5-1/3-(10.0000000, 40.0000000)	3.201

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
66	VULKAN RT API, OPENGL 4.6-Да	-3.913
69	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)-7-е поколение	-3.652
62	NVIDIA GPU BOOST-Да	-3.652
44	NVIDIA DLSS-Да	-3.652
56	NVIDIA HIGHLIGHTS-Да	-3.391
60	NVIDIA OMNIVERSE-Да	-3.130
58	ДРАЙВЕРЫ NVIDIA STUDIO-Да	-3.130
52	NVIDIA FREESTYLE-Да	-3.130
50	RESIZABLE BAR-Да	-3.130
40	RECURSION 4.6	-3.130

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

НЕЙРОН

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999
Минимальный вес.коэф.отображаемых рецепторов: 0,000

Сортировать рецепторы:
☒ по информативности
☐ по модулю информативности

Отображать рецепторы:
☒ с наименованиями
☐ только с кодами

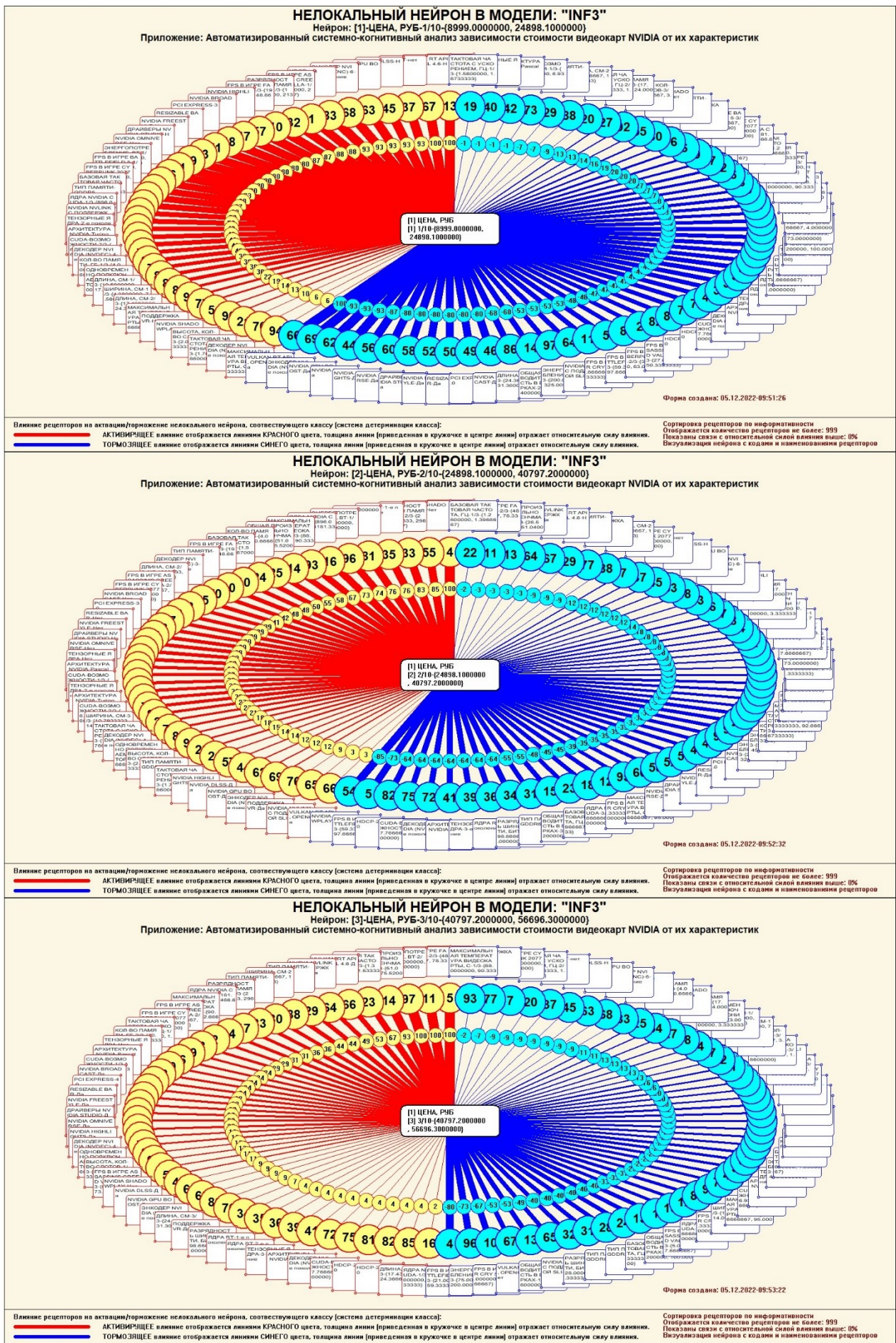


Рисунок 30. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [20].

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

4.4.11. Отображение Парето-подмножеств одного слоя нелокальной нейронной сети в системе "Эйдос"

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	1	ЦЕНА, РУБ-1/10-(8999.0000000, 24898.1000000)
2	2	ЦЕНА, РУБ-2/10-(24898.1000000, 40797.2000000)
3	3	ЦЕНА, РУБ-3/10-(40797.2000000, 56696.3000000)
4	4	ЦЕНА, РУБ-4/10-(56696.3000000, 72595.4000000)
5	5	ЦЕНА, РУБ-5/10-(72595.4000000, 88494.5000000)
6	6	ЦЕНА, РУБ-6/10-(88494.5000000, 104393.6000000)
7	7	ЦЕНА, РУБ-7/10-(104393.6000000, 120292.7000000)
8	8	ЦЕНА, РУБ-8/10-(120292.7000000, 136191.8000000)
9	9	ЦЕНА, РУБ-9/10-(136191.8000000, 152090.9000000)

Помощь | Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 | ClearSet | Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 10
Максимальное количество отображаемых связей: 1000 | Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 98

Подготовка визуализации нейрона: 1 "ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ-1/3-(2...	3.913
67	VULKAN RT API, OPENGL 4.6-Нет	3.913
37	ЯДРА RT-нет	3.652
45	NVIDIA DLSS-Нет	3.652
63	NVIDIA GPU BOOST-Нет	3.652
68	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)-6-е поколение	3.652
83	HDCP-н/д	3.652
1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-(5.000000...	3.435
32	РАЗРЯДНОСТЬ ШИНЫ ПАМЯТИ, БИТ-1/3-(128.0000000, ...	3.435
10	FPS В ИГРЕ F4X CPU-5-1/3-(10.0000000, 40.0000000)	3.391

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
66	VULKAN RT API, OPENGL 4.6-Да	-3.913
69	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)-7-е поколение	-3.652
62	NVIDIA GPU BOOST-Да	-3.652
44	NVIDIA DLSS-Да	-3.652
56	NVIDIA HIGHLIGHTS-Да	-3.391
60	NVIDIA OMNIVERSE-Да	-3.130
58	ДРАЙВЕРЫ NVIDIA STUDIO-Да	-3.130
52	NVIDIA FREESTYLE-Да	-3.130
50	RESIZABLE BAR-Да	-3.130
40	ОБЪЕМ ПЕРВОГО ПОСРЕДСТВА	-3.130

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть

Аbs Pic1 Pic2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16

Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0.000

Сортировать связи:
☒ по модулю информативности
☐ по информативности и знаку

Отображать наименования:
☒ нейронов
☒ рецепторов

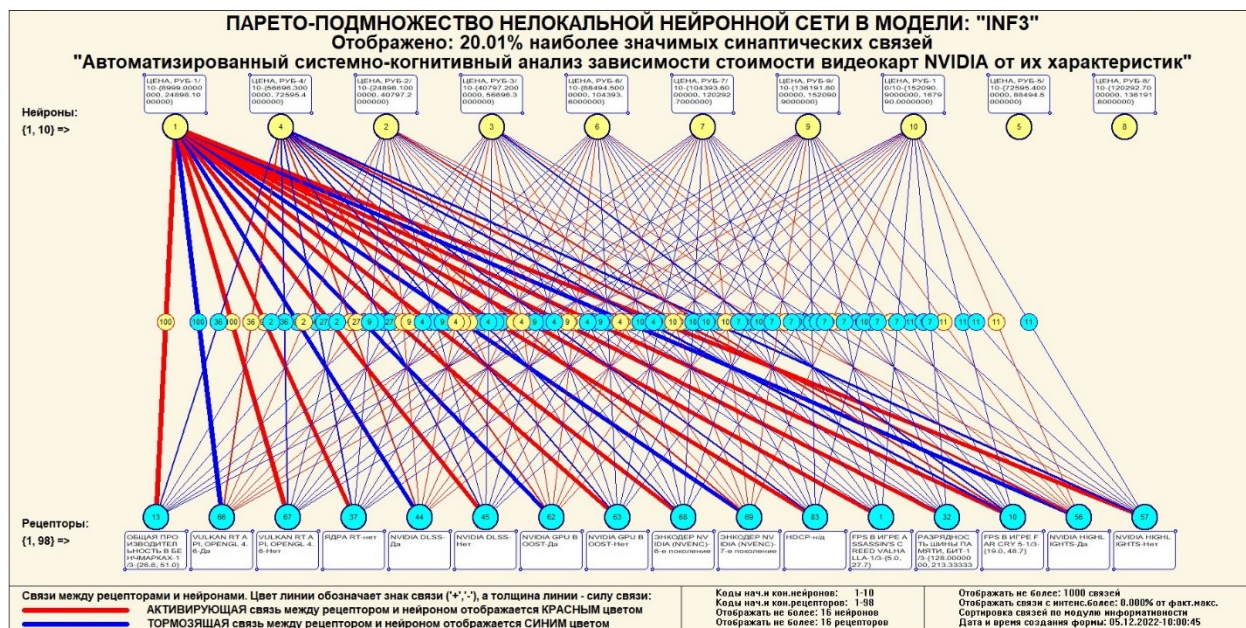


Рисунок 31. Нейронная сеть в СК-модели INF3

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 26) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 30) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 34) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 35):

