

УДК 004.8

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ЗАВИСИМОСТИ ТЕХНИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ВИДЕОКАРТЫ ОТ ЕЕ ПРОИЗВОДИТЕЛЯ, ХАРАКТЕРИСТИК, ГОДА ВЫПУСКА

Аршинов Александр Георгиевич,
Антонец Илья Сергеевич

Студенты Группа ИТ2204
Факультет «Прикладная информатика»
Направление «09.03.02 – Информационные системы и технологии»

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

Данная работа является продолжением серии работ автора по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (ACK-анализ) для решения широкого спектра задач в области компьютерной графики. В работе решается задача выявления зависимости технических показателей видеокарты ее производителя, характеристик, года выпуска. На основе знания этих зависимостей решаются задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели. Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные (факторы) являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется лингвистический ACK-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика. При этом зависимые переменные, т.е. результаты влияния факторов, измеряются в числовых шкалах. 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. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной производительности. Приводится краткое описание ACK-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос». Работа может быть основой для лабораторных работ по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического ACK-анализа для решения задач в области компьютерной графики.

Ключевые слова: ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ ACK-АНАЛИЗ, ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС»,

УДК 004.8

AUTOMATED SYSTEM COGNITIVE ANALYSIS OF THE DEPENDENCE OF THE TECHNICAL INDICATORS OF A VIDEO CARD ON ITS MANUFACTURER, CHARACTERISTICS, YEAR OF MANUFACTURING

Arshinov Alexander Georgievich,
Antonets Ilya Sergeevich

Students IT2204 Group
Faculty of «Applied Informatics»
Direction «09.03.02 – Information systems and technologies»

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

This work is a continuation of the author's series of works on the use Automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) for solving a wide range of problems in the field of computer graphics. The paper solves the problem of identifying the dependence of the technical indicators of the video card of its manufacturer, characteristics, year of manufacture.

Based on the knowledge of these dependencies, the tasks of forecasting, decision-making and research of the simulated subject area are solved by studying its system-cognitive model. The specificity of this task is that all independent variables (factors) are linguistic (categorical) variables. Therefore, linguistic ASC-analysis, i.e. cognitive mathematical linguistics, is used to solve this problem. At the same time, dependent variables, i.e. the results of the influence of factors, are measured in numerical scales. Thus, a hybrid model is being built in the work, including both nominal (text) and numerical scales. Comparability of data processing of different types presented in different types of scales and different units of measurement is ensured by metrization of nominal scales, i.e. increasing their degree of formalization to the level of numerical scales. This is achieved by calculating the amount of information contained in the gradations of nominal scales and obtaining a particular yield. A brief description of the ASC-analysis and its software tools - the intelligent system "Eidos" is given. The work can be the basis for laboratory work on the use of artificial intelligence systems, in particular linguistic ASC-analysis for solving problems in the field of computer graphics .

Keywords: LINGUISTIC ASK-ANALYSIS, LINGUISTIC AUTOMATED SYSTEMIC COGNITIVE ANALYSIS, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS",

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 (ACK-анализ) как метод решения проблемы.....	4
2.4. Система «Эйдос» - инструментарий ACK-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	26
3.4. Задача-4. Верификация моделей	35
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели	38
3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование	39
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	40
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	41
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	42
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	43
3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений.....	46
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	46
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе ACK-анализа и системы «Эйдос»	48
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели ..	52
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	52
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	53
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	56
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	61
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	63
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	64
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	65
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	67
3.8.9. Когнитивные функции	69
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций.....	71
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	75
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	79
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	80
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА).....	80

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа является продолжением серии работ автора по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для решения широкого спектра задач в области информатики. В работе решается задача выявления значения производительности от показателей частоты ядра, количества видеопамяти. 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 – выбор видеокарты с помощью выявления зависимостей показателей характеристик от различных производителей и года выпуска.

Предмет исследования – показатели видеокарт.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные, т.е. факторы: размер памяти, размер шины, частота ядра и температуры.

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 зависимости производительности видеокарт от часты ядра, размера видеопамяти и температуры делают *её 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; ал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному изу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в ящее 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 (ACK-анализ)» был предложен проф. Е. В. Луценко. На тот момент он вообще 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;

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

- 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 применением 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 публикаций 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 [Scopus³](#) [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 номенклатуре научных специальностей ВАК РФ⁶). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

- 5.12.4. Когнитивное моделирование;
- 1.2.1. Искусственный интеллект и машинное обучение;
- 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации.

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных;

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

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

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

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;
- 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 производительности [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:

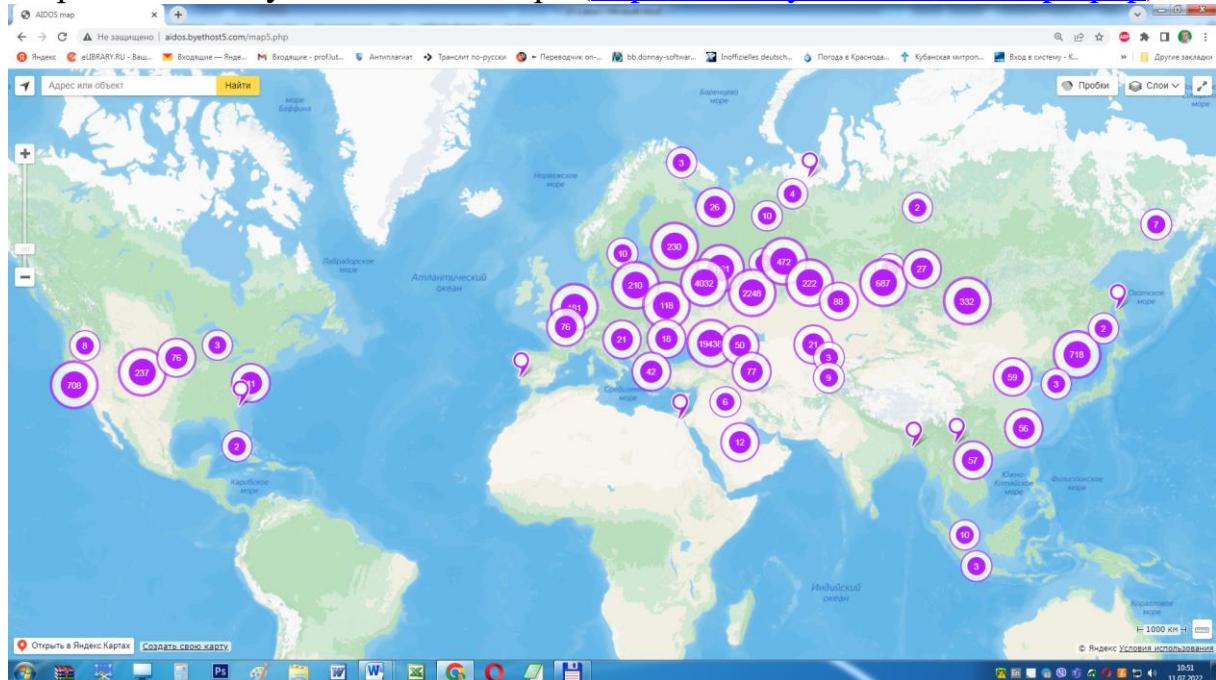
- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека 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/) (<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 336, соответственно: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebApplets.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 (ACK-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:

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

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

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

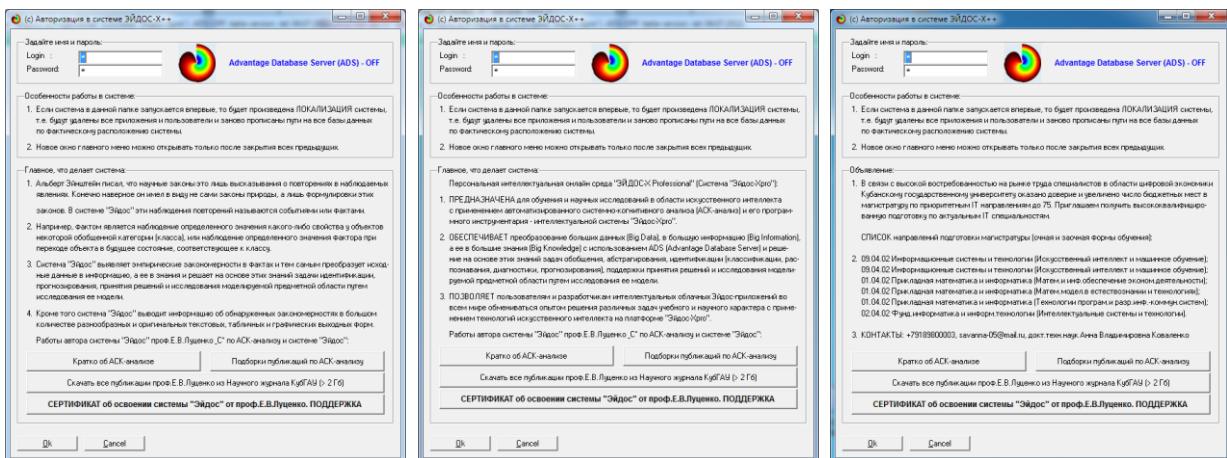


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

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**

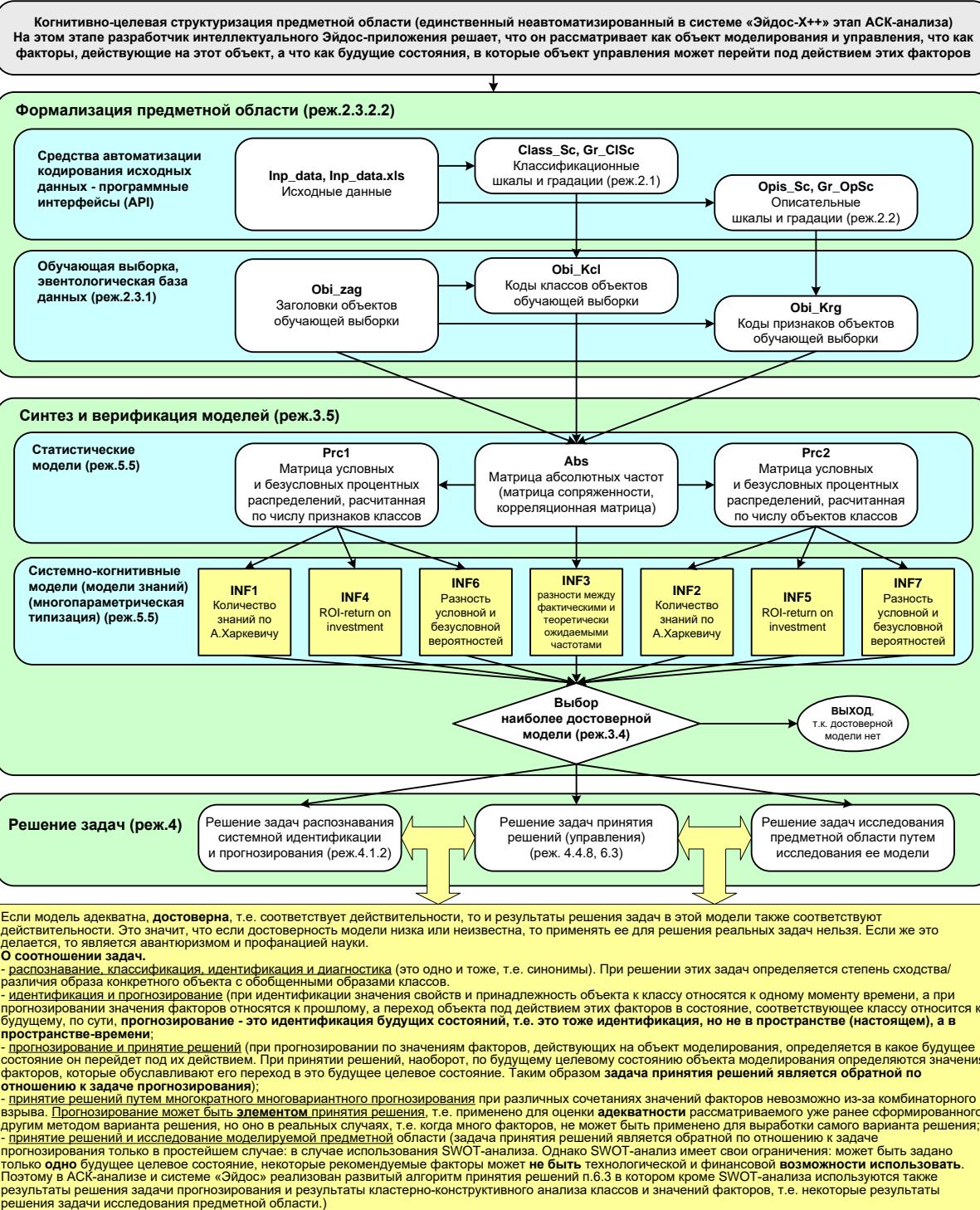


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

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 неавтоматизированном в системе «Эйдос» этапом АСК-анализа, т.е. все последующие этапы АСК анализа в ней полностью автоматизированы.

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

Статичная интерпретация и терминология:

- градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);
- описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

Динамичная интерпретация и терминология:

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

Обобщающая терминология:

- классификационные шкалы и градации;
- описательные шкалы и градации.

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступают различные видеокарты, в качестве *факторов* частота, объём памяти и частота ядра, а в качестве *результатов* выбор видеокарты с помощью ее характеристик:

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	MEMSIZE
2	MEMBUSWIDTH
3	GPUCLOCK
4	MEMCLOCK
5	UNIFIEDSHADER
6	TMU
7	ROP

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

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	PRODUCTNAME
2	RELEASEYEAR

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.

В качестве *источника исходных данных* в данной работе используем таблицы 1 и 2 (см. таблицы 3 и 4):

Таблица 3 – Таблица исходных данных в MSExcel

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

productName	productName	manufacturer	releaseYear	memSize	memBusWidth	gpuClock	memClock	unifiedShader	tmu	rop	pixelShader	vertexShader	lfp	bus	memType	gpuChip
GeForce RTX 4050	GeForce RTX 4050	NVIDIA	2022	8	128	1925	2250	3840	120	48			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	A106	
Arc A350M	Arc A350M	Intel	2022	4	64	300	1500	768	48	24			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	DG2-128	
Arc A370M	Arc A370M	Intel	2022	4	64	300	1500	1024	64	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	DG2-128	
Arc A380	Arc A380	Intel	2022	4	64	300	1500	1024	64	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	DG2-128	
Arc A550M	Arc A550M	Intel	2022	8	128	300	1500	2048	128	64			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	DG2-512	
Arc A730M	Arc A730M	Intel	2022	12	192	300	1500	3072	192	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	DG2-512	
Arc A770	Arc A770	Intel	2022	16	256	300	1500	4096	256	128			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	DG2-512	
Arc A770M	Arc A770M	Intel	2022	16	256	300	1500	4096	256	128			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	DG2-512	
Arc A780	Arc A780	Intel	2022	16	256	300	1080	4096	256	128			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	DG2-512	
Arctic Sound-M	Arctic Sound-M	Intel	2022	16	4096	900	1200	8192	256	128			No PCIe 4.0 x16	HBM2e	Arctic Sound	
GeForce MX550	GeForce MX550	NVIDIA	2022	2	64	1065	1500	1024	32	16			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	TU117	
GeForce MX570	GeForce MX570	NVIDIA	2022	4	64	1087	1500	2048	64	40			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA1075	
GeForce RTX 3050 4 GB	GeForce RTX 3050 4 GB	NVIDIA	2022	4	128	1545	1750	2304	72	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA107	
GeForce RTX 3050 8 GB	GeForce RTX 3050 8 GB	NVIDIA	2022	8	128	1552	1750	2560	80	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA108	
GeForce RTX 3050 16 GB	GeForce RTX 3050 16 GB	NVIDIA	2022	8	128	1552	1750	2560	80	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA107	
GeForce RTX 3050 OEM	GeForce RTX 3050 OEM	NVIDIA	2022	8	128	1515	1750	2560	80	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA108	
GeForce RTX 3060 Ti GA103	GeForce RTX 3060 Ti GA103	NVIDIA	2022	8	256	1410	1750	4096	152	80			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA1035	
GeForce RTX 3070 Ti Mobile	GeForce RTX 3070 Ti Mobile	NVIDIA	2022	8	256	915	1750	5632	176	80			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA104	
GeForce RTX 3080 12 GB	GeForce RTX 3080 12 GB	NVIDIA	2022	12	384	1260	1188	8960	280	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	GA102	
GeForce RTX 3080 16 GB	GeForce RTX 3080 16 GB	NVIDIA	2022	20	320	1335	1188	10240	320	112			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	GA102	
GeForce RTX 3080 Ti Max-Q	GeForce RTX 3080 Ti Max-Q	NVIDIA	2022	16	256	585	1500	7424	232	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA1035	
GeForce RTX 3080 Ti Mobile	GeForce RTX 3080 Ti Mobile	NVIDIA	2022	16	256	810	2000	7424	232	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA1035	
GeForce RTX 3090 Ti	GeForce RTX 3090 Ti	NVIDIA	2022	24	384	1560	1313	10752	336	112			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	GA102	