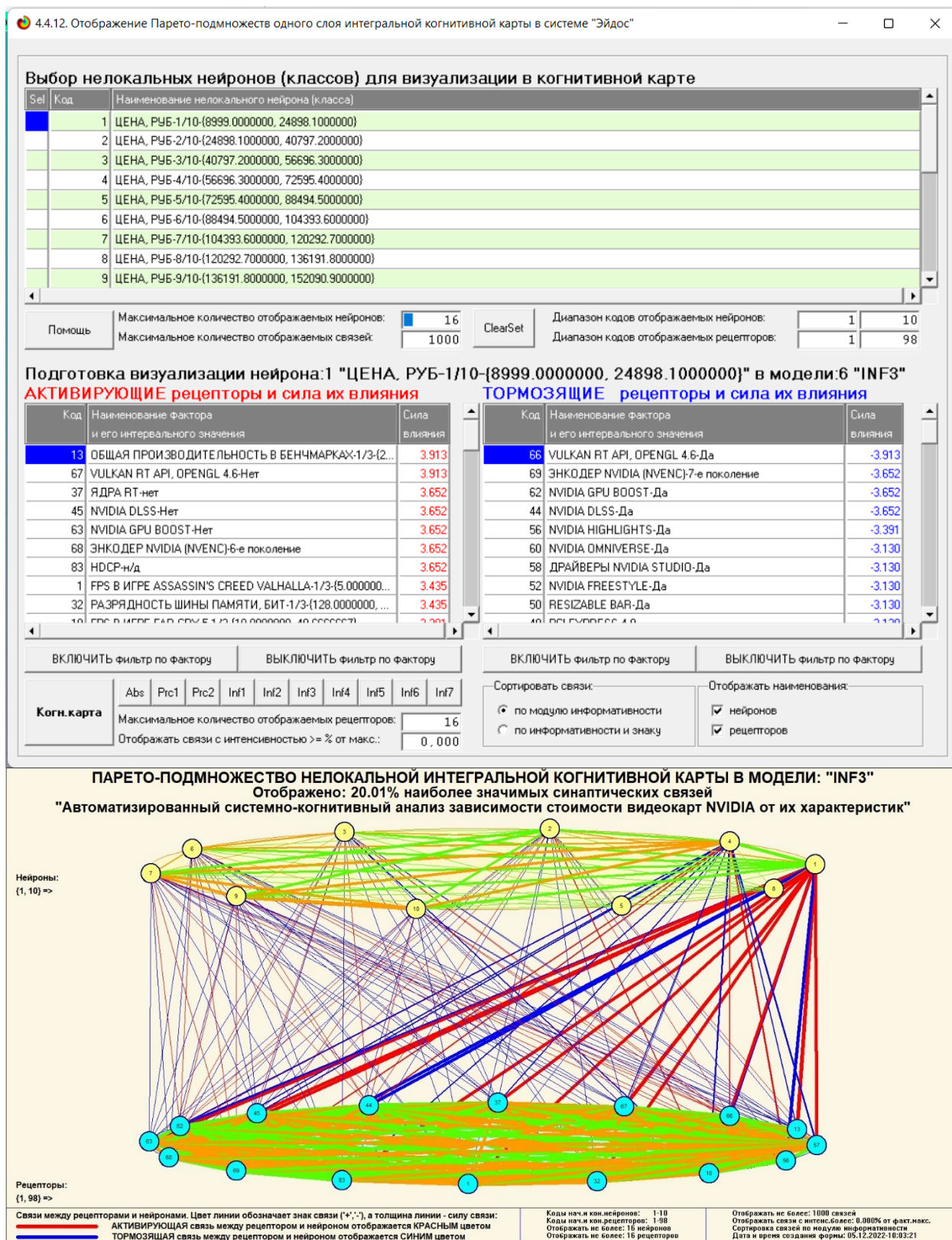


Рисунок 32. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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 Поля [23]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521¹¹. Позже об этом писалось в работе [3]¹² и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 36. Всего системой в данной модели генерируется 324 подобных диаграмм, поэтому, 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 №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

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

¹² <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

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	ЦЕНА, РУБ-1/10-(8999.0000000, 24898.1000000)
2	ЦЕНА, РУБ-2/10-(24898.1000000, 40797.2000000)
3	ЦЕНА, РУБ-3/10-(40797.2000000, 56696.3000000)
4	ЦЕНА, РУБ-4/10-(56696.3000000, 72595.4000000)
5	ЦЕНА, РУБ-5/10-(72595.4000000, 88494.5000000)
6	ЦЕНА, РУБ-6/10-(88494.5000000, 104393.6000000)

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 ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ	1	98
1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA	1	3
2	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5	4	6
3	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077	7	9
4	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5	10	12
5	ПЕШИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАРКАХ	13	15

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 ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ
Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ
Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

☐ Показать все диаграммы с остановкой
☒ Записать все диаграммы без показа

Ok

Cancel



Фильтр по оп.шкале: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ 1-98

Фильтр по оп.шкале: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ 1-98

Сходство и различие между классами по их признакам с учетом сходства/различия между признаками (градация факторов, система детерминации):

СХОДСТВО классов отображается линиями связи КРАСНОГО цвета, толщина линии (приведенная в кружочке в центре линии) отражает степень сходства.

РАЗЛИЧИЕ классов отображается линиями связи СИНЕГО цвета, толщина линии (приведенная в кружочке в центре линии) отражает степень различия.

Форма создана: 05.12.2022-10:18:01. Показано количество связей <=999



Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [24].

Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно 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 37.

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 н...

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-1/3-{5.0000000, 27.6666667}
2	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-2/3-{27.6666667, 50.3333333}
3	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA-3/3-{50.3333333, 73.0000000}
4	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-1/3-{21.0000000, 59.3333333}
5	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-2/3-{59.3333333, 97.6666667}
6	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5-3/3-{97.6666667, 126.0000000}

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 когнитивных диаграмм по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже н...

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	10
1	ЦЕНА, РУБ	1	10

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

99999

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: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