Таблица 4 – Таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

productName	productName	manufacturer	releaseYear	memSize	memBusWidth	gpuClock	memClock	unifiedShader	tmu	rop	pixelShader	vertexShader	lfp	bus	memType	gpuChip
GeForce RTX 4050	GeForce RTX 4050	NVIDIA	2023	8	128	1925	2250	3840	120	48			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	AD106	
Arc A350M	Arc A350M	Intel	2022	4	64	300	1500	768	48	24			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	DG2-128	
Arc A370M	Arc A370M	Intel	2022	4	64	300	1500	1024	64	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	DG2-128	
Arc A380	Arc A380	Intel	2022	4	64	300	1500	1024	64	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	DG2-128	
Arc A550M	Arc A550M	Intel	2022	8	128	300	1500	2048	128	64			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	DG2-512	
Arc A730M	Arc A730M	Intel	2022	12	192	300	1500	3072	192	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	DG2-512	
Arc A770	Arc A770	Intel	2022	16	256	300	1500	4096	256	128			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	DG2-512	
Arc A770M	Arc A770M	Intel	2022	16	256	300	1500	4096	256	128			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	DG2-512	
Arc A780	Arc A780	Intel	2022	16	256	300	1093	4096	256	128			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	DG2-512	
Arctic Sound-M	Arctic Sound-M	Intel	2022	16	4096	900	1200	8192	256	128			No PCIe 4.0 x16	HBM2e	Arctic Sound	
GeForce MX550	GeForce MX550	NVIDIA	2022	4	64	1087	1500	1024	32	16			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	TU117	
GeForce MX570	GeForce MX570	NVIDIA	2022	4	128	1545	1750	2304	72	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA1075	
GeForce RTX 3050 4 GB	GeForce RTX 3050 4 GB	NVIDIA	2022	8	128	1552	1750	2560	80	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA107	
GeForce RTX 3050 8 GB	GeForce RTX 3050 8 GB	NVIDIA	2022	8	128	1552	1750	2560	80	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA106	
GeForce RTX 3050 16 GB	GeForce RTX 3050 16 GB	NVIDIA	2022	8	128	1552	1750	2560	80	32			No PCIe 4.0 x8	GDDR6	GA107	
GeForce RTX 3060 Ti GA103	GeForce RTX 3060 Ti GA103	NVIDIA	2022	8	256	1410	1750	4096	152	80			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA1035	
GeForce RTX 3070 Ti Mobile	GeForce RTX 3070 Ti Mobile	NVIDIA	2022	8	256	915	1750	5632	176	80			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA104	
GeForce RTX 3080 12 GB	GeForce RTX 3080 12 GB	NVIDIA	2022	12	384	1260	1188	8960	280	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	GA102	
GeForce RTX 3080 16 GB	GeForce RTX 3080 16 GB	NVIDIA	2022	20	320	1335	1188	10240	320	112			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	GA102	
GeForce RTX 3080 Ti Max-Q	GeForce RTX 3080 Ti Max-Q	NVIDIA	2022	16	256	585	1500	7424	232	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA1035	
GeForce RTX 3080 Ti Mobile	GeForce RTX 3080 Ti Mobile	NVIDIA	2022	16	256	810	2000	7424	232	96			No PCIe 4.0 x16	GDDR6	GA1035	
GeForce RTX 3090 Ti	GeForce RTX 3090 Ti	NVIDIA	2022	24	384	1560	1313	10752	336	112			No PCIe 4.0 x16	GDDR6X	GA102	

Таблица 4 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение;
- каждое **наблюдение** описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующими на объект моделирования (лингвистические переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. техническими показателями видеокарт, 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 – номер наблюдения (не является шкалой);
- колонки со 2-й по 2-ю – это классификационная шкала – это шкала **текстового** типа описывающие **результаты** действия факторов, в данном случае показатели видеокарт: размер памяти, частота, размер шины. 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;

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 4

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

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

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

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

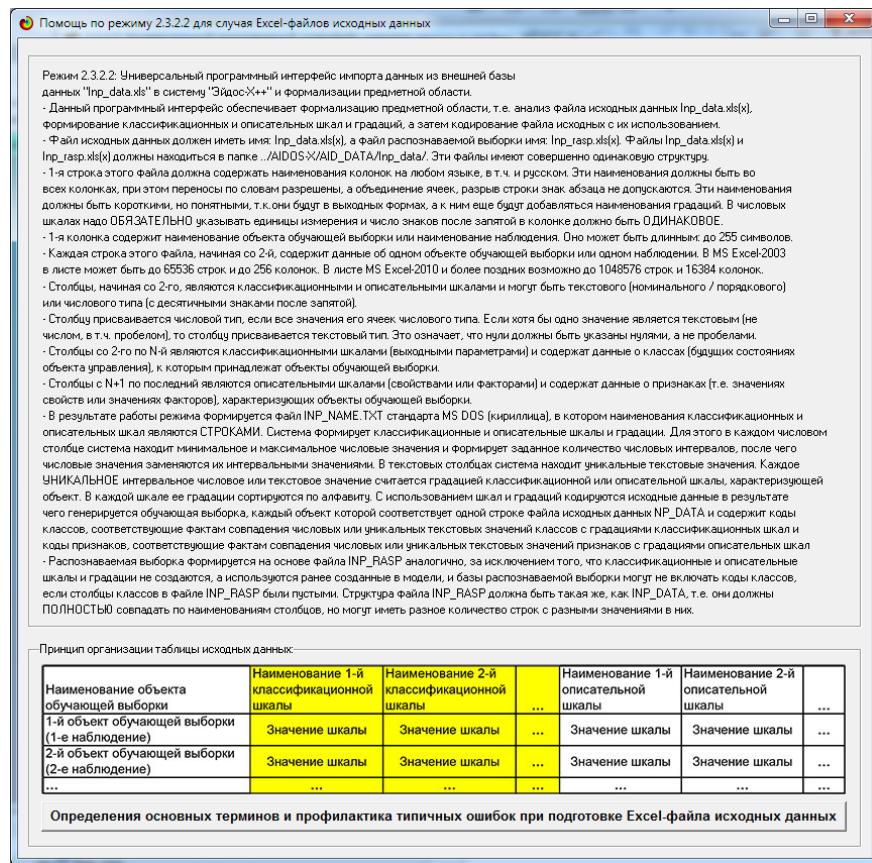
Требования API-2.3.2.2 к исходным данным подробно описаны в хелпах этого режима (рисунки 7):

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

В таблицах 5,6,7 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 8.

Для классификационных шкал на 3-м рисунке 8 приведено также количество наблюдений для каждого интервального значения (градации) и его размер. За счет того, что интервальные значения имеют разные размеры удается преодолеть **несбалансированность данных**, т.к. число наблюдений в каждом интервальном значении некоторой шкалы получается равным с точностью 1 (т.к. число наблюдений – всегда целое число).

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



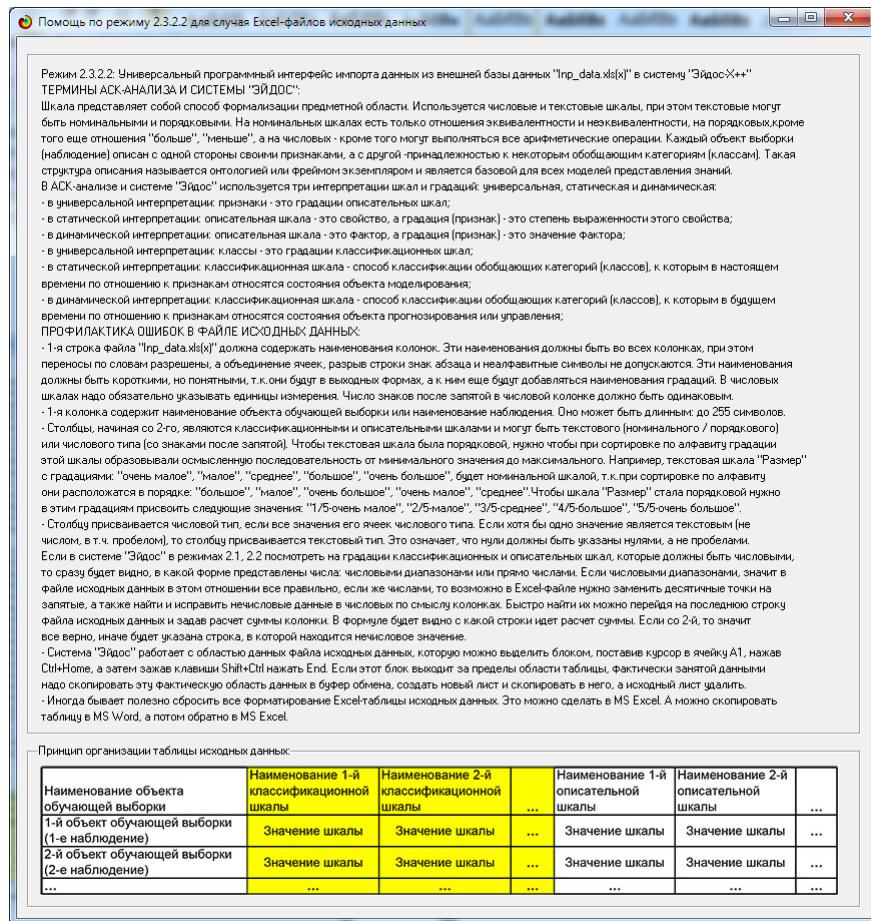


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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 DBF-файла
 DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт CSV-файла
 CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

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

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Применить сценарий метод АСК-анализа
 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.: [99 классов x 144 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	7	84	12,00
Текстовые	1	99	99,00	8	60	7,50
ВСЕГО:	1	99	99,00	15	144	9,60

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

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации **Выйти на создание модели**

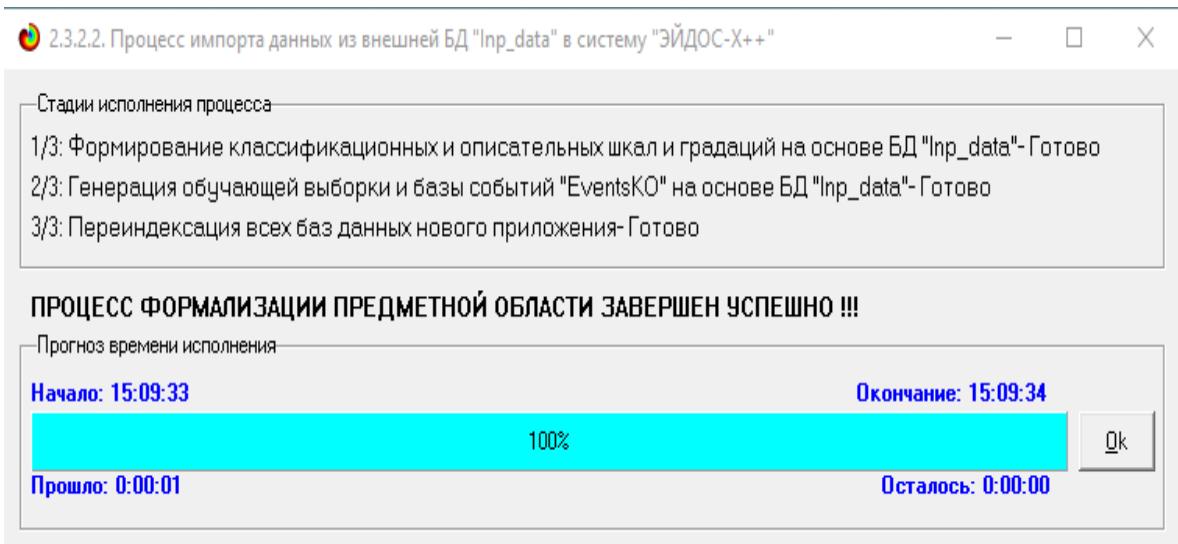


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Таблица 5– Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	PRODUCTNAME-A10 PCIe
2	PRODUCTNAME-A100 PCIe 80 GB
3	PRODUCTNAME-A10G
4	PRODUCTNAME-A16 PCIe
5	PRODUCTNAME-A2
6	PRODUCTNAME-A30 PCIe
7	PRODUCTNAME-Arc A350M
8	PRODUCTNAME-Arc A370M
9	PRODUCTNAME-Arc A380
10	PRODUCTNAME-Arc A550M
11	PRODUCTNAME-Arc A730M
12	PRODUCTNAME-Arc A770
13	PRODUCTNAME-Arc A770M
14	PRODUCTNAME-Arc A780
15	PRODUCTNAME-Arctic Sound-M
16	PRODUCTNAME-Arctic Sound 1T
17	PRODUCTNAME-Arctic Sound 2T
18	PRODUCTNAME-CMP 170HX
19	PRODUCTNAME-CMP 30HX
20	PRODUCTNAME-CMP 40HX
21	PRODUCTNAME-CMP 50HX
22	PRODUCTNAME-CMP 70HX
23	PRODUCTNAME-CMP 90HX
24	PRODUCTNAME-GeForce GT 1010
25	PRODUCTNAME-GeForce GT 1010 DDR4
26	PRODUCTNAME-GeForce MX550
27	PRODUCTNAME-GeForce MX570
28	PRODUCTNAME-GeForce RTX 2050 Mobile
29	PRODUCTNAME-GeForce RTX 2060 12 GB
30	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 4 GB
31	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 8 GB
32	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 8 GB GA107

33	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 Mobile
34	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 OEM
35	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 Ti Mobile
36	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060
37	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 GA104
38	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Max-Q
39	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Mobile
40	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Ti GA103
41	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Max-Q
42	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Mobile
43	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Ti
44	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Ti Mobile
45	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 12 GB
46	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Max-Q
47	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Mobile
48	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti
49	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti 20 GB
50	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti Max-Q
51	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti Mobile
52	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3090 Ti
53	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4050
54	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4060
55	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4070
56	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4080
57	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4080 Ti
58	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4090
59	PRODUCTNAME-H100 PCIe
60	PRODUCTNAME-H100 SXM5
61	PRODUCTNAME-Iris Xe Graphics 80EU
62	PRODUCTNAME-Iris Xe Graphics 96EU
63	PRODUCTNAME-PG506-232
64	PRODUCTNAME-PG506-242
65	PRODUCTNAME-Quadro T1200 Mobile
66	PRODUCTNAME-Radeon 660M
67	PRODUCTNAME-Radeon 680M
68	PRODUCTNAME-Radeon Graphics 448SP
69	PRODUCTNAME-Radeon Instinct MI210
70	PRODUCTNAME-Radeon Instinct MI250
71	PRODUCTNAME-Radeon Instinct MI250X
72	PRODUCTNAME-Radeon Pro V620
73	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6400
74	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6600
75	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6600M
76	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6800
77	PRODUCTNAME-Radeon RX 6300M
78	PRODUCTNAME-Radeon RX 6400
79	PRODUCTNAME-Radeon RX 6500 XT
80	PRODUCTNAME-Radeon RX 6500M
81	PRODUCTNAME-Radeon RX 6600S
82	PRODUCTNAME-Radeon RX 6650 XT
83	PRODUCTNAME-Radeon RX 6650M
84	PRODUCTNAME-Radeon RX 6650M XT

85	PRODUCTNAME-Radeon RX 6700S
86	PRODUCTNAME-Radeon RX 6750 XT
87	PRODUCTNAME-Radeon RX 6800S
88	PRODUCTNAME-Radeon RX 6850M XT
89	PRODUCTNAME-Radeon RX 6950 XT
90	PRODUCTNAME-Radeon RX 7700 XT
91	PRODUCTNAME-Radeon RX 7800 XT
92	PRODUCTNAME-Radeon RX 7900 XT
93	PRODUCTNAME-RTX A5500
94	PRODUCTNAME-RTX A5500 Mobile
95	PRODUCTNAME-Steam Deck GPU
96	PRODUCTNAME-UHD Graphics 48EU
97	PRODUCTNAME-UHD Graphics 64EU
98	PRODUCTNAME-UHD Graphics 710
99	PRODUCTNAME-UHD Graphics 730
100	RELEASEYEAR-1/3-{2021.0000000, 2021.6666667}
101	RELEASEYEAR-2/3-{2021.6666667, 2022.3333333}
102	RELEASEYEAR-3/3-{2022.3333333, 2023.0000000}

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

Таблица 6– Описательные шкалы и градации

KOD_ATR	NAME_ATR
1	MANUFACTURER-AMD
2	MANUFACTURER-Intel
3	MANUFACTURER-NVIDIA
4	RELEASEYEAR-2021 у
5	RELEASEYEAR-2022 у
6	RELEASEYEAR-2023 у
7	MEMSIZE-1/12-{0.0000000, 10.6666667}
8	MEMSIZE-2/12-{10.6666667, 21.3333333}
9	MEMSIZE-3/12-{21.3333333, 32.0000000}
10	MEMSIZE-4/12-{32.0000000, 42.6666667}
11	MEMSIZE-5/12-{42.6666667, 53.3333333}
12	MEMSIZE-6/12-{53.3333333, 64.0000000}
13	MEMSIZE-7/12-{64.0000000, 74.6666667}
14	MEMSIZE-8/12-{74.6666667, 85.3333333}
15	MEMSIZE-9/12-{85.3333333, 96.0000000}
16	MEMSIZE-10/12-{96.0000000, 106.6666667}
17	MEMSIZE-11/12-{106.6666667, 117.3333333}
18	MEMSIZE-12/12-{117.3333333, 128.0000000}
19	MEMBUSWIDTH-1/12-{0.0000000, 682.6666667}
20	MEMBUSWIDTH-2/12-{682.6666667, 1365.3333333}
21	MEMBUSWIDTH-3/12-{1365.3333333, 2048.0000000}
22	MEMBUSWIDTH-4/12-{2048.0000000, 2730.6666667}
23	MEMBUSWIDTH-5/12-{2730.6666667, 3413.3333333}
24	MEMBUSWIDTH-6/12-{3413.3333333, 4096.0000000}
25	MEMBUSWIDTH-7/12-{4096.0000000, 4778.6666667}
26	MEMBUSWIDTH-8/12-{4778.6666667, 5461.3333333}
27	MEMBUSWIDTH-9/12-{5461.3333333, 6144.0000000}
28	MEMBUSWIDTH-10/12-{6144.0000000, 6826.6666667}
29	MEMBUSWIDTH-11/12-{6826.6666667, 7509.3333333}
30	MEMBUSWIDTH-12/12-{7509.3333333, 8192.0000000}
31	GPUCLOCK-1/12-{300.0000000, 469.2500000}
32	GPUCLOCK-2/12-{469.2500000, 638.5000000}
33	GPUCLOCK-3/12-{638.5000000, 807.7500000}
34	GPUCLOCK-4/12-{807.7500000, 977.0000000}
35	GPUCLOCK-5/12-{977.0000000, 1146.2500000}
36	GPUCLOCK-6/12-{1146.2500000, 1315.5000000}
37	GPUCLOCK-7/12-{1315.5000000, 1484.7500000}
38	GPUCLOCK-8/12-{1484.7500000, 1654.0000000}
39	GPUCLOCK-9/12-{1654.0000000, 1823.2500000}
40	GPUCLOCK-10/12-{1823.2500000, 1992.5000000}

41	GPUCLOCK-11/12-{1992.5000000, 2161.7500000}
42	GPUCLOCK-12/12-{2161.7500000, 2331.0000000}
43	MEMCLOCK-1/12-{0.0000000, 187.5000000}
44	MEMCLOCK-2/12-{187.5000000, 375.0000000}
45	MEMCLOCK-3/12-{375.0000000, 562.5000000}
46	MEMCLOCK-4/12-{562.5000000, 750.0000000}
47	MEMCLOCK-5/12-{750.0000000, 937.5000000}
48	MEMCLOCK-6/12-{937.5000000, 1125.0000000}
49	MEMCLOCK-7/12-{1125.0000000, 1312.5000000}
50	MEMCLOCK-8/12-{1312.5000000, 1500.0000000}
51	MEMCLOCK-9/12-{1500.0000000, 1687.5000000}
52	MEMCLOCK-10/12-{1687.5000000, 1875.0000000}
53	MEMCLOCK-11/12-{1875.0000000, 2062.5000000}
54	MEMCLOCK-12/12-{2062.5000000, 2250.0000000}
55	UNIFIEDSHADER-1/12-{128.0000000, 1568.0000000}
56	UNIFIEDSHADER-2/12-{1568.0000000, 3008.0000000}
57	UNIFIEDSHADER-3/12-{3008.0000000, 4448.0000000}
58	UNIFIEDSHADER-4/12-{4448.0000000, 5888.0000000}
59	UNIFIEDSHADER-5/12-{5888.0000000, 7328.0000000}
60	UNIFIEDSHADER-6/12-{7328.0000000, 8768.0000000}
61	UNIFIEDSHADER-7/12-{8768.0000000, 10208.0000000}
62	UNIFIEDSHADER-8/12-{10208.0000000, 11648.0000000}
63	UNIFIEDSHADER-9/12-{11648.0000000, 13088.0000000}
64	UNIFIEDSHADER-10/12-{13088.0000000, 14528.0000000}
65	UNIFIEDSHADER-11/12-{14528.0000000, 15968.0000000}
66	UNIFIEDSHADER-12/12-{15968.0000000, 17408.0000000}
67	TMU-1/12-{8.0000000, 80.6666667}
68	TMU-2/12-{80.6666667, 153.3333333}
69	TMU-3/12-{153.3333333, 226.0000000}
70	TMU-4/12-{226.0000000, 298.6666667}
71	TMU-5/12-{298.6666667, 371.3333333}
72	TMU-6/12-{371.3333333, 444.0000000}
73	TMU-7/12-{444.0000000, 516.6666667}
74	TMU-8/12-{516.6666667, 589.3333333}
75	TMU-9/12-{589.3333333, 662.0000000}
76	TMU-10/12-{662.0000000, 734.6666667}
77	TMU-11/12-{734.6666667, 807.3333333}
78	TMU-12/12-{807.3333333, 880.0000000}
79	ROP-1/12-{0.0000000, 21.3333333}
80	ROP-2/12-{21.3333333, 42.6666667}
81	ROP-3/12-{42.6666667, 64.0000000}
82	ROP-4/12-{64.0000000, 85.3333333}
83	ROP-5/12-{85.3333333, 106.6666667}
84	ROP-6/12-{106.6666667, 128.0000000}
85	ROP-7/12-{128.0000000, 149.3333333}
86	ROP-8/12-{149.3333333, 170.6666667}
87	ROP-9/12-{170.6666667, 192.0000000}
88	ROP-10/12-{192.0000000, 213.3333333}
89	ROP-11/12-{213.3333333, 234.6666667}
90	ROP-12/12-{234.6666667, 256.0000000}
91	IGP-No
92	IGP-Yes
93	BUS-IGP
94	BUS-PCIe 3.0 x16
95	BUS-PCIe 3.0 x4
96	BUS-PCIe 3.0 x8
97	BUS-PCIe 4.0 x16
98	BUS-PCIe 4.0 x4
99	BUS-PCIe 4.0 x8
100	BUS-PCIe 5.0 x16
101	Ring Bus
102	MEMTYPE-DDR4
103	MEMTYPE-GDDR5
104	MEMTYPE-GDDR6
105	MEMTYPE-GDDR6X
106	MEMTYPE-HBM2
107	MEMTYPE-HBM2e
108	MEMTYPE-HBM3
109	MEMTYPE-LPDDR5
110	MEMTYPE-System Shared
111	GPUCHIP-AD102
112	GPUCHIP-AD103
113	GPUCHIP-AD104
114	GPUCHIP-AD106
115	GPUCHIP-Aldebaran
116	GPUCHIP-Alder Lake GT1

117	GPUCHIP-Arctic Sound
118	GPUCHIP-DG2-128
119	GPUCHIP-DG2-512
120	GPUCHIP-GA100
121	GPUCHIP-GA102
122	GPUCHIP-GA103S
123	GPUCHIP-GA104
124	GPUCHIP-GA106
125	GPUCHIP-GA107
126	GPUCHIP-GA107S
127	GPUCHIP-GH100
128	GPUCHIP-GP108
129	GPUCHIP-Lucienne
130	GPUCHIP-Navi 21
131	GPUCHIP-Navi 22
132	GPUCHIP-Navi 23
133	GPUCHIP-Navi 24
134	GPUCHIP-Navi 31
135	GPUCHIP-Navi 32
136	GPUCHIP-Navi 33
137	GPUCHIP-Rembrandt
138	GPUCHIP-TU102
139	GPUCHIP-TU106
140	GPUCHIP-TU116
141	GPUCHIP-TU117
142	GPUCHIP-Van Gogh

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

Таблица 7 – Обучающая выборка

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10
NVIDIA	53	102	4	16	34	59	62	73	85
Intel	7	101	2	15	25	48	60	72	84
Intel	8	101	2	15	25	48	60	72	85
Intel	9	101	2	15	25	48	60	72	85
Intel	10	101	4	16	25	48	61	73	86
Intel	11	101	6	17	25	48	62	74	88
Intel	12	101	7	18	25	48	62	75	89
Intel	13	101	7	18	25	48	62	75	89
Intel	14	101	7	18	25	39	62	75	89
Intel	15	101	7	22	28	41	65	75	89
NVIDIA	26	101	1	15	29	48	60	72	84
NVIDIA	27	101	2	15	29	48	61	72	85
NVIDIA	30	101	2	16	32	53	61	72	85
NVIDIA	31	101	4	16	32	53	61	72	85
NVIDIA	32	101	4	16	32	53	61	72	85
NVIDIA	34	101	4	16	32	53	61	72	85
NVIDIA	40	101	4	18	31	53	63	73	87
NVIDIA	44	101	4	18	28	53	63	74	87
NVIDIA	45	101	6	20	30	40	66	75	88
NVIDIA	49	101	8	19	31	40	67	76	89
NVIDIA	50	101	7	18	26	48	65	75	88
NVIDIA	51	101	7	18	28	56	65	75	88
NVIDIA	52	101	9	20	32	44	67	76	89
NVIDIA	54	101	6	17	34	59	63	74	86
NVIDIA	55	101	6	17	34	59	65	75	87
NVIDIA	56	101	7	18	34	59	66	76	88
NVIDIA	57	101	8	19	34	45	69	77	90
NVIDIA	58	101	9	20	33	45	71	79	92
NVIDIA	59	101	12	23	29	37	70	78	84
NVIDIA	60	101	12	23	29	48	71	79	84

Intel	61	101			25		60	72	84
Intel	62	101			25		60	72	84
AMD	66	101			32		60	72	84
AMD	67	101			35		60	72	85
AMD	73	101	2	15	36	53	60	72	85
AMD	77	101	1	14	35	59	60	72	85
AMD	78	101	2	15	34	56	60	72	85
AMD	79	101	2	15	36	58	60	72	85
AMD	80	101	2	15	35	59	60	72	85
AMD	81	101	2	16	33	53	61	73	86
AMD	82	101	4	16	35	57	61	73	86
AMD	83	101	4	16	35	56	61	73	86
AMD	84	101	4	16	35	56	61	73	86
AMD	85	101	4	16	33	53	61	73	86
AMD	86	101	6	17	35	59	61	74	86
AMD	87	101	4	16	33	56	61	73	86
AMD	88	101	6	17	36	56	61	74	86
AMD	89	101	7	18	34	59	63	76	89
AMD	90	101	4	16	33	59	62	75	89
AMD	91	101	6	17	33	59	65	78	92
AMD	92	101	7	18	33	59	68	82	95
NVIDIA	93	101	9	20	30	56	67	76	88
NVIDIA	94	101	7	18	28	53	65	75	88
AMD	95	101	7	16	29	46	60	72	84
Intel	96	101			25		60	72	84
Intel	97	101			25		60	72	84
Intel	98	101			25		60	72	84
Intel	99	101			25		60	72	84
NVIDIA	1	100	9	20	28	50	66	75	88
NVIDIA	2	100	12	23	29	51	64	77	91
NVIDIA	3	100	6	20	31	50	66	75	88
NVIDIA	4	100	7	16	28	54	60	72	85
NVIDIA	5	100	7	16	31	50	60	72	85
NVIDIA	6	100	9	21	28	42	62	74	88
Intel	16	100	7	22	28	41	64	74	88
Intel	17	100	7	22	28	41	65	75	89
NVIDIA	18	100	7	22	29	47	63	75	89
NVIDIA	19	100	3	17	32	53	60	73	85
NVIDIA	20	100	4	18	31	53	61	73	86
NVIDIA	21	100	5	19	31	53	62	74	87
NVIDIA	22	100	4	18	31	40	64	74	88
NVIDIA	23	100	5	19	32	40	64	74	87
NVIDIA	24	100	1	15	30	49	60	72	84
NVIDIA	25	100	1	15	30	38	60	72	84
NVIDIA	28	100	2	15	30	53	61	72	85
NVIDIA	29	100	6	17	31	53	61	73	85
NVIDIA	33	100	2	16	27	48	61	72	85
NVIDIA	35	100	2	16	27	48	61	72	85
NVIDIA	35	100	2	16	27	48	61	72	85
NVIDIA	36	100	6	17	31	55	62	73	85
NVIDIA	37	100	6	17	31	55	62	73	85
NVIDIA	38	100	3	17	28	48	62	73	85

NVIDIA	39	100	3	17	28	53	62	73	85
NVIDIA	41	100	4	18	27	48	63	74	87
NVIDIA	42	100	4	18	29	53	63	74	87
NVIDIA	43	100	4	18	32	40	64	74	88
NVIDIA	46	100	4	18	27	48	64	74	88
NVIDIA	47	100	4	18	29	53	64	74	88
NVIDIA	48	100	6	20	31	40	67	76	89
NVIDIA	63	100	9	21	28	42	62	74	88
NVIDIA	64	100	9	21	28	42	62	74	88
NVIDIA	65	100	2	16	28	43	60	72	85
AMD	68	100			25		60	72	84
AMD	69	100	11	22	29	52	64	77	
AMD	70	100	13	24	29	52	69	83	
AMD	71	100	13	24	29	52	69	83	
AMD	72	100	10	18	34	56	63	75	89
AMD	74	100	4	16	36	53	61	73	86
AMD	75	100	4	16	36	53	61	73	86
AMD	76	100	10	18	35	56	62	75	88

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 8).

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

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

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

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

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

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 8, а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9 и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 11) 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.

Таблица 8 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

Таблица 9 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

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

Затем на основе таблиц 8 и 9 с использованием **частных критериеv, знаний** приведенных таблице 11, рассчитываются матрицы семи системно-когнитивных моделей (таблица 12).

В таблице 10 приведены формулы:

– для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

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

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 12), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равное 7 определяется тем, что они получаются путем **всех возможных вариантов** сравнения **фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот** путем **вычитания** и путем **деления**, и при этом 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).

Таким образом, мы видим, что **все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом**. Особенno 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 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	---	
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		
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		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j - суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j - суммарное количество объектов по j -му классу		$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

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 – 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.

Таблица 11 Матрица системно-когнитивной модели

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

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 11(отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 12), 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 12):

Таблица 42– 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 7):

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 i-го класса
- 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-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 abs.частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2

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

Пояснение по алгоритму верификации:

Подробнее

Удалять из обуч.выборки скопированные объекты:

- Не удалять
- Удалять

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Подробнее

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 510194 байт, т.е.: 0.0237578 % 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.

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.безусл.% 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: 17:51:46	Окончание: 17:52:40
100%	
Прошло: 0:00:54	Осталось: 0:00:00

Ok

Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRODUCTNAME A10 PCIe	2. PRODUCTNAME A100 PCIe 80 GB	3. PRODUCTNAME A10G	4. PRODUCTNAME A16 PCIe	5. PRODUCTNAME A2	6. PRODUCTNAME A30 PCIe	7. PRODUCTNAME ARC A350M	8. PRODUCTNAME ARC A370M	9. PRODUCTNAME ARC A380	10. PRODUCTNAME ARC A500M	11. FRO ARC A73
1.0	MANUFACTURER-AMD											
2.0	MANUFACTURER-Intel											
3.0	MANUFACTURER-NVIDIA	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
4.0	RELEASEYEAR-2021 y	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
5.0	RELEASEYEAR-2022 y											
6.0	RELEASEYEAR-2023 y											
7.0	MEMSIZE-1/12-(0.000000, 10.6666667)											
8.0	MEMSIZE-2/12-(10.6666667, 21.333333)											
9.0	MEMSIZE-3/12-(21.333333, 32.000000)	1.0										
10.0	MEMSIZE-4/12-(32.000000, 42.6666667)											
11.0	MEMSIZE-5/12-(42.6666667, 53.333333)											
12.0	MEMSIZE-6/12-(53.333333, 64.000000)											
13.0	MEMSIZE-7/12-(64.000000, 74.6666667)											
14.0	MEMSIZE-8/12-(74.6666667, 85.333333)			1.0								
15.0	MEMSIZE-9/12-(85.333333, 96.000000)											
16.0	MEMSIZE-10/12-(96.000000, 106.6666667)											
17.0	MEMSIZE-11/12-(106.6666667, 117.333333)											
18.0	MEMSIZE-12/12-(117.333333, 128.000000)											
19.0	MEMBU5WIDTH1/12-(0.000000, 682.6666667)	1.0										
20.0	MEMBU5WIDTH2/12-(682.6666667, 1365.333333)											
21.0	MEMBU5WIDTH3/12-(1365.333333, 2048.000000)											
22.0	MEMBU5WIDTH4/12-(2048.000000, 2730.6666667)											
23.0	MEMBU5WIDTH5/12-(2730.6666667, 3413.333333)							1.0				

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRODUCTN... A10 PCIe	2. PRODUCTN... A100 PCIe 80 GB	3. PRODUCTN... A10G	4. PRODUCTN... A16 PCIe	5. PRODUCTN... A2	6. PRODUCTN... A30 PCIe	7. PRODUCTN... ARC A350M	8. PRODUCTN... ARC A370M	9. PRODUCTN... ARC A380	10. PRODUCTN... ARC A500M	11. PRODUCTN... ARC A73	12. PRODUCTN... ARC A77	13. PRO... ARC A77
1.0	MANUFACTURER-AMD													
2.0	MANUFACTURER-Intel													
3.0	MANUFACTURER-NVIDIA	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	1
4.0	RELEASEYEAR-2021 y	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	
5.0	RELEASEYEAR-2022 y													
6.0	RELEASEYEAR-2023 y													
7.0	MEMSIZE-1/12-(0.000000, 10.6666667)													
8.0	MEMSIZE-2/12-(10.6666667, 21.333333)													
9.0	MEMSIZE-3/12-(21.333333, 32.000000)	100.000												
10.0	MEMSIZE-4/12-(32.000000, 42.6666667)													
11.0	MEMSIZE-5/12-(42.6666667, 53.333333)													
12.0	MEMSIZE-6/12-(53.333333, 64.000000)													
13.0	MEMSIZE-7/12-(64.000000, 74.6666667)													
14.0	MEMSIZE-8/12-(74.6666667, 85.333333)			100.000										
15.0	MEMSIZE-9/12-(85.333333, 96.000000)													
16.0	MEMSIZE-10/12-(96.000000, 106.6666667)													
17.0	MEMSIZE-11/12-(106.6666667, 117.333333)													
18.0	MEMSIZE-12/12-(117.333333, 128.000000)													
19.0	MEMBU5WIDTH1/12-(0.000000, 682.6666667)	100.000												
20.0	MEMBU5WIDTH2/12-(682.6666667, 1365.333333)													
21.0	MEMBU5WIDTH3/12-(1365.333333, 2048.000000)													
22.0	MEMBU5WIDTH4/12-(2048.000000, 2730.6666667)													
23.0	MEMBU5WIDTH5/12-(2730.6666667, 3413.333333)							100.000						