☐ Показать все диаграммы с остановкой

☒ Записать все диаграммы без показа

Ok

Cancel

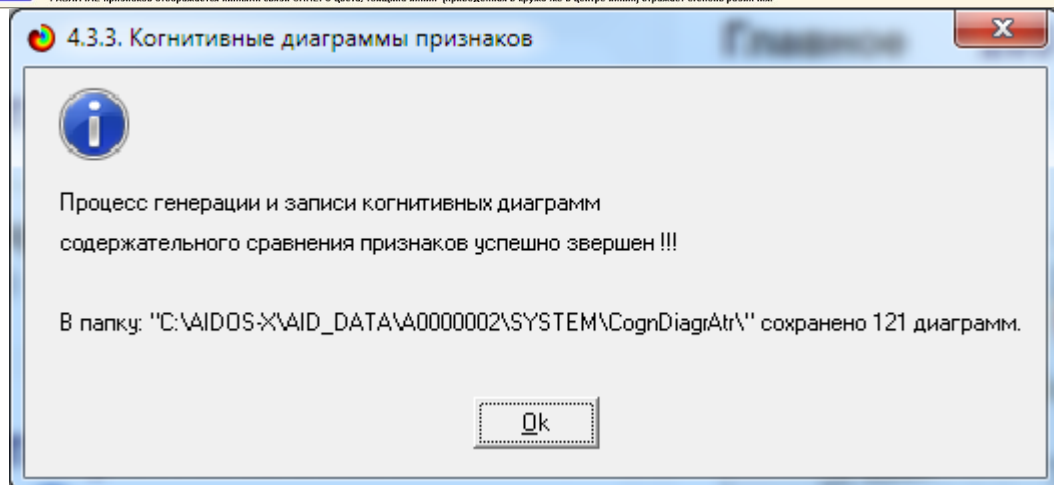
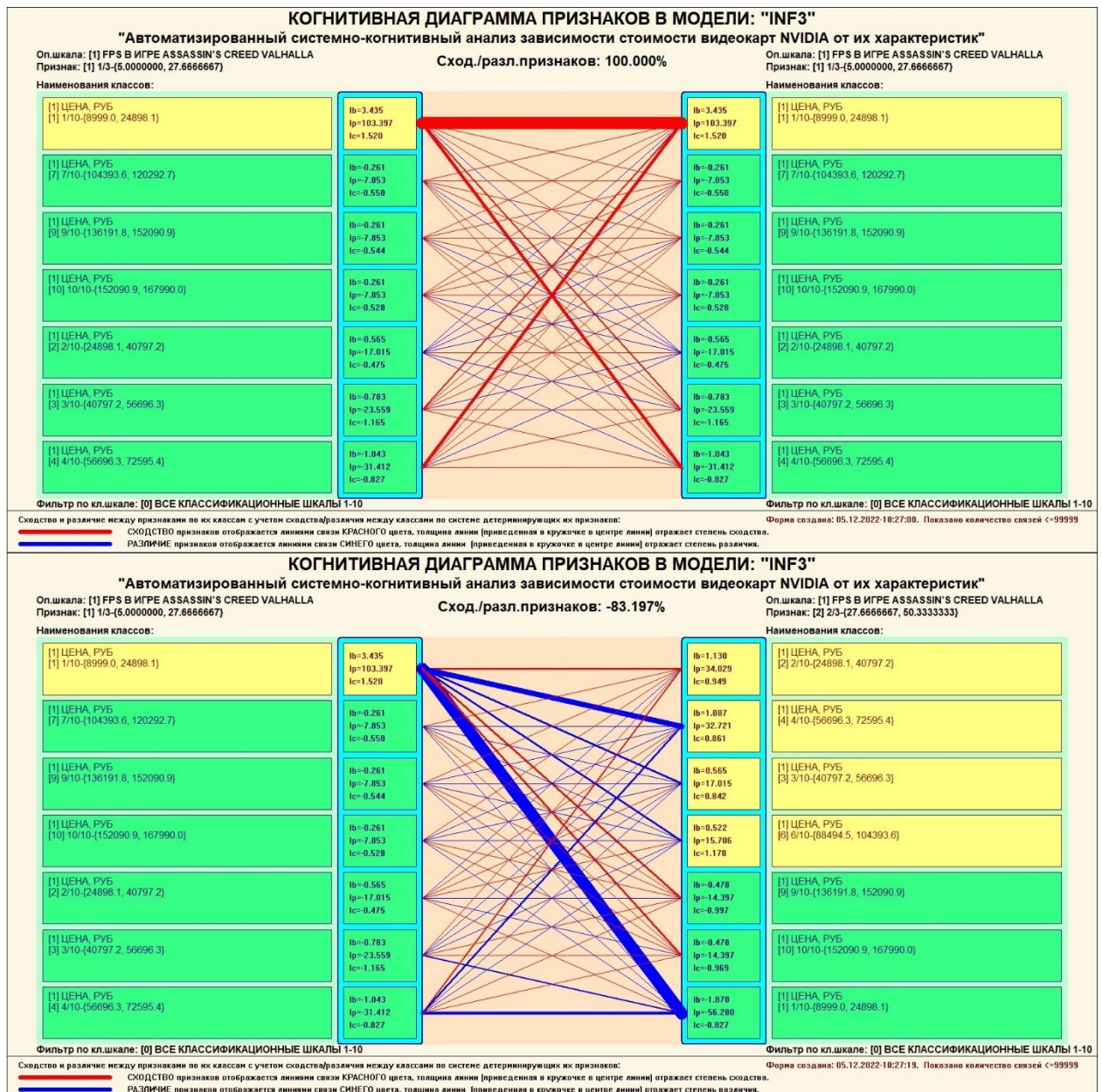


Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояние, соответствующие классам в СК-модели INF3

Всего системой в данной модели генерируется 78 подобных диаграмм, поэтому, 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 №335 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 [25, 26].

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, имеющихся 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 38). 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 [21]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [22].

— □ ×

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 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.

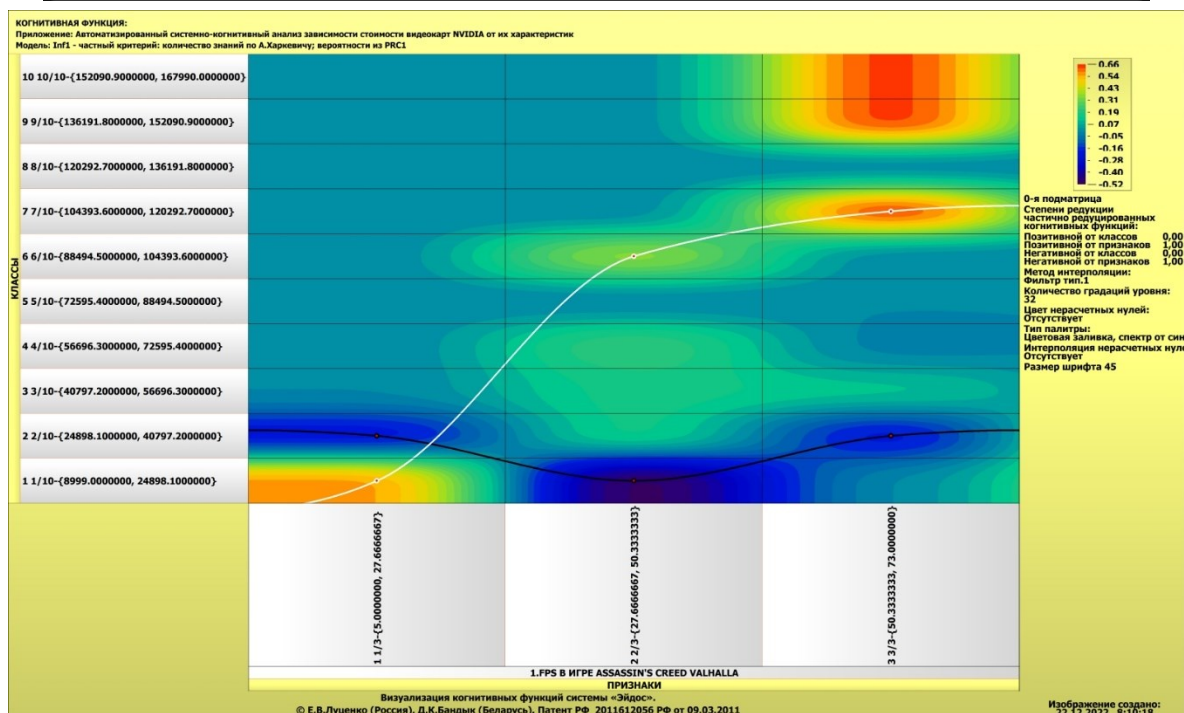
Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный 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>