Рисунок 94. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений

д. изнaka	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRODUCTNAME A10 PCIe	2. PRODUCTNAME A100 PCIe 80 GB	3. PRODUCTNAME A10G	4. PRODUCTNAME A16 PCIe	5. PRODUCTNAME A2	6. PRODUCTNAME A30 PCIe	7. PRODUCTNAME ARC A350M	8. PRODUCTNAME ARC A370M	9. PRODUCTNAME ARC A380	10. PRODUCTNAME ARC A500M
1.0	MANUFACTURER-AMD										
2.0	MANUFACTURER-Intel										
3.0	MANUFACTURER-NVIDIA	0.549	0.549	0.549	0.549	0.549	0.549	1.635	1.635	1.635	
4.0	RELEASEYEAR-2021 y	0.798	0.798	0.798	0.798	0.798	0.798				
5.0	RELEASEYEAR-2022 y										
6.0	RELEASEYEAR-2023 y										
7.0	MEMSIZE-1/12-(0.000000, 10.6666667)										
8.0	MEMSIZE-2/12-(10.6666667, 21.333333)										
9.0	MEMSIZE-3/12-(21.333333, 32.000000)	2.223						2.223			
10.0	MEMSIZE-4/12-(32.000000, 42.6666667)										
11.0	MEMSIZE-5/12-(42.6666667, 53.333333)										
12.0	MEMSIZE-6/12-(53.333333, 64.000000)										
13.0	MEMSIZE-7/12-(64.000000, 74.6666667)										
14.0	MEMSIZE-8/12-(74.6666667, 85.333333)			3.240							
15.0	MEMSIZE-9/12-(85.333333, 96.000000)										
16.0	MEMSIZE-10/12-(96.000000, 106.6666667)										
17.0	MEMSIZE-11/12-(106.6666667, 117.333333)										
18.0	MEMSIZE-12/12-(117.333333, 128.000000)										
19.0	MEMBU5WIDTH1/12-(0.000000, 682.6666667)	0.125			0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125	0.125
20.0	MEMBU5WIDTH2/12-(682.6666667, 1365.333333)										
21.0	MEMBU5WIDTH3/12-(1365.333333, 2048.000000)										
22.0	MEMBU5WIDTH4/12-(2048.000000, 2730.6666667)										
23.0	MEMBU5WIDTH5/12-(2730.6666667, 3413.333333)						3.240				

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

номера знаков	Наименование определительной шкалы и градации	1. PRODUCTNAME A10 PCIE	2. PRODUCTNAME A100 PCIE 80 GB	3. PRODUCTNAME A10G	4. PRODUCTNAME A16 PCIE	5. PRODUCTNAME A2	6. PRODUCTNAME A30 PCIE	7. PRODUCTNAME ARC A350M	8. PRODUCTNAME ARC A370M	9. PRODUCTNAME ARC A380	10. PRODUCT ARC A550M
1.0	MANUFACTURER-AMD	-0 .281	-0 .281	-0 .281	-0 .281	-0 .281	-0 .281	-0 .281	-0 .281	-0 .281	-
2.0	MANUFACTURER-Intel	-0 .171	-0 .171	-0 .171	-0 .171	-0 .171	-0 .171	0 .029	0 .029	0 .029	-
3.0	MANUFACTURER-NVIDIA	0 .447	0 .447	0 .447	0 .447	0 .447	0 .447	-0 .553	-0 .553	-0 .553	-
4.0	RELEASEYEAR-2021 и	0 .578	0 .578	0 .578	0 .578	0 .578	0 .578	-0 .422	-0 .422	-0 .422	-
5.0	RELEASEYEAR-2022 и	-0 .573	-0 .573	-0 .573	-0 .573	-0 .573	-0 .573	0 .427	0 .427	0 .427	-
6.0	RELEASEYEAR-2023 и	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-
7.0	MEMSIZE-1/12(0.0000000, 10.6666667, 21.333333)	-0 .553	-0 .553	-0 .553	-0 .553	-0 .553	-0 .553	0 .447	0 .447	0 .447	-
8.0	MEMSIZE-2/12(10.6666667, 21.333333)	-0 .301	-0 .301	0 .699	0 .699	0 .699	-0 .301	-0 .301	-0 .301	-0 .301	-
9.0	MEMSIZE-3/12(21.333333, 32.000000)	0 .910	-0 .090	-0 .090	-0 .090	-0 .090	0 .910	-0 .090	-0 .090	-0 .090	-
10.0	MEMSIZE-4/12(32.000000, 42.6666667)										-
11.0	MEMSIZE-5/12(42.6666667, 53.333333)										-
12.0	MEMSIZE-6/12(53.333333, 64.000000)	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-0 .010	-
13.0	MEMSIZE-7/12(64.000000, 74.666667)										-
14.0	MEMSIZE-8/12(74.6666667, 85.333333)	-0 .030	0 .970	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-
15.0	MEMSIZE-9/12(85.333333, 96.000000)										-
16.0	MEMSIZE-10/12(96.000000, 105.6666667)										-
17.0	MEMSIZE-11/12(106.6666667, 117.333333)										-
18.0	MEMSIZE-12/12(117.333333, 128.000000)	-0 .020	-0 .020	-0 .020	-0 .020	-0 .020	-0 .020	-0 .020	-0 .020	-0 .020	-
19.0	MEMBUSSWIDTH-1/12(0.000000, 692.6666667)	0 .126	-0 .874	0 .126	0 .126	0 .126	-0 .874	0 .126	0 .126	0 .126	-
20.0	MEMBUSSWIDTH-2/12(682.6666667, 1365.333333)										-
21.0	MEMBUSSWIDTH-3/12(1365.333333, 2048.000000)										-
22.0	MEMBUSSWIDTH-4/12(2048.000000, 2730.6666667)										-
23.0	MEMBUSSWIDTH-5/12(2730.6666667, 3413.333333)	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-0 .030	0 .970	-0 .030	-0 .030	-0 .030	-

**Рисунок 11. 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 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 12). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

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 Вен Ридбергена	Сумма модуля уровней сходства истинного-ложных решений (STP)	Сумма уровней сходства истинных решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтений: "класс"	Корреляция abs.частот с обр...	100	100	31	949		0.095	1.000	0.174	99.147	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтений: "класс"	Сумма abs. частот по признак...	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	57.130	
2. PRCT - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	100	100	31	949		0.095	1.000	0.174	99.147	
2. PRCT - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	99.769	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность iго признака.	Корреляция усл.отн.частот с о...	100	100	31	949		0.095	1.000	0.174	99.147	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность iго признака.	Сумма усл.отн.частот по приз...	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	99.308	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	100	100	403	577		0.148	1.000	0.257	90.384	1
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	59.157	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	100	100	400	580		0.147	1.000	0.256	91.244	1
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	59.056	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактами	Семантический резонанс зна...	100	100	554	426		0.190	1.000	0.319	97.598	8
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактами	Сумма знаний	100	100	554	426		0.190	1.000	0.319	68.624	6
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	100	100	629	351		0.222	1.000	0.363	77.544	3
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	24.281	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	100	100	629	351		0.222	1.000	0.363	77.946	3
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	24.199	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	100	100	217	763		0.116	1.000	0.208	94.584	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	81.723	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	100	100	217	763		0.116	1.000	0.208	95.640	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	100	100	1	979		0.093	1.000	0.170	81.248	

Рисунок 12. Экранная форма режима измерения достоверности моделей 3.4

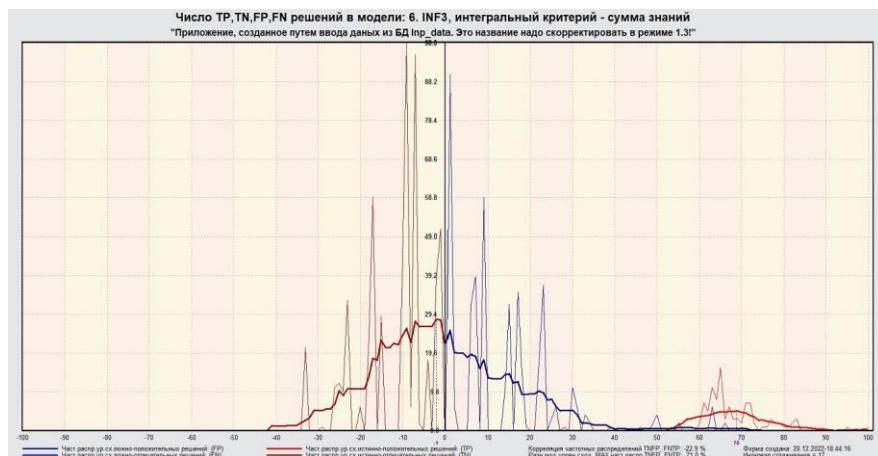
На рисунках 13 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3.

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерием 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 большее 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.



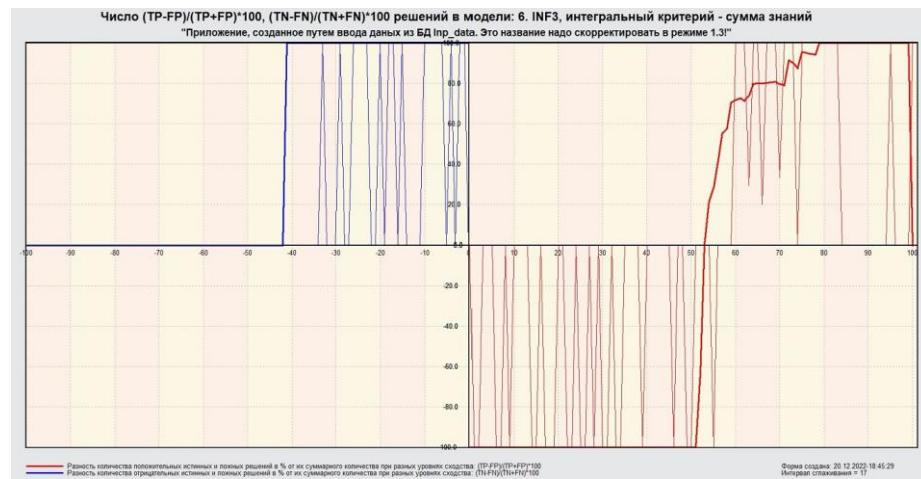
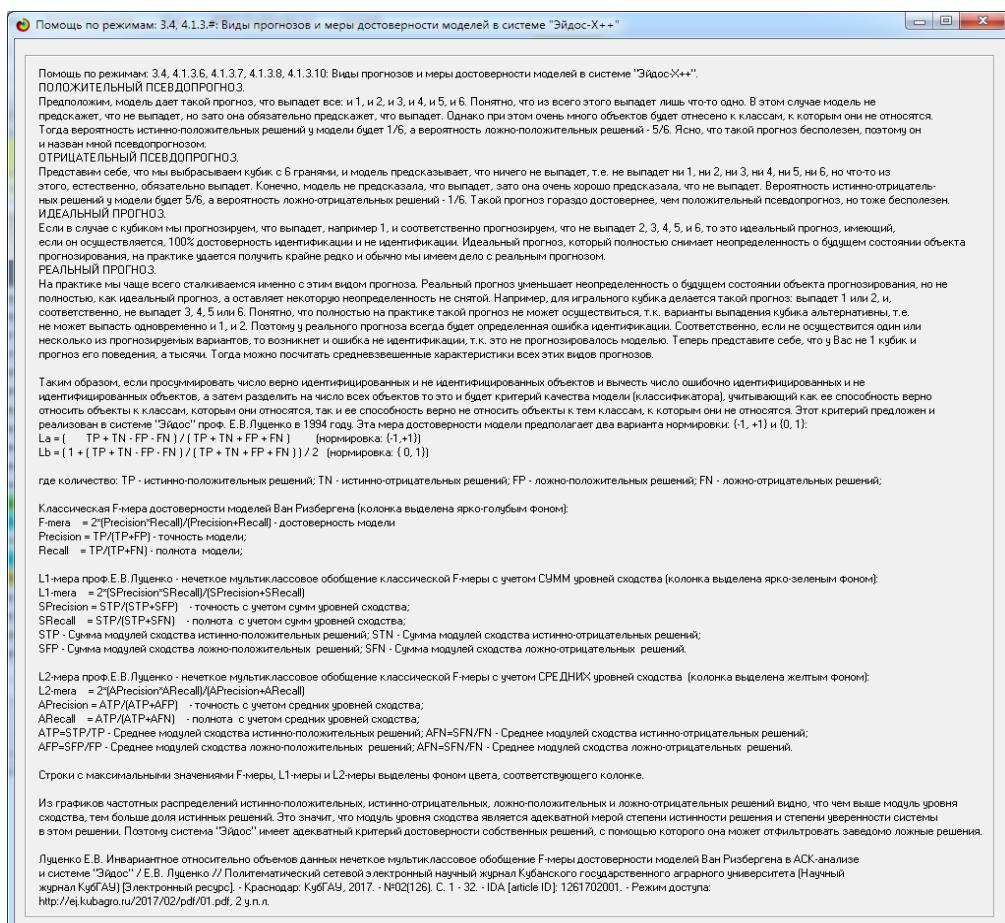


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В.Луценко СК-модели INF3

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



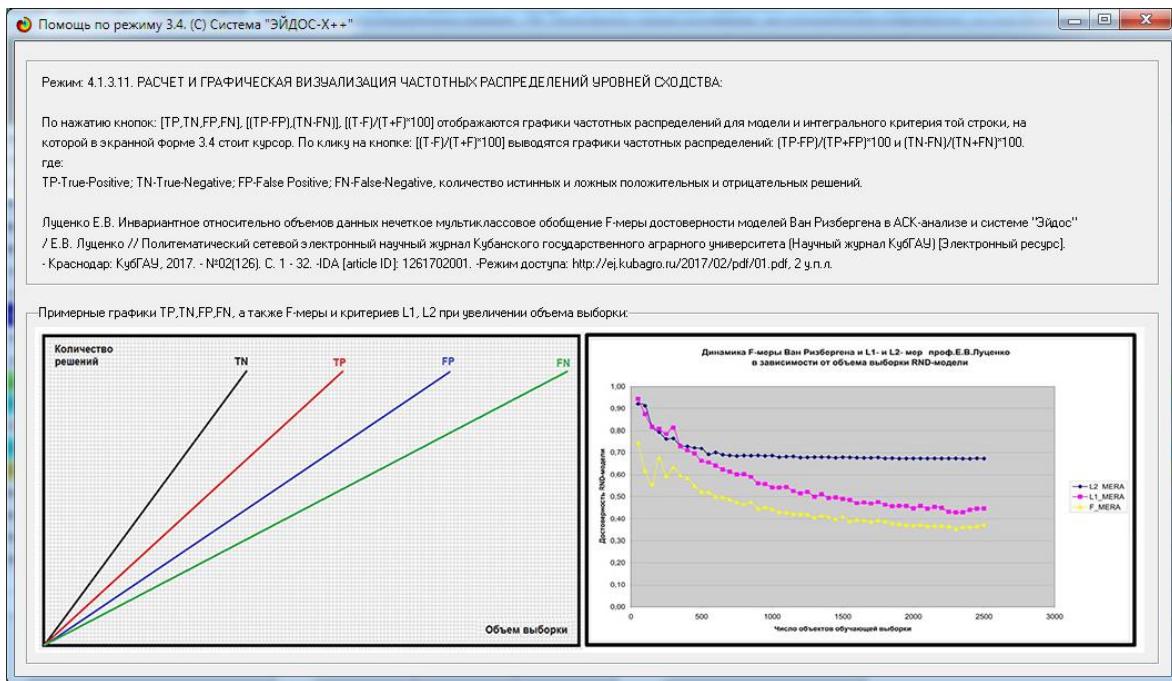


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

- идентификация объекта с классом достоверна, т.е. модель относит объекты к классам, к которым они действительно принадлежат;
- прогнозирование достоверно, т.е. действительно наступают те события, которые прогнозируются;
- принятие решений адекватно (достоверно), т.е. после реализации принятых управляющих решений объект управления действительно переходит в целевые будущие состояния;
- исследование достоверно, т.е. полученные в результате исследования модели объекта моделирования выводы могут быть с полным основанием отнесены к объекту моделирования.

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 15). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

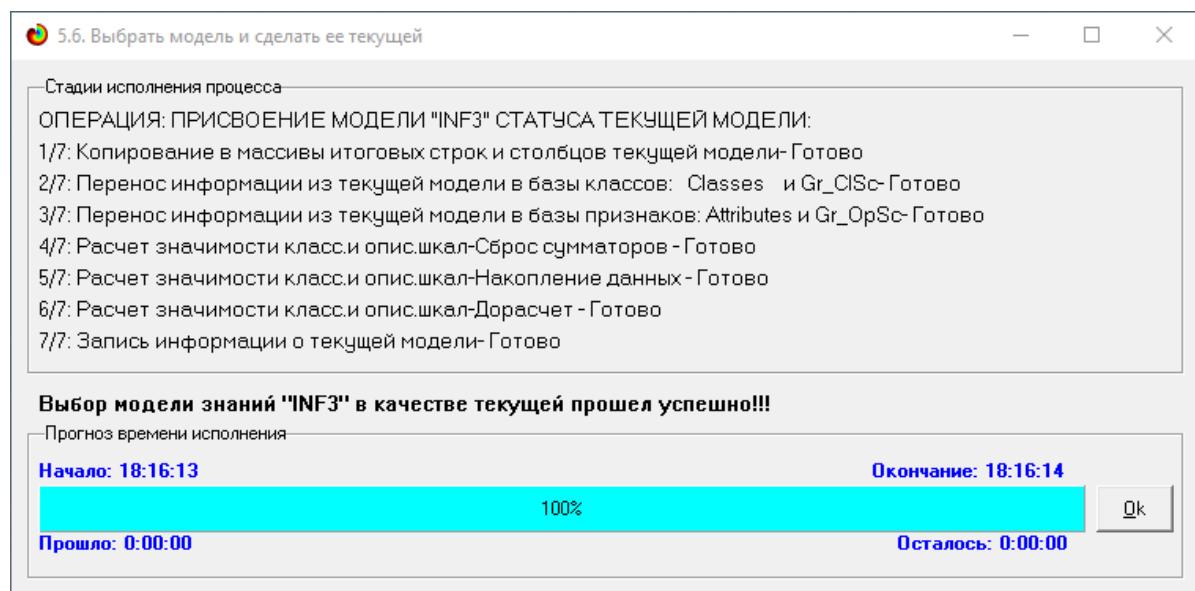
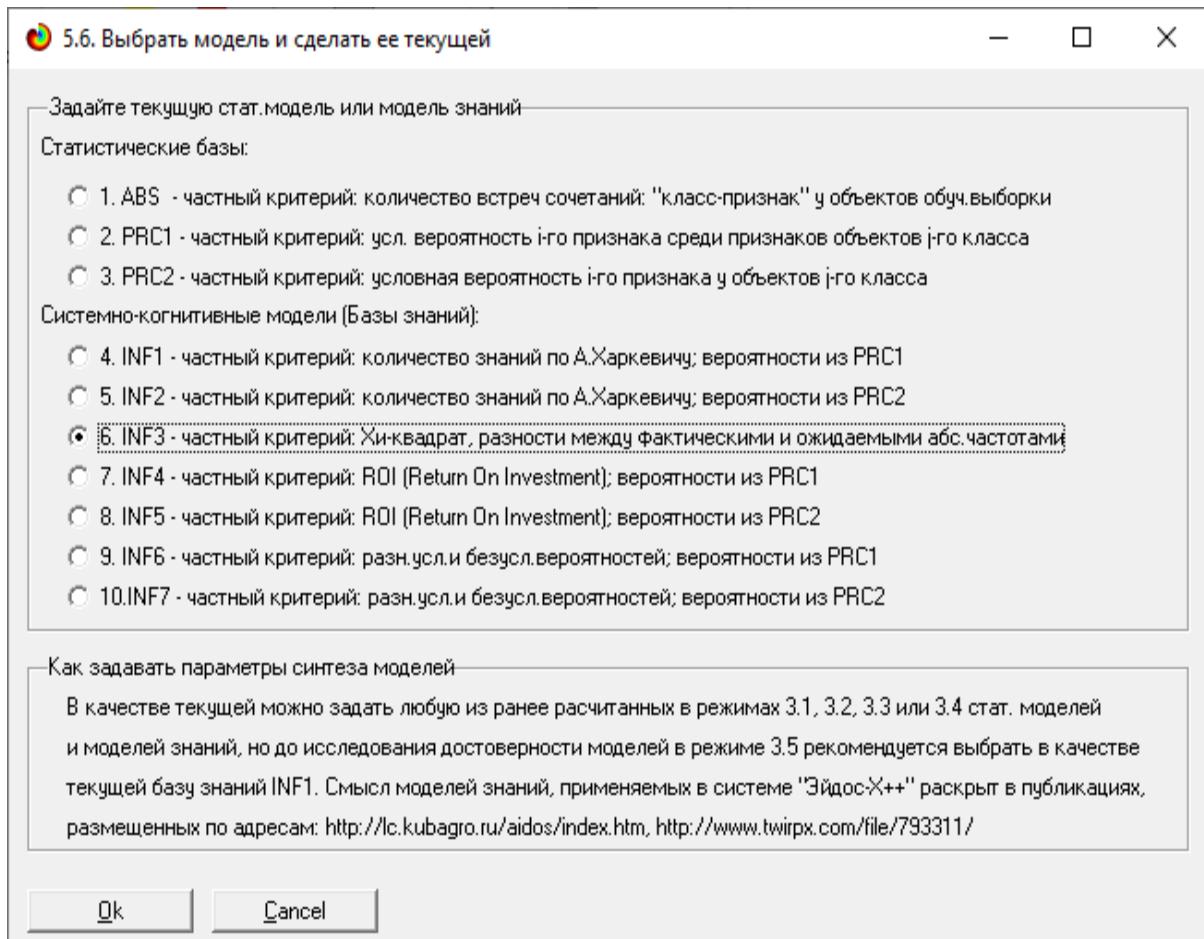