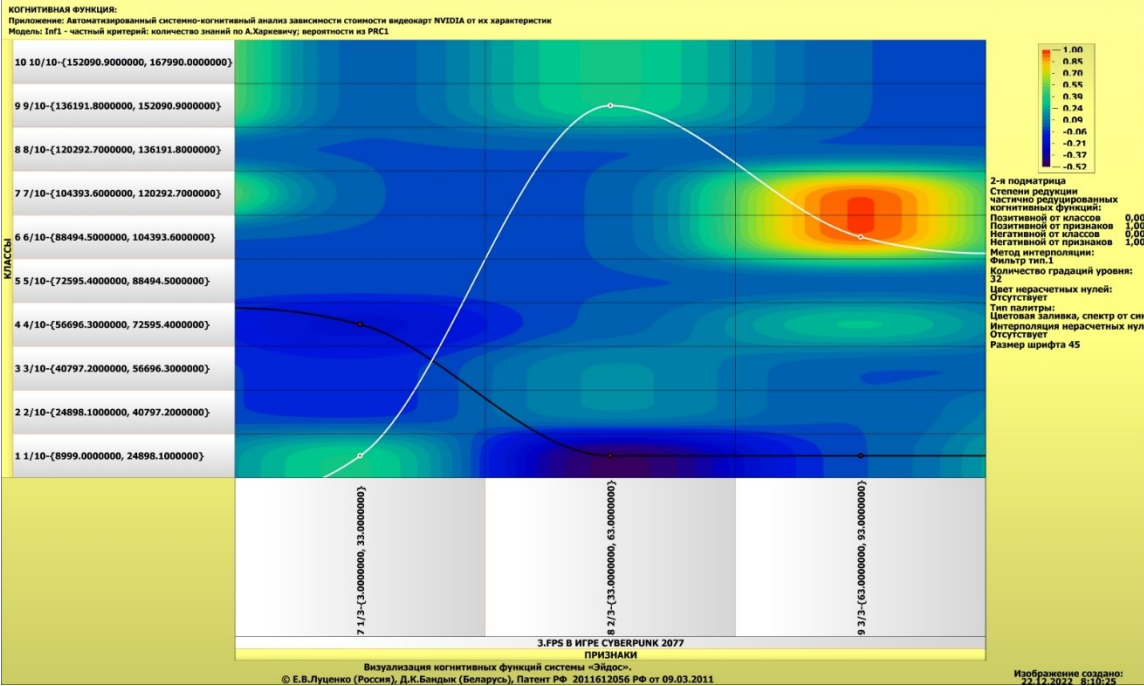
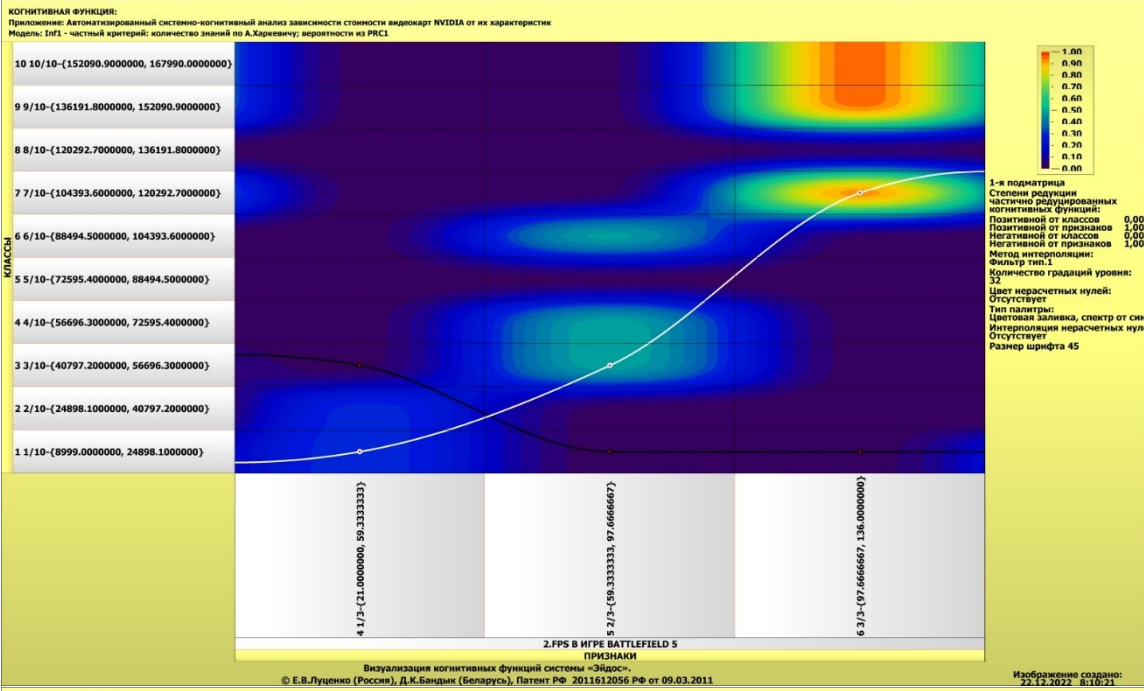
Визуализации когнитивных функций

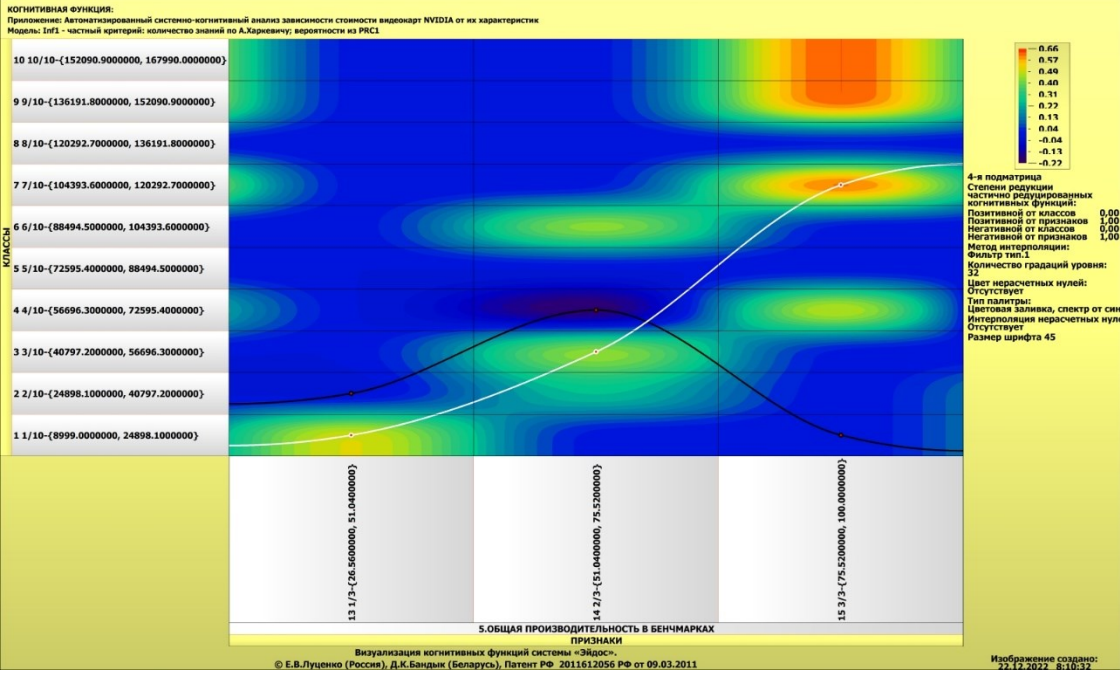
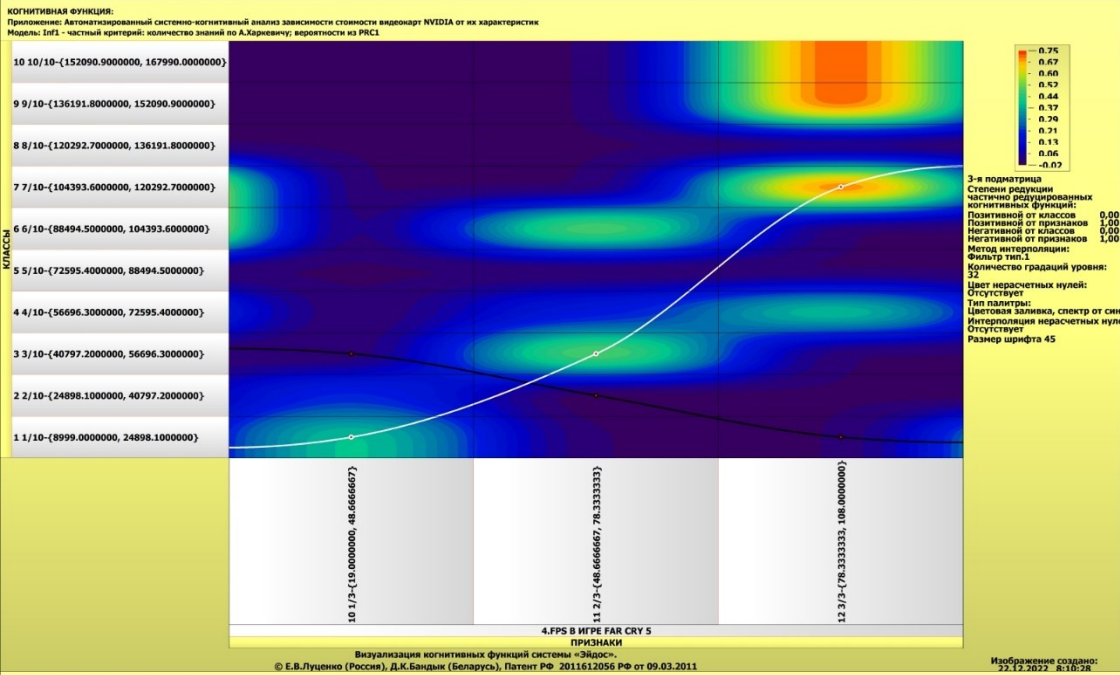
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

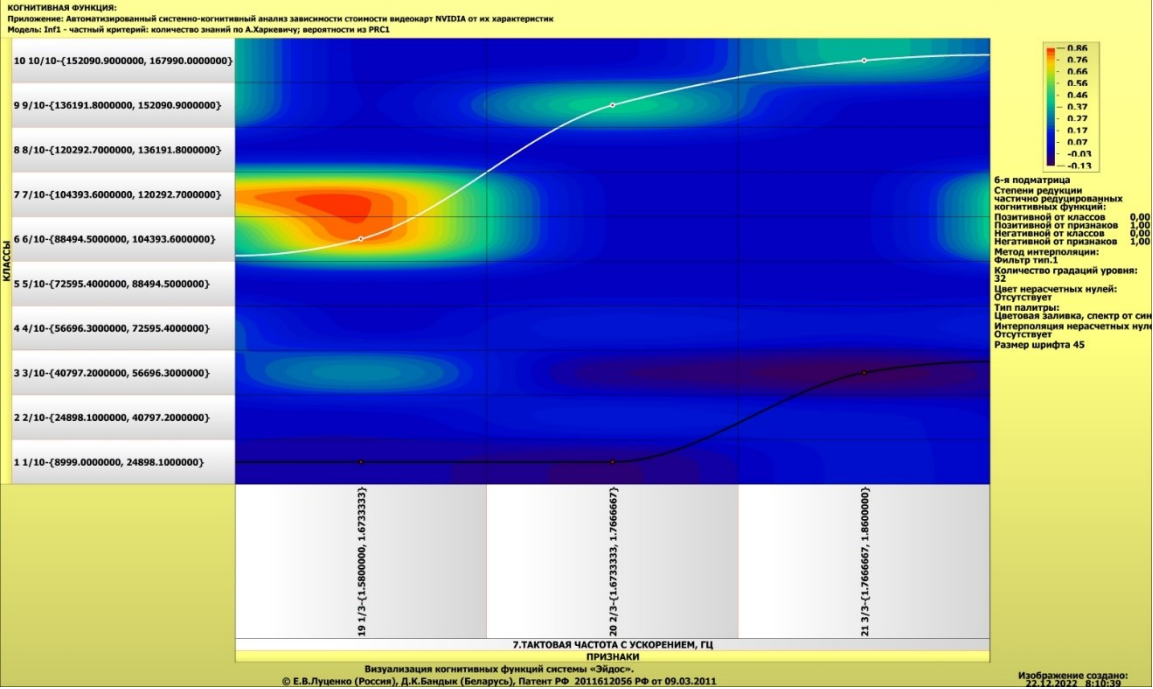
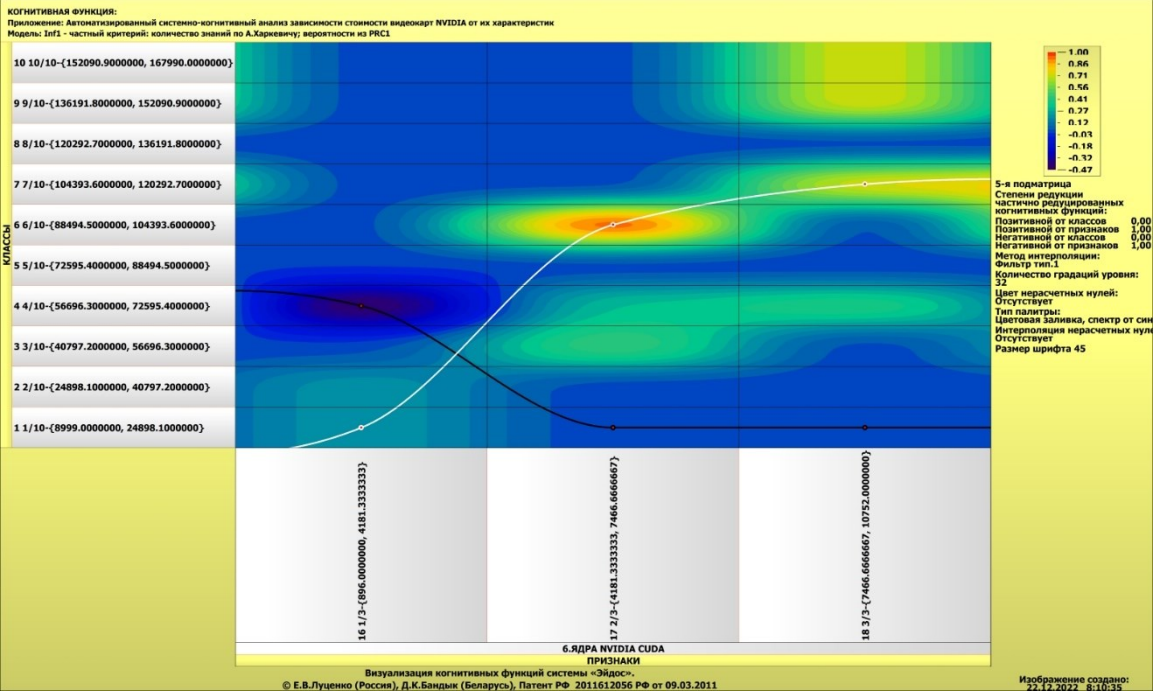
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями









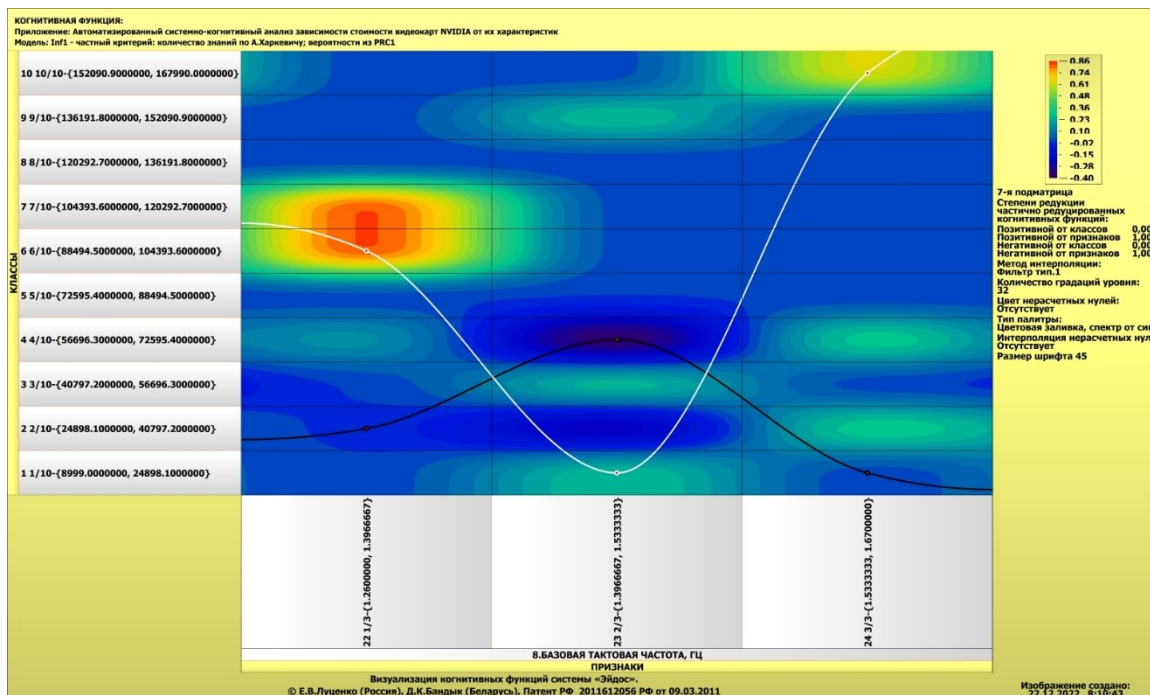


Рисунок 35. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF1

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [22].

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 Inf1, 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 39 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:

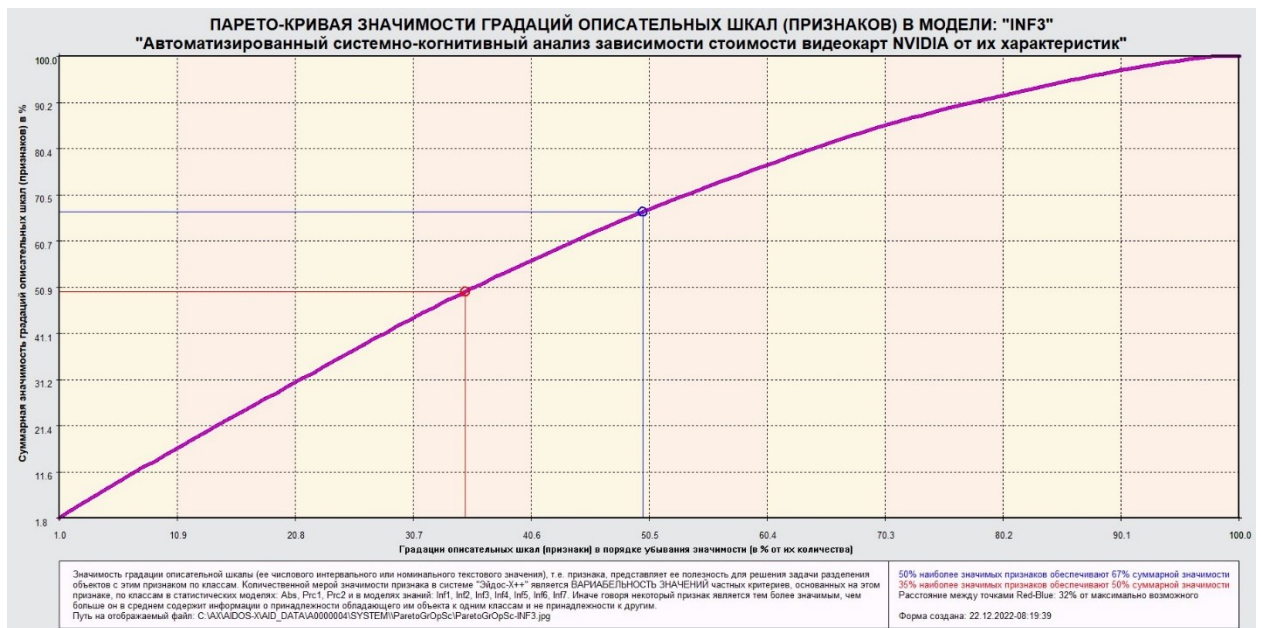


Рисунок 36. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

Из рисунка 39 видно, что примерно третья часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 67% суммарного влияния.