Рисунок 15. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

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» высокоеффективных 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);

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

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

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

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

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

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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 стандартизованными значениями:

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_i}. \text{ Поэтому по своей сути он также является скалярным}$$

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

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}, \text{ Это позволяет предложить неограниченное}$$

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

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

В-третьих, интегральный критерий сходства представляет собой количественную меру сходства/различия конкретного объекта с

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

B-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.

B-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 16):

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

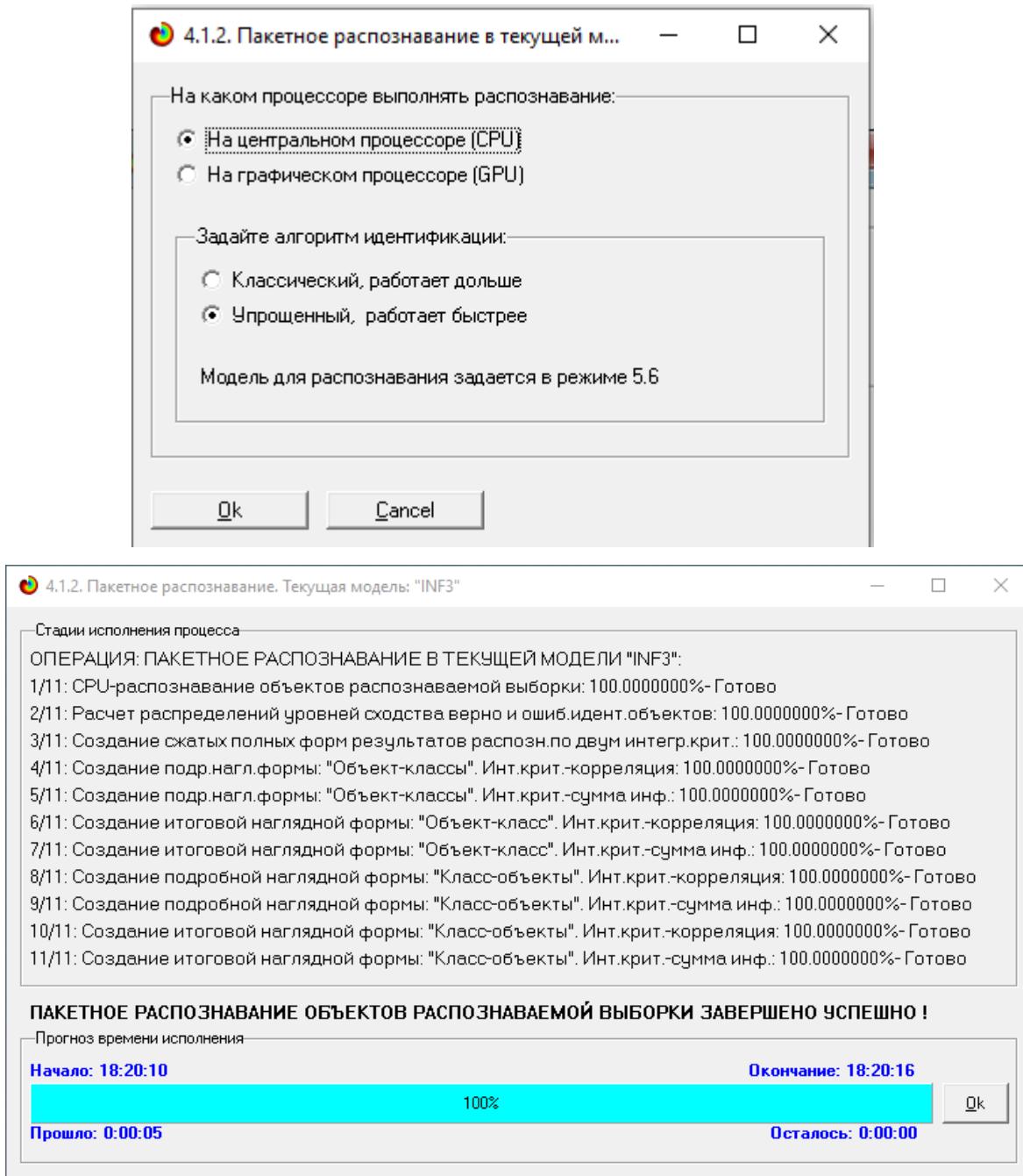


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

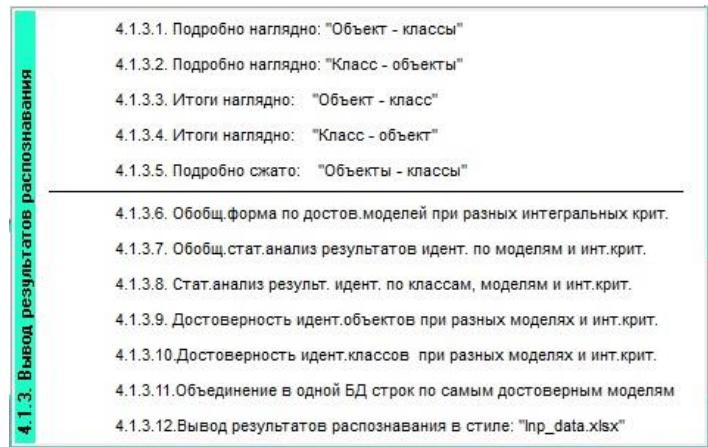
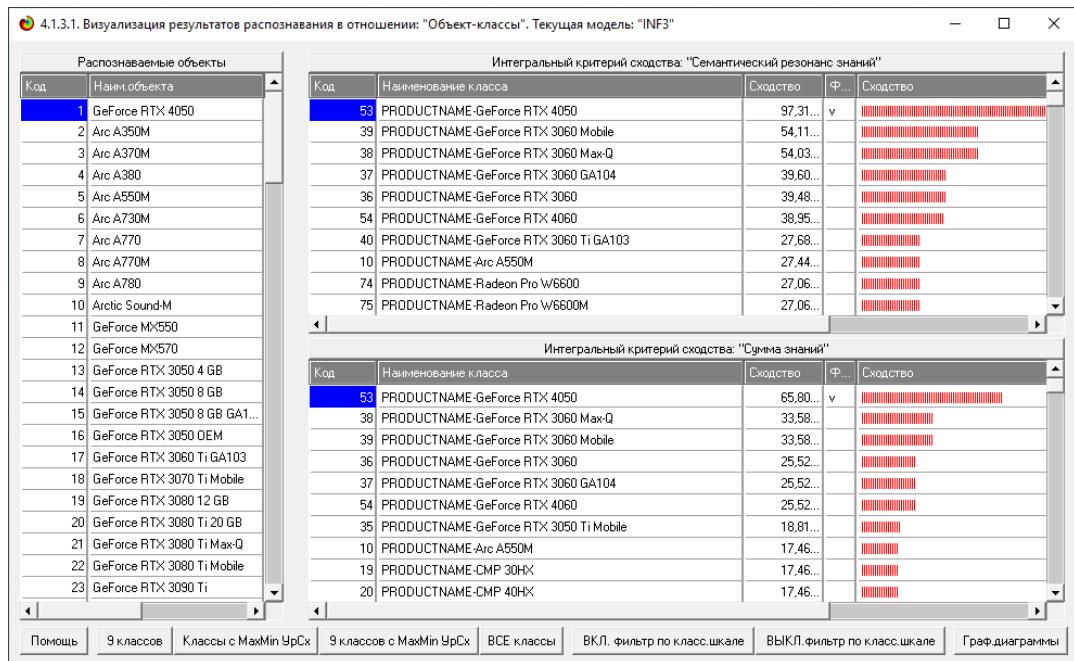


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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



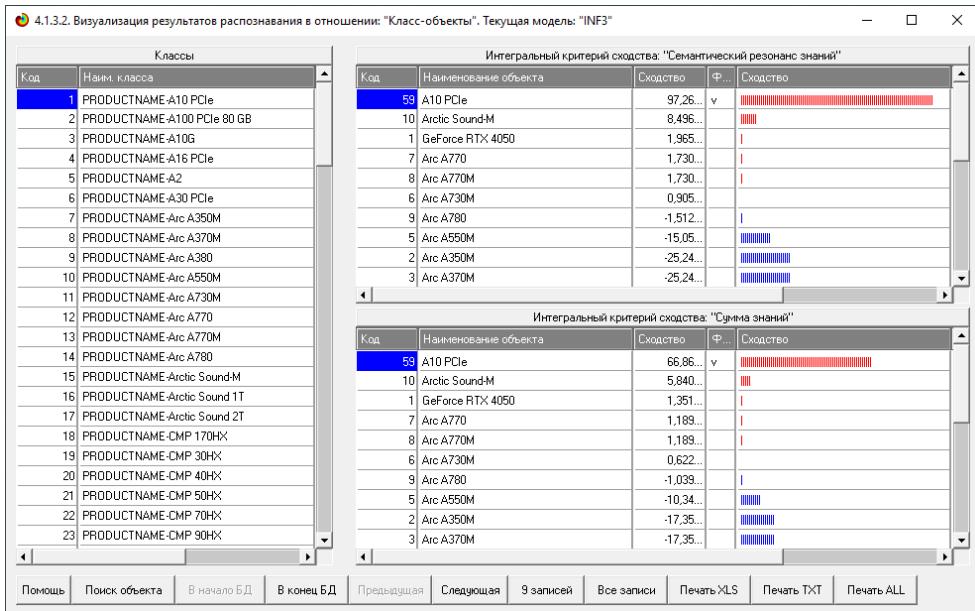


Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

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

- при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;
- при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

Таким образом, задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [15] (рисунки 19).

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

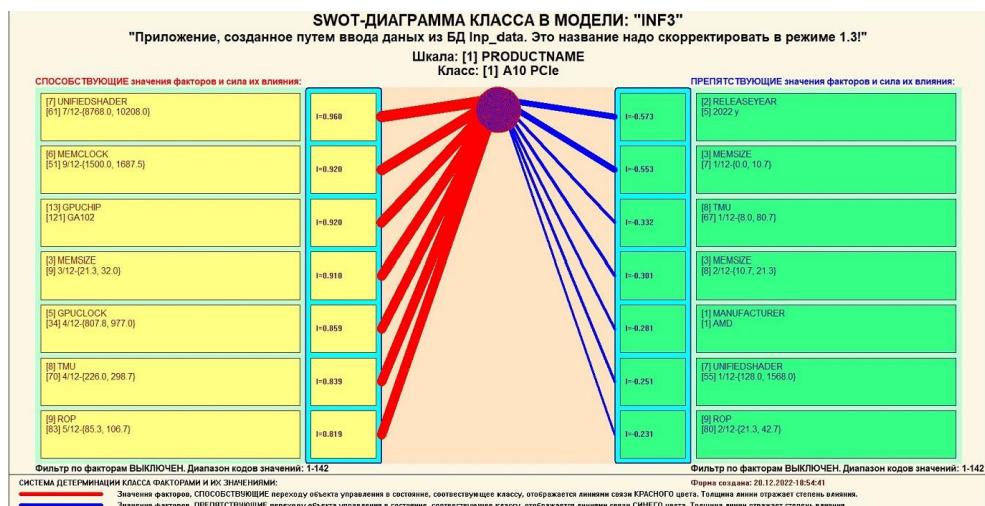
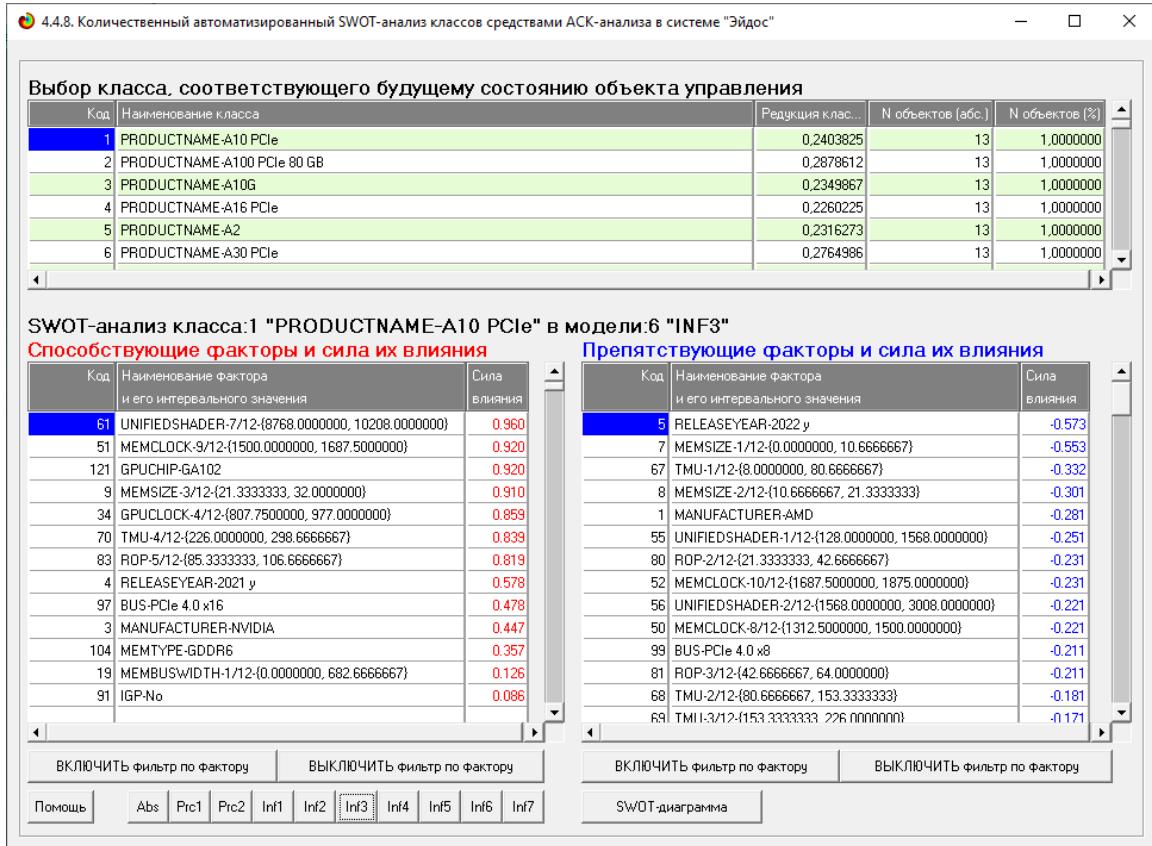


Рисунок 19. Пример экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

На первом рисунке 19 приведена экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой экранной форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При

включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

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 20).

Шаг 1-й. Руководство ставит цели управления, т.е. определяет будущие целевые состояния объекта управления. Обычно целевые состояния в натуральном выражении - это количество и качество продукции, а в стоимостном выражении - прибыль и рентабельность. Объект управления как система, эффективность объекта управления как **системное свойство**, повышение уровня системности объекта управления как цель управления (нелинейность). Модель отражает определенный уровень технологий, поэтому целевые состояния, недостижимые в одной модели, могут оказаться достижимыми в другой с большим числом факторов [16, 17, 18].

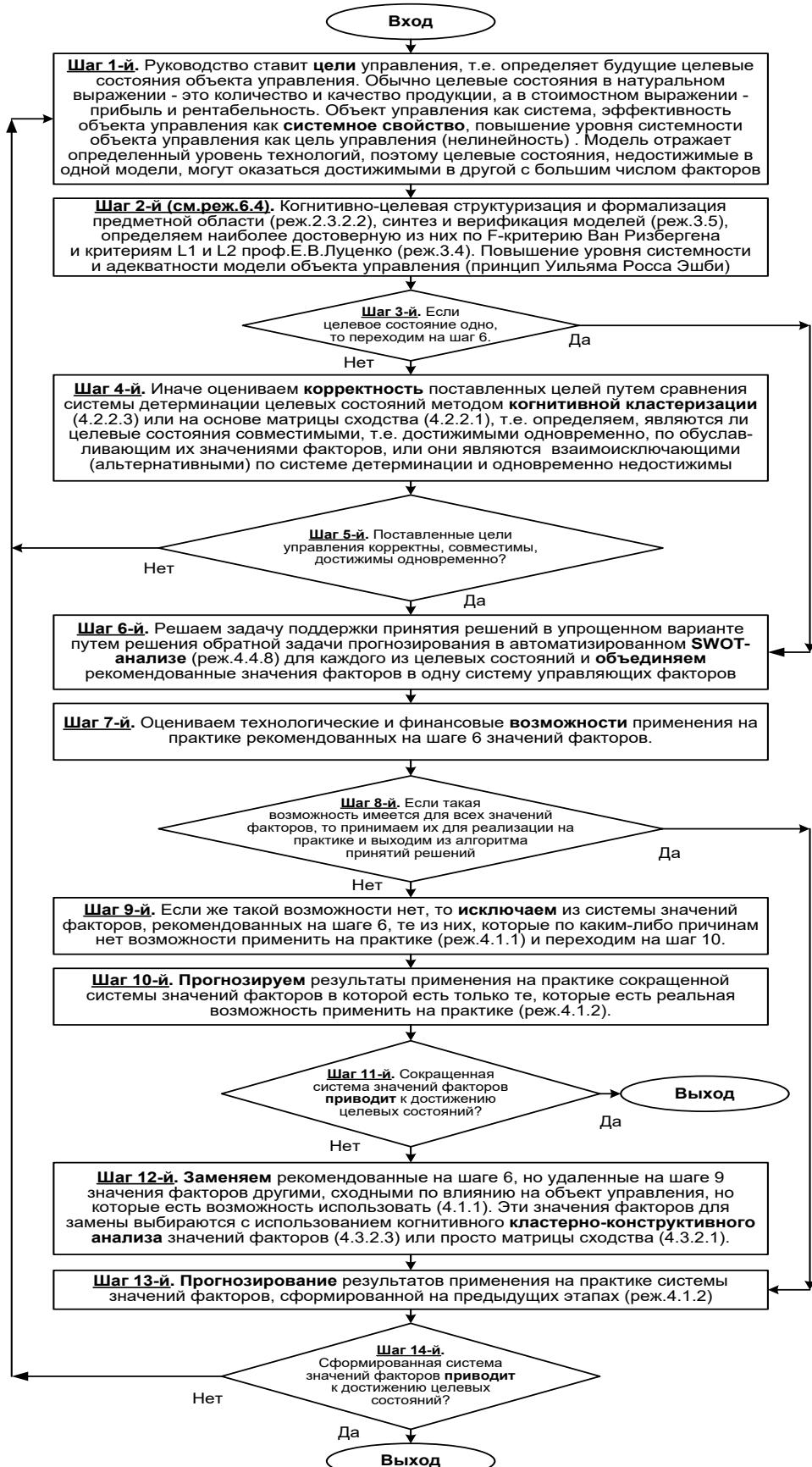


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Шаг 2-й (см.реж.6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [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 совместимы, т.е. достижимы 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 21:

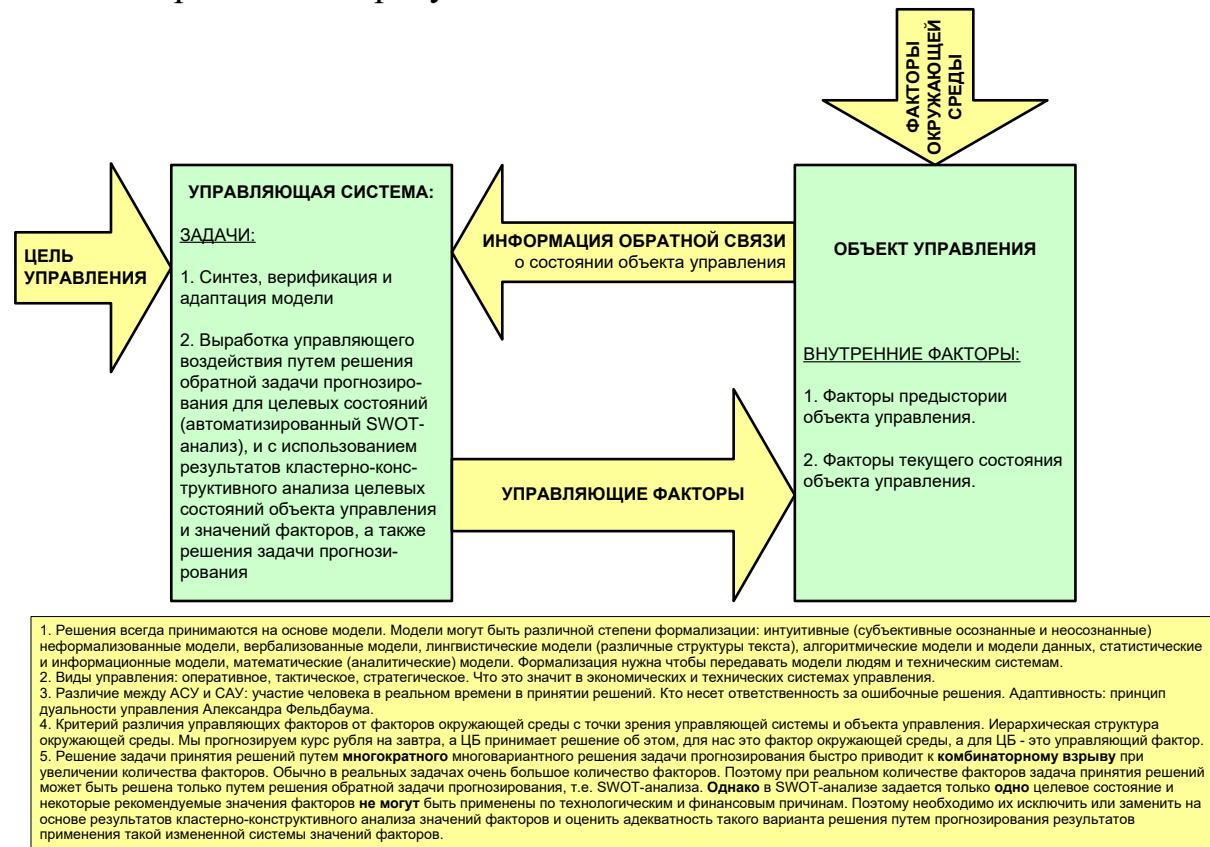


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

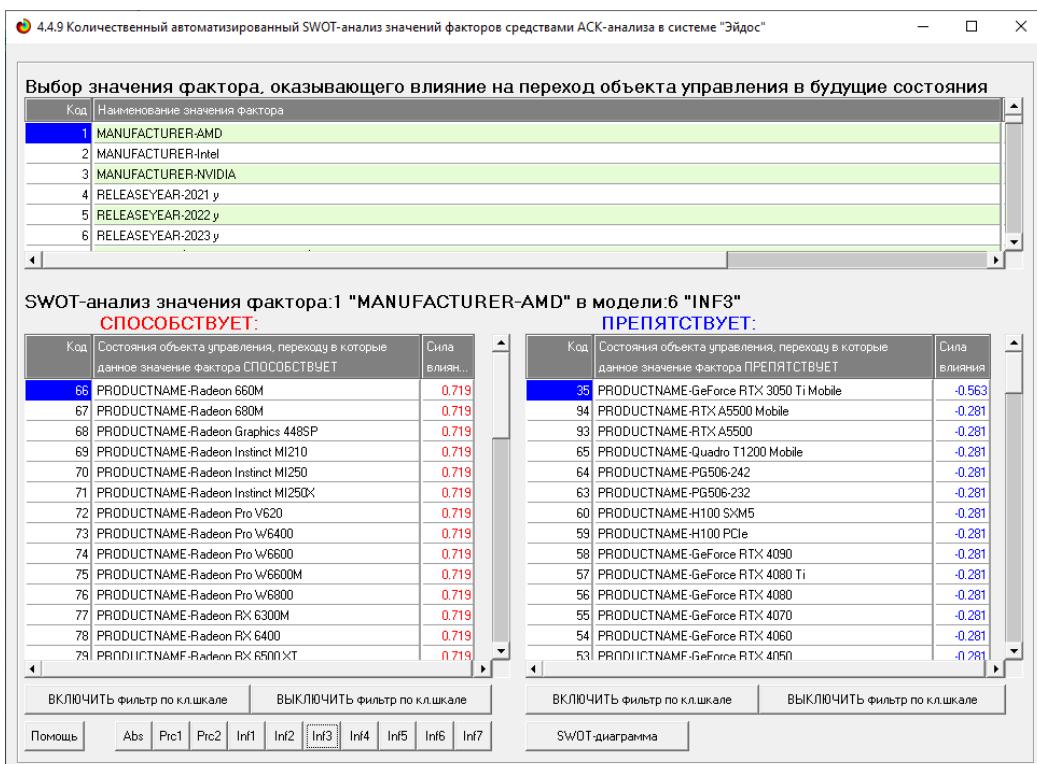
Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [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-диаграммы (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 22:



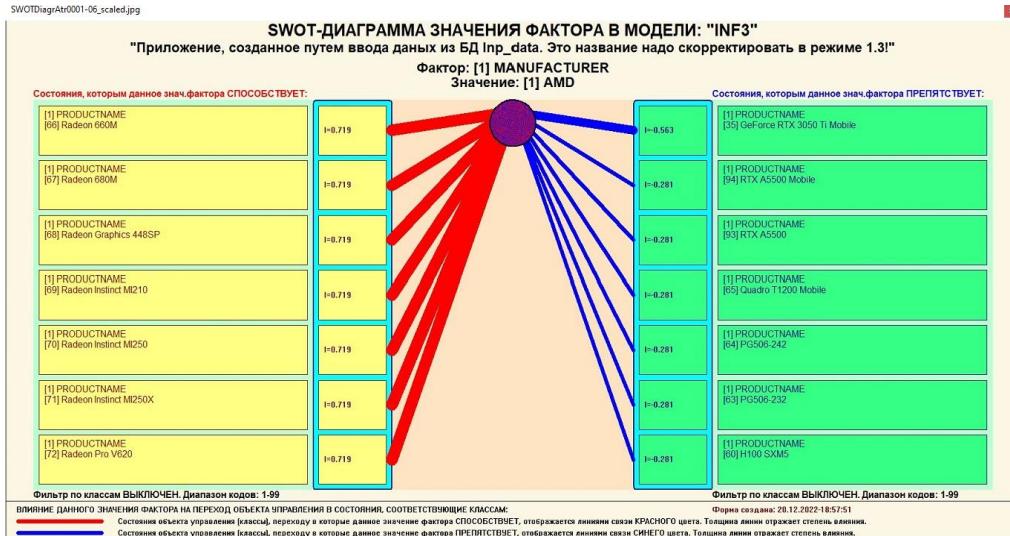


Рисунок 22. Пример инвертированной SWOT-диаграммы влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке 22 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 13) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 24);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате **когнитивной (истинной) кластеризации классов** (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 25);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 26).

Эта матрица сходства (таблица 13) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

На рисунке 23 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

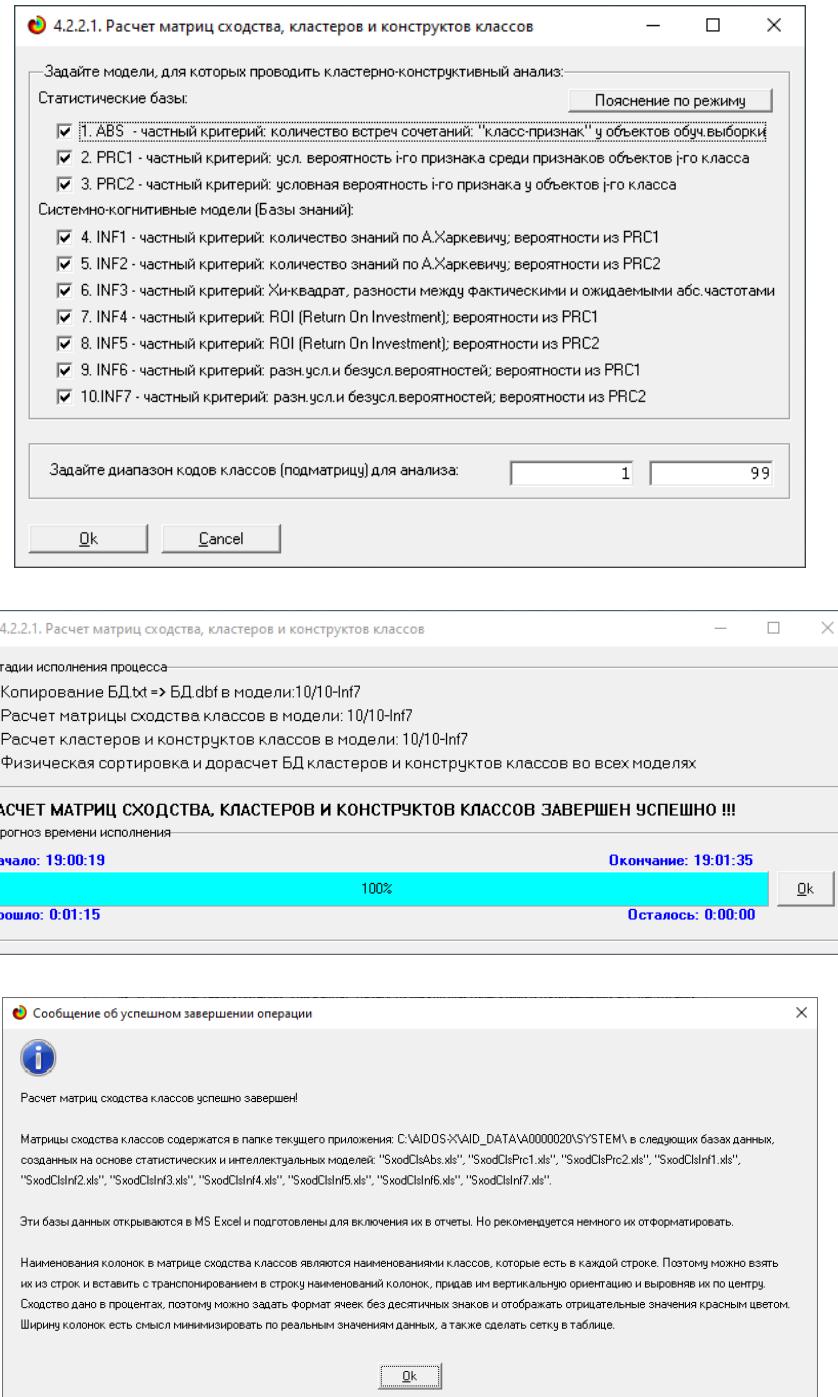


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 13 Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конспект класса:1 "PRODUCTNAME-A10 PCIe" в модели:6 "INF3"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	PRODUCTNAME-A10 PCIe	1	1	PRODUCTNAME-A10 PCIe	100.000
2	PRODUCTNAME-A100 PCIe 80 GB	2	3	PRODUCTNAME-A10G	74.915
3	PRODUCTNAME-A10G	3	76	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6800	40.557
4	PRODUCTNAME-A16 PCIe	4	45	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 12 GB	40.193
5	PRODUCTNAME-A2	5	93	PRODUCTNAME-RTX A5500	38.858
6	PRODUCTNAME-A30 PCIe	6	6	PRODUCTNAME-A30 PCIe	36.958
7	PRODUCTNAME-Arc A350M	7	63	PRODUCTNAME-PG506-232	36.958
8	PRODUCTNAME-A370M	8	64	PRODUCTNAME-PG506-242	36.958
9	PRODUCTNAME-Arc A380	9	51	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti Mobile	35.820
10	PRODUCTNAME-Arc A550M	10	94	PRODUCTNAME-RTX A5500 Mobile	34.674
11	PRODUCTNAME-Arc A730M	11	72	PRODUCTNAME-Radeon Pro V620	29.768
12	PRODUCTNAME-Arc A770	12	50	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti Max-Q	22.962
13	PRODUCTNAME-Arc A770M	13	46	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Max-Q	20.953
14	PRODUCTNAME-Arc A780	14	47	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Mobile	20.122
15	PRODUCTNAME-Arc Sound-M	15	2	PRODUCTNAME-A100 PCIe 80 GB	19.634
16	PRODUCTNAME-Arctic Sound 1T	16	38	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Max-Q	19.060
17	PRODUCTNAME-Arctic Sound 2T	17	39	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Mobile	18.952
18	PRODUCTNAME-CMP 170HX	18	48	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti	18.723
19	PRODUCTNAME-CMP 30HX	19	52	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3090 Ti	18.627
20	PRODUCTNAME-CMP 40HX	20	17	PRODUCTNAME-Arctic Sound 2T	17.974
21	PRODUCTNAME-CMP 50HX	21	56	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4080	17.654
22	PRODUCTNAME-CMP 70HX	22	16	PRODUCTNAME-Arctic Sound 1T	17.260
23	PRODUCTNAME-CMP 90HX	23	23	PRODUCTNAME-CMP 90HX	15.442
24	PRODUCTNAME-GeForce GT 1010	24	43	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Ti	14.296
25	PRODUCTNAME-GeForce GT 1010 DDR4	25	22	PRODUCTNAME-CMP 70HX	14.084