В таблице 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 39. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора. Например, видно, что значение фактора: «КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ» имеет влияние на объект моделирования почти в 33 раза выше, чем значение фактора: «VULKAN RT API, OPENGL 4.6». Это значит, что сила влияния разных значений факторов на объект моделирования довольно существенно отличается друг от друга.

Таблица 14 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

№	№, %	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPS	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	2,7027027	26	VULKAN RT API, OPENGL 4.6	2	66	67	1,4463739	1,4463739	3,9817637	3,9817637
2	5,4054054	15	NVIDIA DLSS	2	44	45	1,3561377	2,8025116	3,7333499	7,7151136
3	8,1081081	24	NVIDIA GPU BOOST	2	62	63	1,3561377	4,1586493	3,7333499	11,4484635
4	10,8108108	27	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)	2	68	69	1,3561377	5,5147870	3,7333499	15,1818133
5	13,5135135	16	NVIDIA BROADCAST	2	46	47	1,3267006	6,8414876	3,6523117	18,8342150
6	16,2162162	17	PCI EXPRESS	2	48	49	1,3267006	8,1681882	3,6523117	22,4864367
7	18,9189189	18	RESIZABLE BAR	2	50	51	1,3267006	9,4948888	3,6523117	26,1387483
8	21,6216216	19	NVIDIA FREESTYLE	2	52	53	1,3267006	10,8215894	3,6523117	29,7910600
9	24,3243243	22	ДРАЙВЕРЫ NVIDIA STUDIO	2	58	59	1,3267006	12,1482900	3,6523117	33,4433716
10	27,0270270	23	NVIDIA OMNIVERSE	2	60	61	1,3267006	13,4749906	3,6523117	37,0956833
11	29,7297297	21	NVIDIA HIGHLIGHTS	2	56	57	1,3134945	14,7884851	3,6153962	40,7116395
12	32,4324324	2	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5	3	4	6	1,2674063	16,0558914	3,4890787	44,2007182
13	35,1351351	5	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМАХ	3	13	15	1,2478001	17,3036915	3,4351042	47,6358225
14	37,8378788	12	ЯДРА RT	3	35	37	1,1582316	18,4619231	3,1885286	50,8243510
15	40,5405405	32	НOCSP	3	81	83	1,1582316	19,6201547	3,1885286	54,0128796
16	43,2432432	37	ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЕ, ВТ	3	96	98	1,1442628	20,7644125	3,1500735	57,1625931
17	45,9459459	4	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5	3	10	12	1,1168066	21,8812241	3,0744885	60,2374416
18	48,6486486	11	РАЗРЫДНОСТЬ ШИНЫ ПАМЯТИ, БИТ	3	32	34	1,0990809	22,9803050	3,0256909	63,2631326
19	51,3513514	1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA	3	1	3	0,9522693	23,9325743	2,6215291	65,8846617
20	54,0540541	20	NVIDIA SHADOWPLAY	2	54	55	0,9223132	24,8548875	2,5306921	68,4237238
21	56,7567568	8	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ	3	22	24	0,8814181	25,7363056	2,4264809	70,8502047
22	59,4594595	6	ЯДРА NVIDIA CUDA	3	16	18	0,8746590	26,6109646	2,4078735	73,2580782
23	62,1621622	25	NVIDIA NVLINK С ПОДДЕРЖКОЙ SLI	2	64	65	0,8710133	27,4819779	2,3978372	75,6559154
24	64,8648649	13	ТЕНЗОРНЫЕ ЯДРА	3	38	40	0,8118357	28,2938136	2,2349255	77,8904049
25	67,5675676	14	АРХИТЕКТУРА NVIDIA	3	41	43	0,8118357	29,1056493	2,2349255	80,1257664
26	70,2702703	29	CUDA-ВОЗМОЖНОСТИ	3	73	75	0,8118357	29,9174850	2,2349255	82,3606619
27	72,9729730	28	ДЕКОДЕР NVIDIA (NVDEC)	3	70	72	0,8004796	30,7179646	2,2036630	84,5643548
28	75,6756757	3	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077	3	7	9	0,7883346	31,5062992	2,1702286	86,7345835
29	78,3783784	33	ДЛИНА, CM	3	84	86	0,7814452	32,2877444	2,1512626	88,8858461
30	81,0810811	10	ТИП ПАМЯТИ	4	28	31	0,7656306	33,0533750	2,1077262	90,9935723
31	83,7837838	9	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ	3	25	27	0,6895901	33,7429651	1,8983921	92,8919644
32	86,4864865	36	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА ВИДЕОКАРТ	3	93	95	0,6560302	34,3989953	1,8060041	94,6979685
33	89,1891892	34	ШИРИНА, CM	3	87	89	0,4750414	34,8740367	1,3077549	96,0057234

На экранной форме рисунка 40 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях:

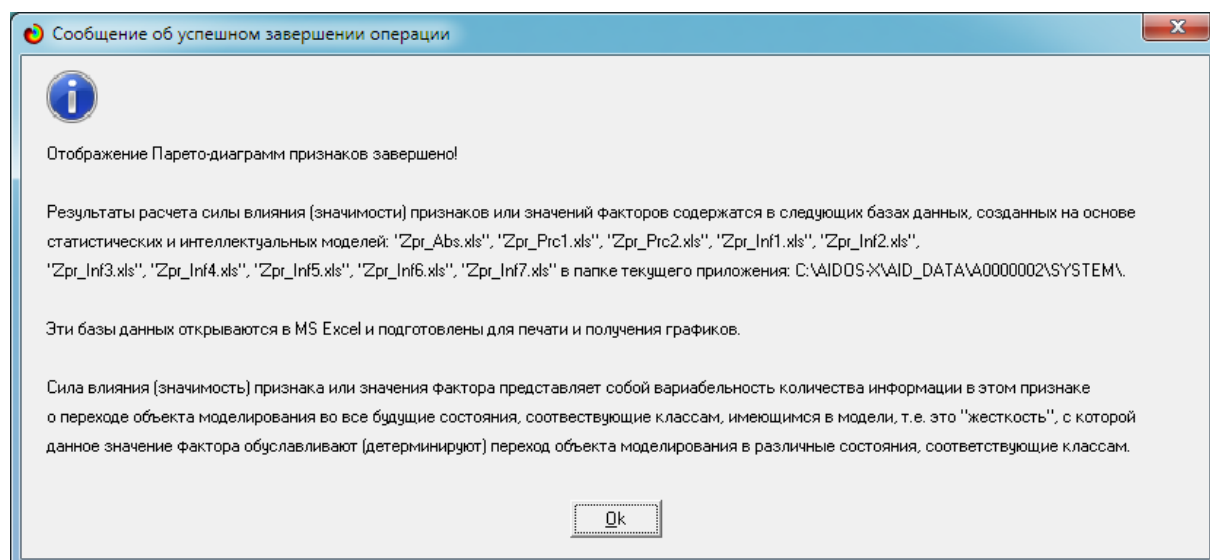


Рисунок 37. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

На экранной форме рисунка 41 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

В таблице 17 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF3. Из таблицы 17 видно, что почти 74% суммарного влияния на поведение объекта моделирования обусловлено фазой вегетации, еще 22% влияния оказывает способ обработки **почвы**, а удобрения оказывают сравнительно меньшее влияние: около 4%.