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ.фильтр по кл.шкале Выкл.фильтр по кл.шкале Параметры Показать ВСЕ

Вывод 2d семантической сети классов

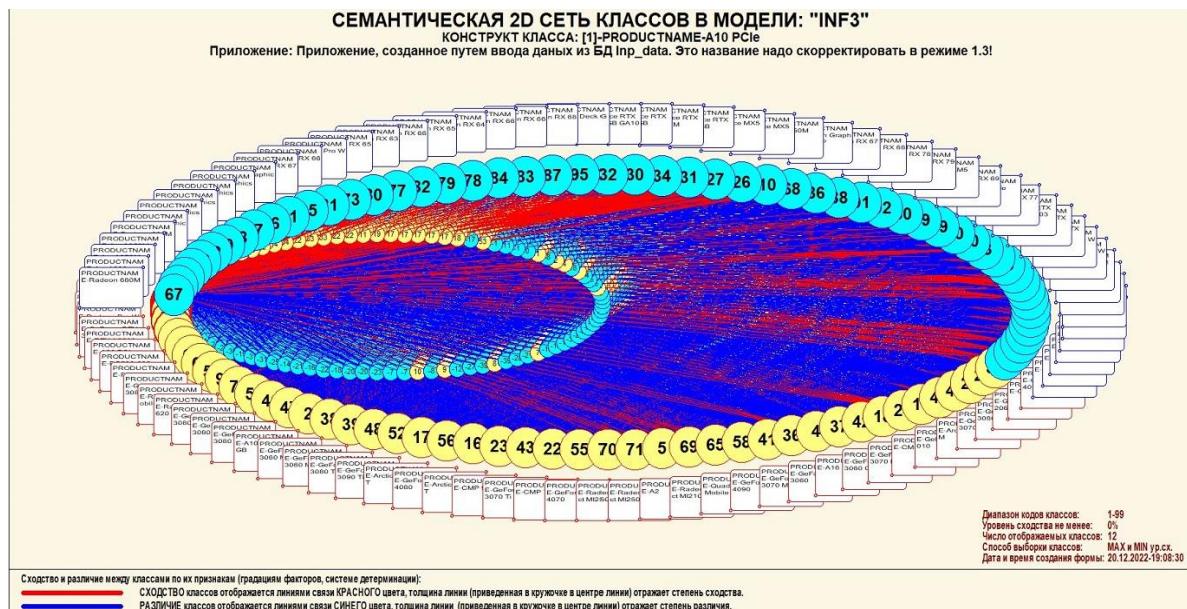


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)



Рисунок 25. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

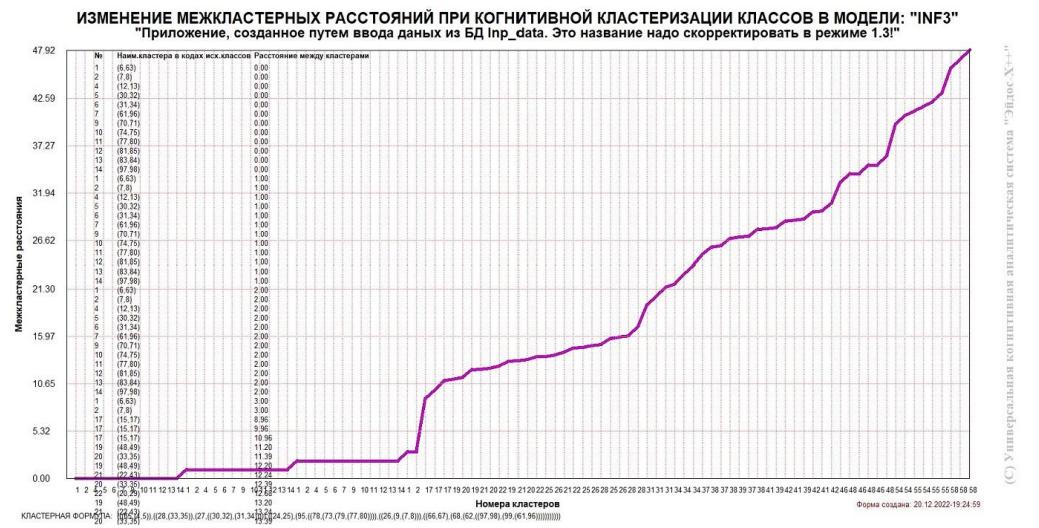


Рисунок 26. График изменения межклusterных расстояний (режим 4.2.2.3)

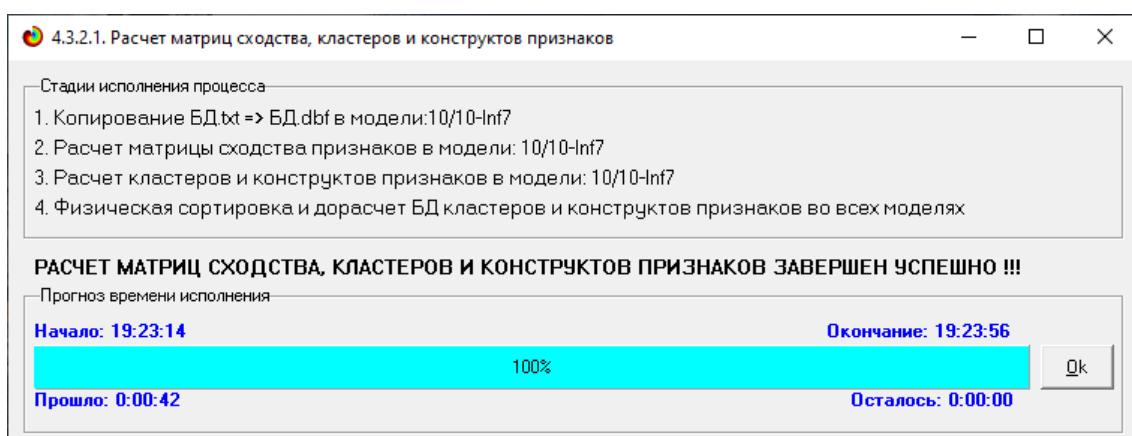
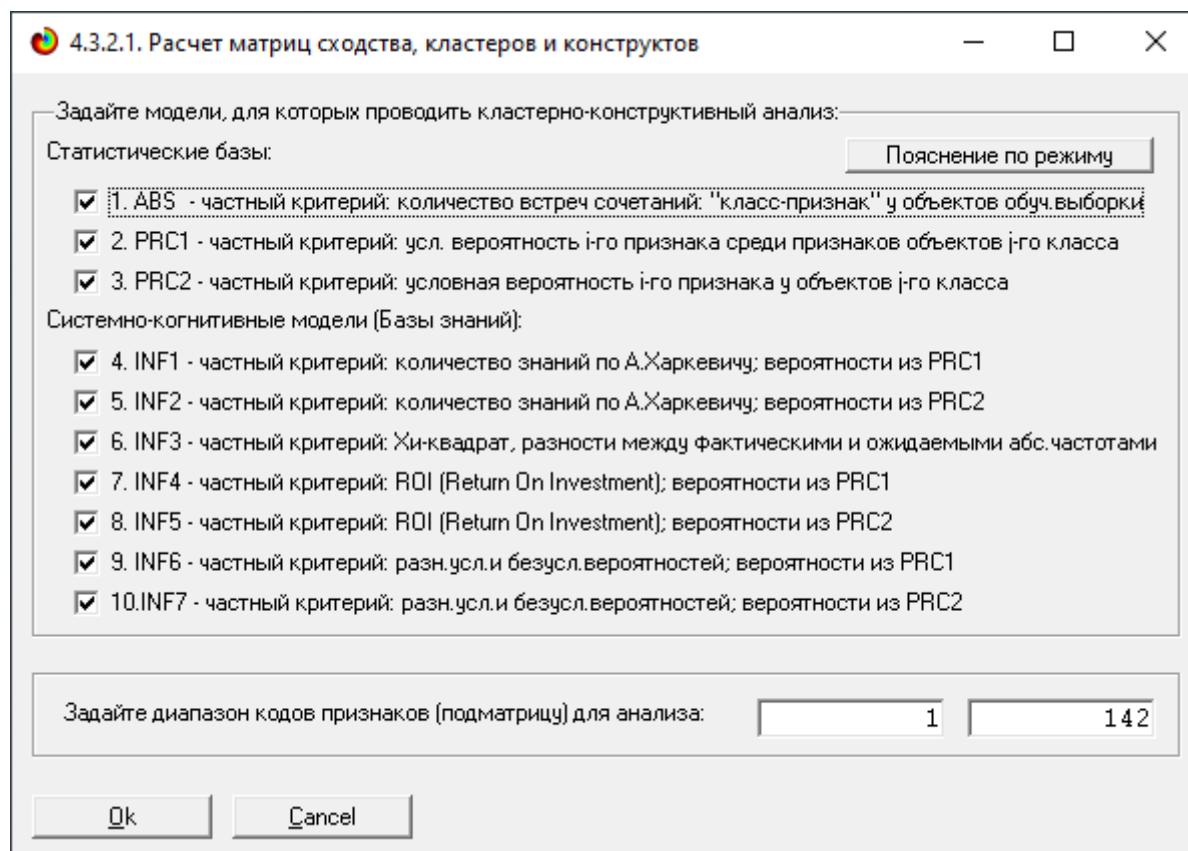
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 14) 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 27);
 - агломеративные дендрограммы, полученные в результате ***когнитивной (истинной) кластеризации признаков*** (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.3.2.3) рисунок 28);
 - график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 29).

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

На рисунке 27 представлены экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:



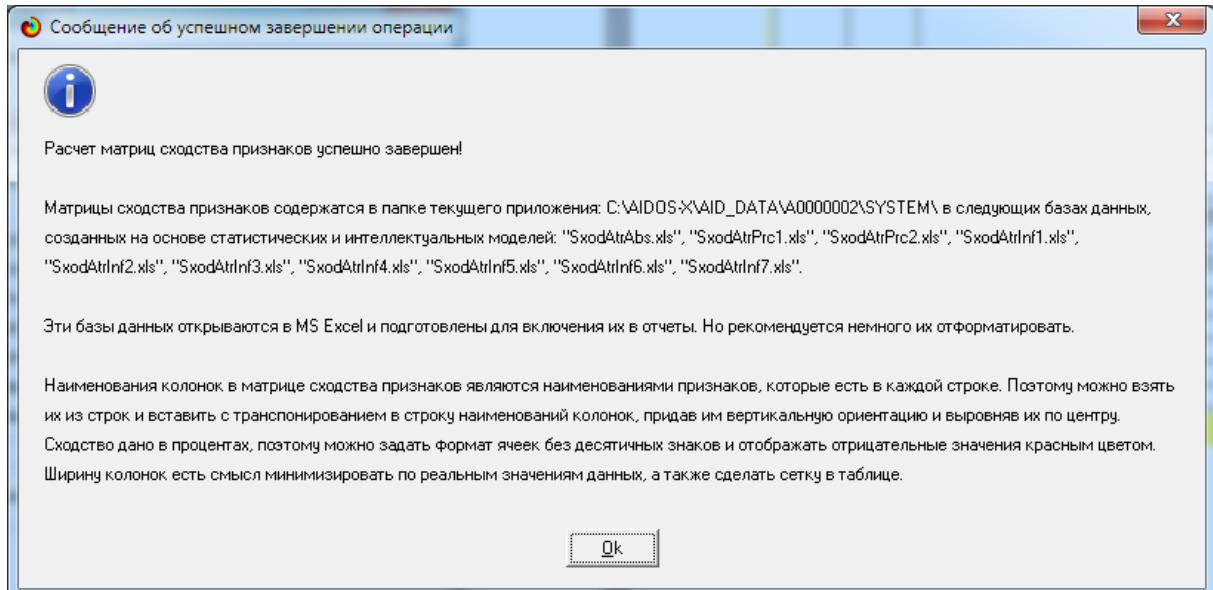


Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 14 Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3

KOD_ATR	KOD_OPSC	NAME_ATR
1	1	MEMSIZE-2.0000000
2	1	MEMSIZE-4.0000000
3	1	MEMSIZE-6.0000000
4	1	MEMSIZE-8.0000000
5	1	MEMSIZE-10.0000000
6	1	MEMSIZE-12.0000000
7	1	MEMSIZE-16.0000000
8	1	MEMSIZE-20.0000000
9	1	MEMSIZE-24.0000000
10	1	MEMSIZE-32.0000000
11	1	MEMSIZE-64.0000000
12	1	MEMSIZE-80.0000000
13	1	MEMSIZE-128.0000000
14	2	MEMBUSWIDTH-32.0000000
15	2	MEMBUSWIDTH-64.0000000
16	2	MEMBUSWIDTH-128.0000000
17	2	MEMBUSWIDTH-192.0000000
18	2	MEMBUSWIDTH-256.0000000
19	2	MEMBUSWIDTH-320.0000000
20	2	MEMBUSWIDTH-384.0000000
21	2	MEMBUSWIDTH-3072.0000000
22	2	MEMBUSWIDTH-4096.0000000
23	2	MEMBUSWIDTH-5120.0000000
24	2	MEMBUSWIDTH-8192.0000000
25	3	GPUCLOCK-1/12-{300.0000000, 469.2500000}
26	3	GPUCLOCK-2/12-{469.2500000, 638.5000000}
27	3	GPUCLOCK-3/12-{638.5000000, 807.7500000}
28	3	GPUCLOCK-4/12-{807.7500000, 977.0000000}
29	3	GPUCLOCK-5/12-{977.0000000, 1146.2500000}
30	3	GPUCLOCK-6/12-{1146.2500000, 1315.5000000}

31	3	GPUCLOCK-7/12-{1315.5000000, 1484.7500000}
32	3	GPUCLOCK-8/12-{1484.7500000, 1654.0000000}
33	3	GPUCLOCK-9/12-{1654.0000000, 1823.2500000}
34	3	GPUCLOCK-10/12-{1823.2500000, 1992.5000000}
35	3	GPUCLOCK-11/12-{1992.5000000, 2161.7500000}
36	3	GPUCLOCK-12/12-{2161.7500000, 2331.0000000}
37	4	MEMCLOCK-1000.0000000
38	4	MEMCLOCK-1050.0000000
39	4	MEMCLOCK-1093.0000000
40	4	MEMCLOCK-1188.0000000
41	4	MEMCLOCK-1200.0000000
42	4	MEMCLOCK-1215.0000000
43	4	MEMCLOCK-1250.0000000
44	4	MEMCLOCK-1313.0000000
45	4	MEMCLOCK-1325.0000000
46	4	MEMCLOCK-1375.0000000
47	4	MEMCLOCK-1458.0000000
48	4	MEMCLOCK-1500.0000000
49	4	MEMCLOCK-1502.0000000
50	4	MEMCLOCK-1563.0000000
51	4	MEMCLOCK-1593.0000000
52	4	MEMCLOCK-1600.0000000
53	4	MEMCLOCK-1750.0000000
54	4	MEMCLOCK-1812.0000000
55	4	MEMCLOCK-1875.0000000
56	4	MEMCLOCK-2000.0000000
57	4	MEMCLOCK-2190.0000000
58	4	MEMCLOCK-2248.0000000
59	4	MEMCLOCK-2250.0000000
60	5	UNIFIEDSHADER-1/12-{128.0000000, 1568.0000000}
61	5	UNIFIEDSHADER-2/12-{1568.0000000, 3008.0000000}
62	5	UNIFIEDSHADER-3/12-{3008.0000000, 4448.0000000}
63	5	UNIFIEDSHADER-4/12-{4448.0000000, 5888.0000000}
64	5	UNIFIEDSHADER-5/12-{5888.0000000, 7328.0000000}
65	5	UNIFIEDSHADER-6/12-{7328.0000000, 8768.0000000}
66	5	UNIFIEDSHADER-7/12-{8768.0000000, 10208.0000000}
67	5	UNIFIEDSHADER-8/12-{10208.0000000, 11648.0000000}
68	5	UNIFIEDSHADER-9/12-{11648.0000000, 13088.0000000}
69	5	UNIFIEDSHADER-10/12-{13088.0000000, 14528.0000000}
70	5	UNIFIEDSHADER-11/12-{14528.0000000, 15968.0000000}
71	5	UNIFIEDSHADER-12/12-{15968.0000000, 17408.0000000}
72	6	TMU-1/12-{8.0000000, 80.6666667}
73	6	TMU-2/12-{80.6666667, 153.3333333}
74	6	TMU-3/12-{153.3333333, 226.0000000}
75	6	TMU-4/12-{226.0000000, 298.6666667}
76	6	TMU-5/12-{298.6666667, 371.3333333}
77	6	TMU-6/12-{371.3333333, 444.0000000}
78	6	TMU-7/12-{444.0000000, 516.6666667}
79	6	TMU-8/12-{516.6666667, 589.3333333}
80	6	TMU-9/12-{589.3333333, 662.0000000}
81	6	TMU-10/12-{662.0000000, 734.6666667}
82	6	TMU-11/12-{734.6666667, 807.3333333}

83	6	TMU-12/12-{807.3333333, 880.0000000}
84	7	ROP-1/12-{8.0000000, 28.6666667}
85	7	ROP-2/12-{28.6666667, 49.3333333}
86	7	ROP-3/12-{49.3333333, 70.0000000}
87	7	ROP-4/12-{70.0000000, 90.6666667}
88	7	ROP-5/12-{90.6666667, 111.3333333}
89	7	ROP-6/12-{111.3333333, 132.0000000}
90	7	ROP-7/12-{132.0000000, 152.6666667}
91	7	ROP-8/12-{152.6666667, 173.3333333}
92	7	ROP-9/12-{173.3333333, 194.0000000}
93	7	ROP-10/12-{194.0000000, 214.6666667}
94	7	ROP-11/12-{214.6666667, 235.3333333}
95	7	ROP-12/12-{235.3333333, 256.0000000}