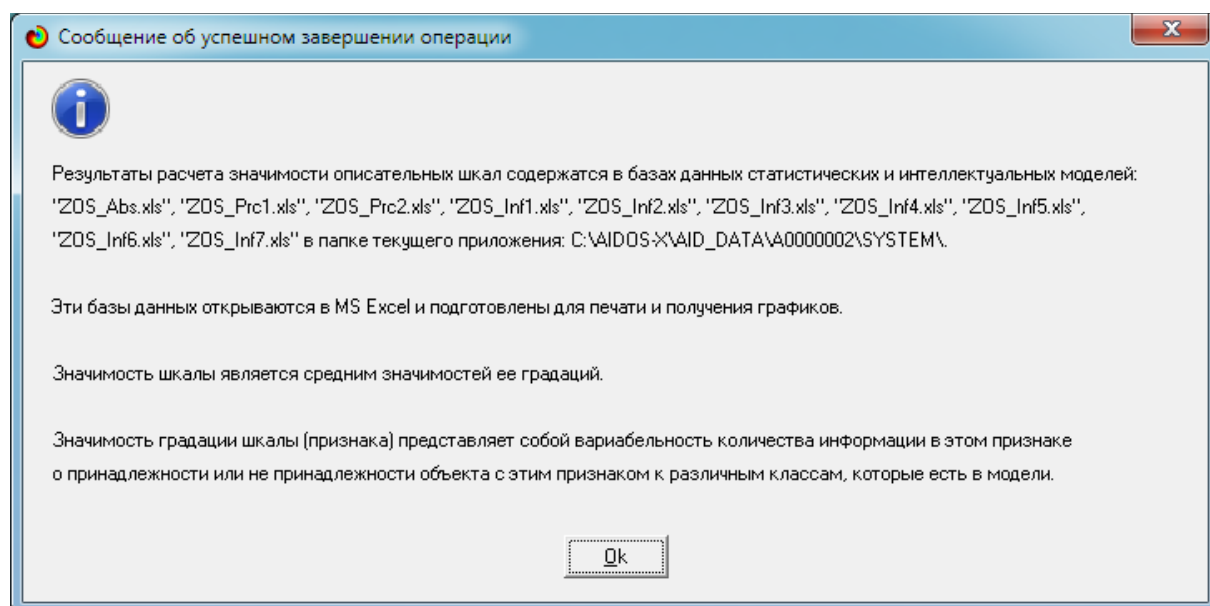


Рисунок 38. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

**Таблица 15 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования
в системно-когнитивной модели INF3**

№	№, %	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPS	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNT
1	2,7027027	26	VULKAN RT API, OPENGL 4.6	2	66	67	1,4463739	1,4463739	3,9817637	3,9817637
2	5,4054054	15	NVIDIA DLSS	2	44	45	1,3561377	2,8025116	3,7333499	7,7151136
3	8,1081081	24	NVIDIA GPU BOOST	2	62	63	1,3561377	4,1586493	3,7333499	11,4484635
4	10,8108108	27	ЭНКОДЕР NVIDIA (NVENC)	2	68	69	1,3561377	5,5147870	3,7333499	15,1818133
5	13,5135135	16	NVIDIA BROADCAST	2	46	47	1,3267006	6,8414876	3,6523117	18,8341250
6	16,2162162	17	PCI EXPRESS	2	48	49	1,3267006	8,1681882	3,6523117	22,4864367
7	18,9189189	18	RESIZABLE BAR	2	50	51	1,3267006	9,4948888	3,6523117	26,1387483
8	21,6216216	19	NVIDIA FREESTYLE	2	52	53	1,3267006	10,8215894	3,6523117	29,7910600
9	24,3243243	22	ДРАЙВЕРЫ NVIDIA STUDIO	2	58	59	1,3267006	12,1482900	3,6523117	33,4433716
10	27,0270270	23	NVIDIA OMNIVERSE	2	60	61	1,3267006	13,4749906	3,6523117	37,0956833
11	29,7297297	21	NVIDIA HIGHLIGHTS	2	56	57	1,3134945	14,7884851	3,6159562	40,7116395
12	32,4324324	2	FPS В ИГРЕ BATTLEFIELD 5	3	4	6	1,2674063	16,0558914	3,4890787	44,2007182
13	35,1351351	5	ОБЩАЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТЬ В БЕНЧМ	3	13	15	1,2478001	17,3036915	3,4351042	47,6358225
14	37,8378378	12	ЯДРА RT	3	35	37	1,1582316	18,4619231	3,1885286	50,8243510
15	40,5405405	32	HDSP	3	81	83	1,1582316	19,6201547	3,1885286	54,0128796
16	43,2432432	37	ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЕ, BT	3	96	98	1,1442628	20,7644175	3,1500735	57,1629531
17	45,9459459	4	FPS В ИГРЕ FAR CRY 5	3	10	12	1,1168066	21,8812241	3,0744885	60,2374416
18	48,6486486	11	РАЗРЯДНОСТЬ ШИНЫ ПАМЯТИ, БИТ	3	32	34	1,0990809	22,9803050	3,0256909	63,2631326
19	51,3513514	1	FPS В ИГРЕ ASSASSIN'S CREED VALHALLA	3	1	3	0,9522693	23,9325743	2,6215291	65,8846617
20	54,0540541	20	NVIDIA SHADOWPLAY	2	54	55	0,9223132	24,8548875	2,5390621	68,4237238
21	56,7567568	8	БАЗОВАЯ ТАКТОВАЯ ЧАСТОТА, ГЦ	3	22	24	0,8814181	25,7363056	2,4264809	70,8502047
22	59,4594595	6	ЯДРА NVIDIA CUDA	3	16	18	0,8746590	26,6109646	2,4078735	73,2580782
23	62,1621622	25	NVIDIA NVLINK С ПОДДЕРЖКОЙ SLI	2	64	65	0,8710133	27,4819779	2,3978372	75,6559154
24	64,8648649	13	ТЕНЗОРНЫЕ ЯДРА	3	38	40	0,8118357	28,2938136	2,2349255	77,8908409
25	67,5675676	14	АРХИТЕКТУРА NVIDIA	3	41	43	0,8118357	29,1056493	2,2349255	80,1257664
26	70,2702703	29	CUDA-ВОЗМОЖНОСТИ	3	73	75	0,8118357	29,9174850	2,2349255	82,3606919
27	72,9729730	28	ДЕКОДЕР NVIDIA (NVDEC)	3	70	72	0,8004796	30,7179646	2,2036630	84,5643548
28	75,6756757	3	FPS В ИГРЕ CYBERPUNK 2077	3	7	9	0,7883346	31,5062992	2,1702286	86,7345835
29	78,3783784	33	ДЛИНА, CM	3	84	86	0,7814452	32,2877444	2,1512626	88,8858461
30	81,0810811	10	ТИП ПАМЯТИ	4	28	31	0,7656306	33,0533750	2,1077262	90,9935723
31	83,7837838	9	КОЛ-ВО ПАМЯТИ, ГБ	3	25	27	0,6895901	33,7429651	1,8983921	92,8919644
32	86,4864865	36	МАКСИМАЛЬНАЯ ТЕМПЕРАТУРА ВИДЕОКА	3	93	95	0,6560302	34,3989953	1,8060041	94,6979685
33	89,1891892	34	ШИРИНА, CM	3	87	89	0,4750414	34,8740367	1,3077549	96,0057234

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 42 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:

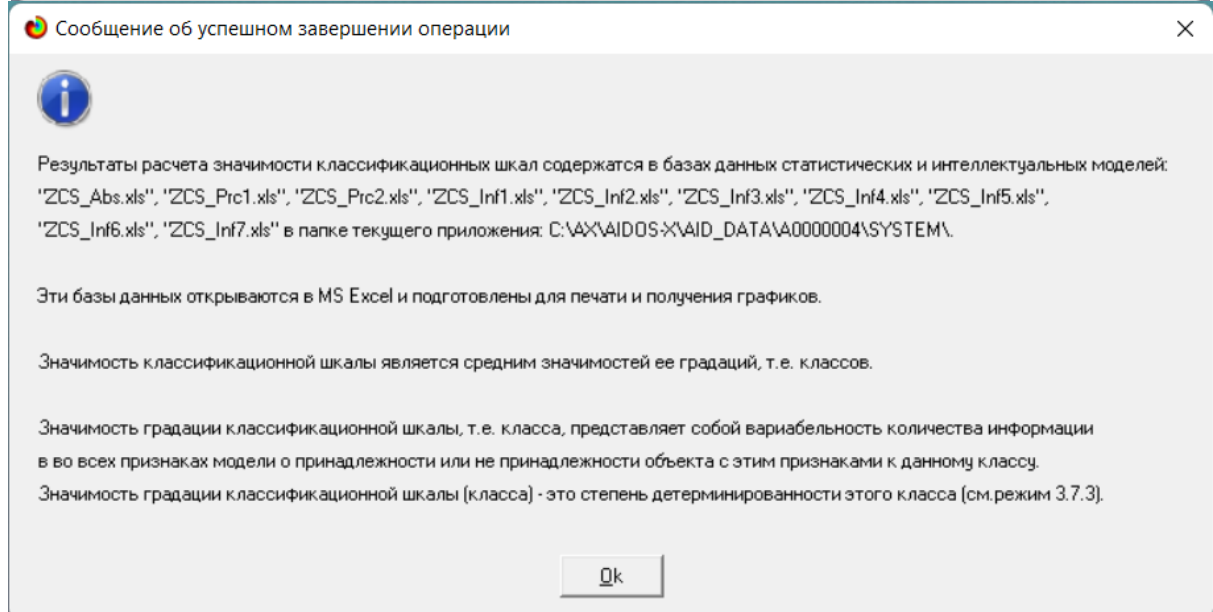
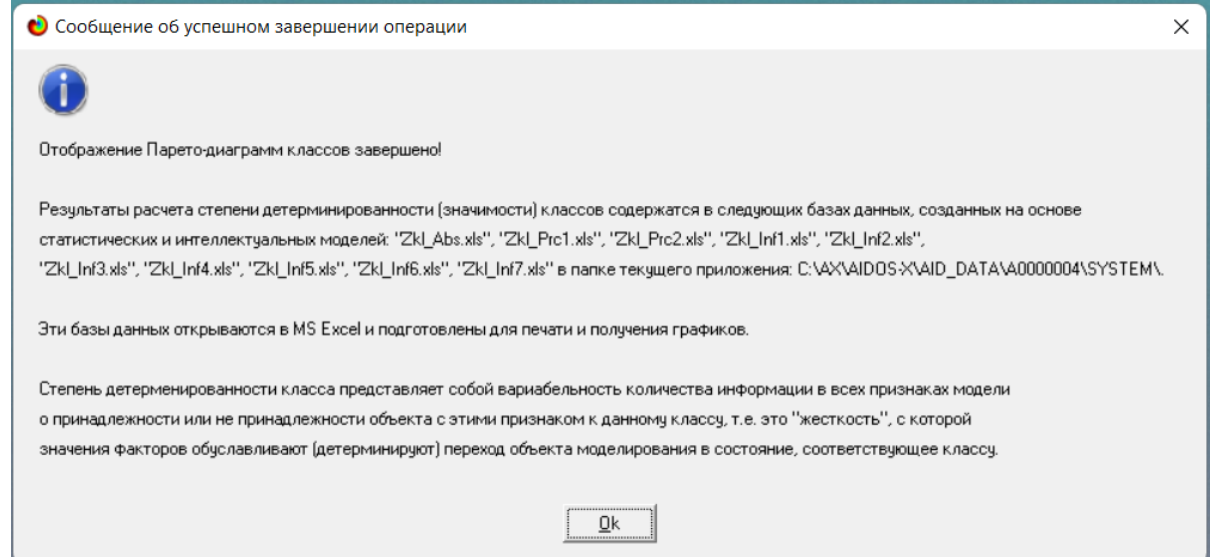
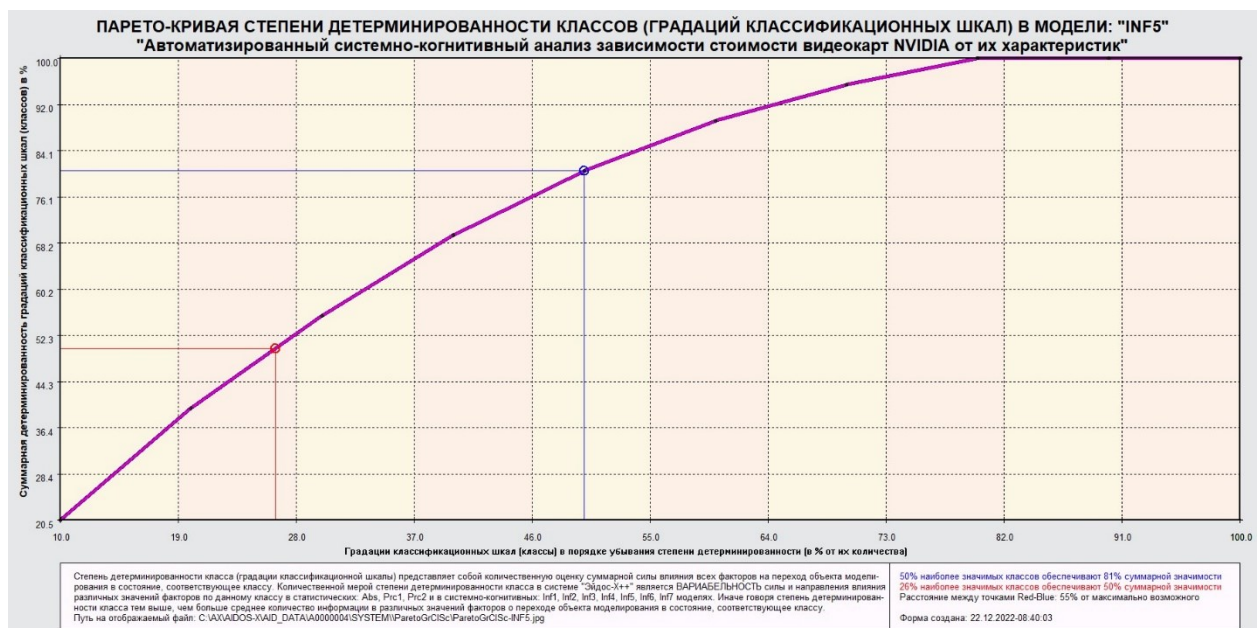


Рисунок 39. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 42. Из таблицы 18 видно, какую долю от

суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Например, видно, что класс: «ЦЕНА, РУБ-8/10-{120292.7000000, 136191.8000000}» детерминирован (обусловлен) значениями факторов почти в 3,5 раза сильнее, чем класс: «ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}». Это значит, что степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

Таблица 16 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	10,0000000	1	ЦЕНА, РУБ-1/10-{8999.0000000, 24898.1000000}		1	2,2594727	2,2594727	31,0586579
2	20,0000000	4	ЦЕНА, РУБ-4/10-{56696.3000000, 72595.4000000}		1	1,2620051	3,5214778	17,3474920
3	30,0000000	2	ЦЕНА, РУБ-2/10-{24898.1000000, 40797.2000000}		1	1,1908321	4,7123099	16,3691497
4	40,0000000	3	ЦЕНА, РУБ-3/10-{40797.2000000, 56696.3000000}		1	0,6716500	5,3839599	9,2324849
5	50,0000000	10	ЦЕНА, РУБ-10/10-{152090.9000000, 167990.0000000}		1	0,4937194	5,8776793	6,7866551
6	60,0000000	9	ЦЕНА, РУБ-9/10-{136191.8000000, 152090.9000000}		1	0,4799083	6,3575876	6,5968081
7	70,0000000	7	ЦЕНА, РУБ-7/10-{104393.6000000, 120292.7000000}		1	0,4742713	6,8318589	6,5193220
8	80,0000000	6	ЦЕНА, РУБ-6/10-{88494.5000000, 104393.6000000}		1	0,4429973	7,2748562	6,0894303
9	90,0000000	5	ЦЕНА, РУБ-5/10-{72595.4000000, 88494.5000000}		1	0,0000000	7,2748562	0,0000000
10	100,0000000	8	ЦЕНА, РУБ-8/10-{120292.7000000, 136191.8000000}		1	0,0000000	7,2748562	0,0000000

В таблице 19 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3. Из таблицы 19 видно, что суммарная детерминированность достигает 100%.

Таблица 17 – Степень детерминированности классификационных шкал в системно-когнитивной модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_CLSC	NAME_CLSIN_GRCCLSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_CS	ZN_CSNT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	100,0000000	1	ЦЕНА, РУБ	10	1	10	0,7274856	0,7274856	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 лингвистического Автоматизированного системно-когнитивного анализа (лингвистический 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 построения системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих лингвистические переменные.
2. Возможность применения системно-когнитивных моделей для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области.

В качестве перспективы продолжения исследований можно было бы рекомендовать существенно увеличить объем исходных данных, количество

исследуемых факторов, а также количество классификационных шкал и их градаций (классов) для описания будущих состояний объекта моделирования.

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

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

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами автора в этой области [1-26].

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

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №345. 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)

В работе решена задача выявления зависимости стоимости видеокарт NVIDIA от их характеристик. На основе знания этих зависимостей решены задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется лингвистический АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика.

Таким образом, в работе строится гибридная модель, включающая как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы. Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [6].

Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении того или иного уровня производительности.

В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос». Работа

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

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по тематике, связанной с АПК, частности с когнитивной агрономией: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
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 АСК-анализу текстов, т.е. по когнитивной математической лингвистике: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm
5. 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
6. 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.
7. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
8. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
9. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
10. Информация о характеристиках конкретных моделей видеокарт взята с официального сайта NVIDIA [Электронный ресурс]: <https://www.nvidia.com/ru-ru/geforce/graphics-cards/>
11. Дополнительная информация, включающая значения производительности видеокарт в различных играх взята с сайта technical.city [Электронный ресурс]: <https://technical.city/ru/video/nvidia-rating>
12. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
13. 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.
14. 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.

15. 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.

16. 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.

17. 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.

18. 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.

19. 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.

20. 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.

21. 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.

22. 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

23. 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>

24. 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.

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

26. 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.