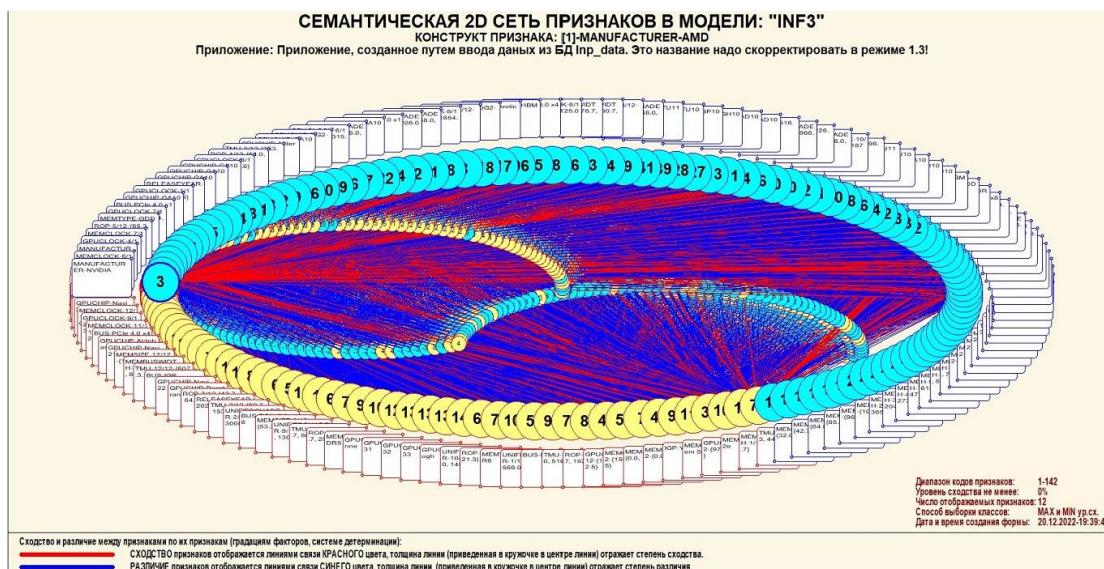


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3(режим 4.3.2.2)

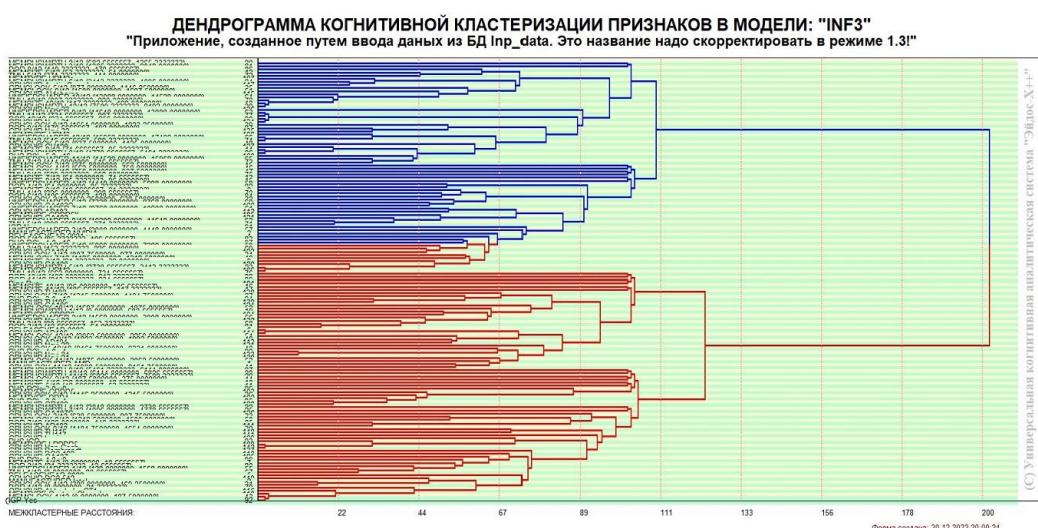


Рисунок 29. Аггрегативная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

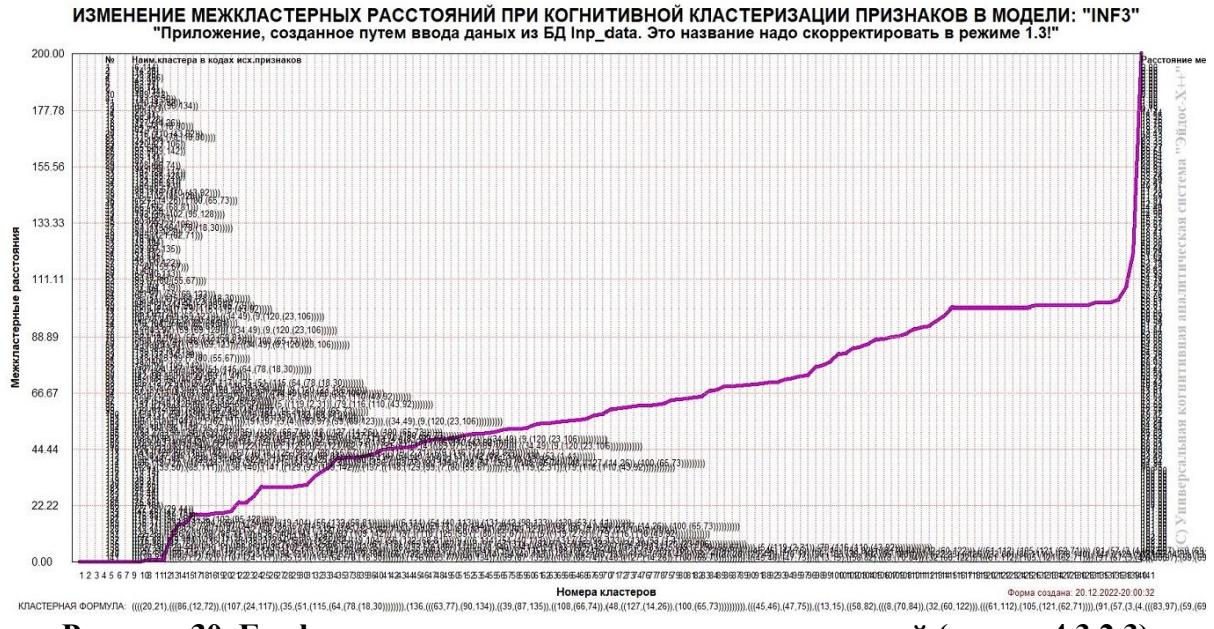


Рисунок 30. График изменения межклusterных расстояний (режим 4.3.2.3)

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.

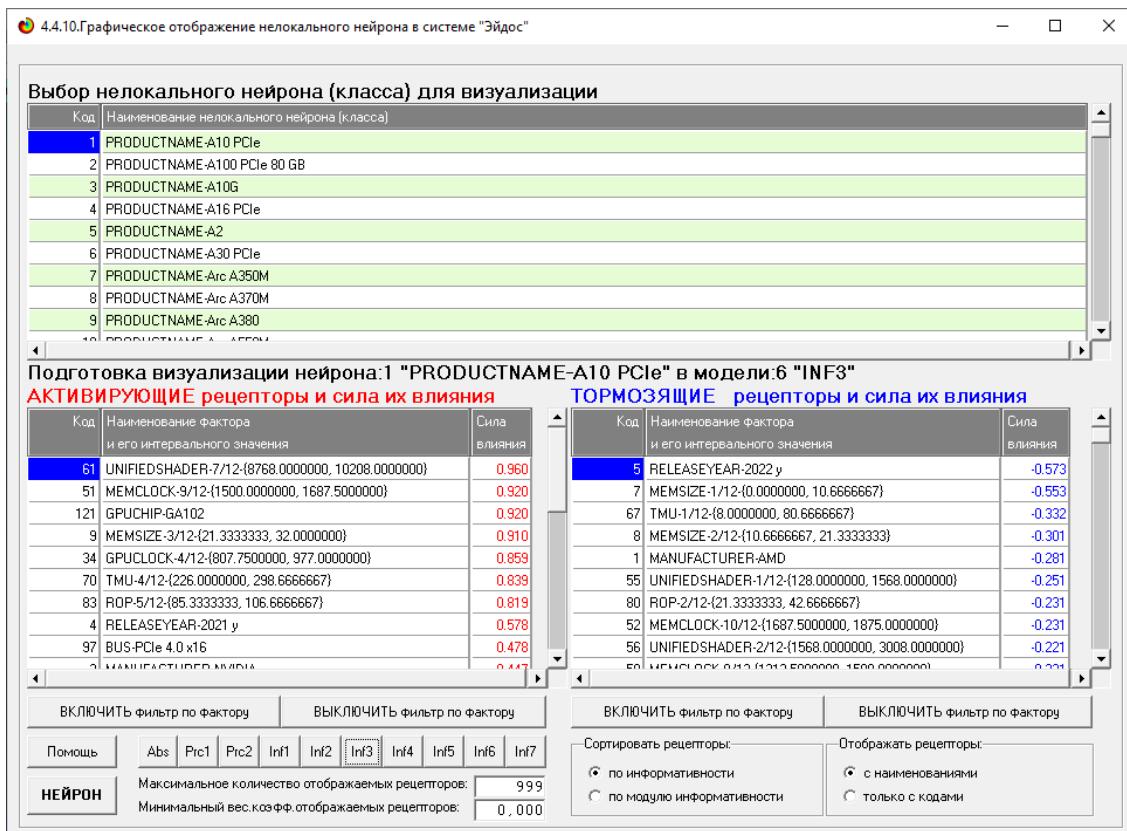
От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [20]:

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



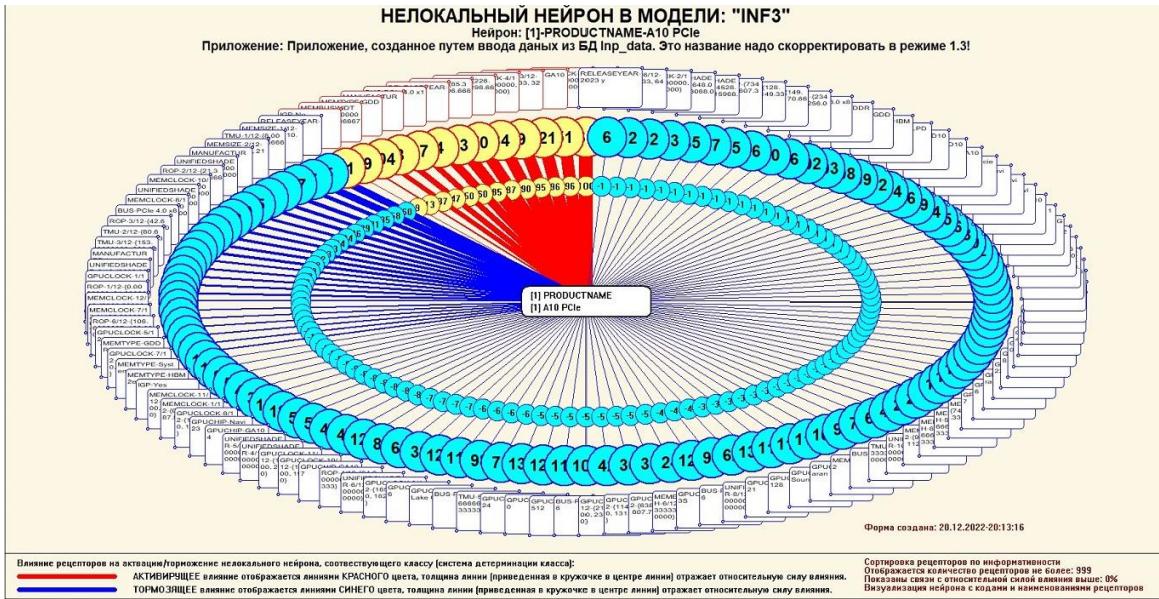


Рисунок 31. Пример нелокального нейрона, соответствующего классам

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
	1	PRODUCTNAME-A10 PCIe
	2	PRODUCTNAME-A100 PCIe 80 GB
	3	PRODUCTNAME-A10G
	4	PRODUCTNAME-A16 PCIe
	5	PRODUCTNAME-A2
	6	PRODUCTNAME-A30 PCIe
	7	PRODUCTNAME-Arc A350M
	8	PRODUCTNAME-Arc A370M
	9	PRODUCTNAME-Arc A380

Помощь | Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 | ClearSet | Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 99
Максимальное количество отображаемых связей: 1000 | Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 142

Подготовка визуализации нейрона: 1 "PRODUCTNAME-A10 PCIe" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния **ТОРМОЗЯЩИЕ** рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
61	UNIFIEDSHADER-7/12-(8768.000000, 10208.000000)	0.960
51	MEMCLOCK-9/12-(1500.000000, 1687.500000)	0.920
121	GPUCHIP-GA102	0.920
9	MEMSIZE-3/12-(21.333333, 32.000000)	0.910
34	GPUCLK-4/12-(807.750000, 977.000000)	0.859
70	TMU-4/12-(226.000000, 298.666667)	0.839
83	ROP-5/12-(85.333333, 106.666667)	0.819
4	RELEASEYEAR-2021 y	0.578
97	BUS-PCIe 4.0 x16	0.478
2	MANUFACTURER-AMD	0.447

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	RELEASEYEAR-2022 y	-0.573
7	MEMSIZE-1/12-(0.000000, 10.666667)	-0.553
67	TMU-1/12-(8.000000, 80.666667)	-0.332
8	MEMSIZE-2/12-(10.666667, 21.333333)	-0.301
1	MANUFACTURER-AMD	-0.281
55	UNIFIEDSHADER-1/12-(12.000000, 1568.000000)	-0.251
80	ROP-2/12-(21.333333, 42.666667)	-0.231
52	MEMCLOCK-10/12-(1687.500000, 1875.000000)	-0.231
56	UNIFIEDSHADER-2/12-(1568.000000, 3008.000000)	-0.221
50	MEMCLOCK-9/12-(1512.500000, 1568.000000)	-0.221

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

Нейросеть | Abs | Prc1 | Prc2 | Inf1 | Inf2 | Inf3 | Inf4 | Inf5 | Inf6 | Inf7 | Сортировать связи: | Отображать наименования:

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16 | Отображать связи с интенсивностью > % от макс.: 0,000 | по модулю информативности | нейронов | по информативности и знаку | рецепторов

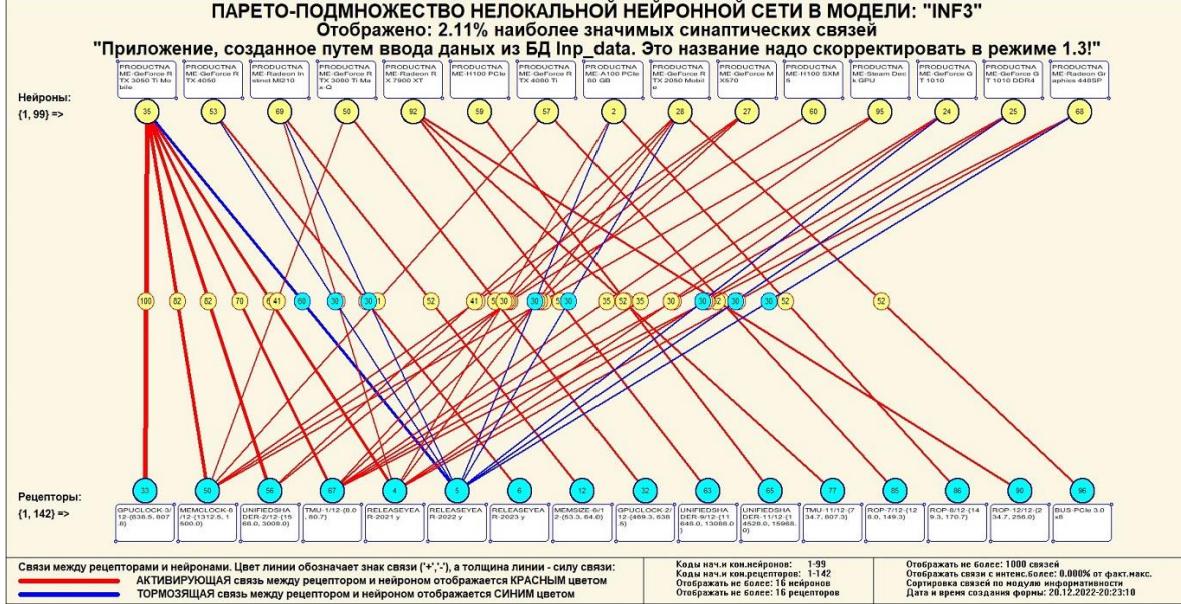


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF3

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 24) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 28) внизу и

соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 32) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 33):

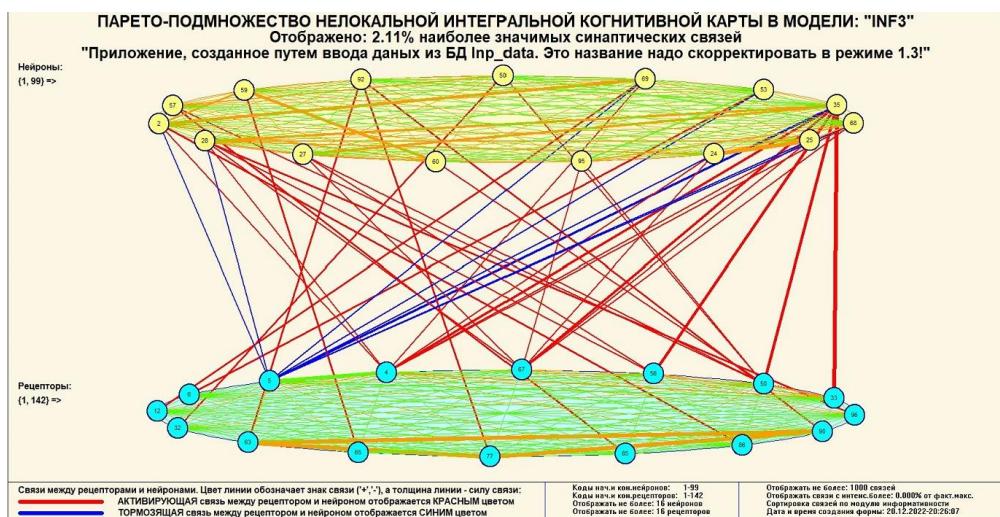
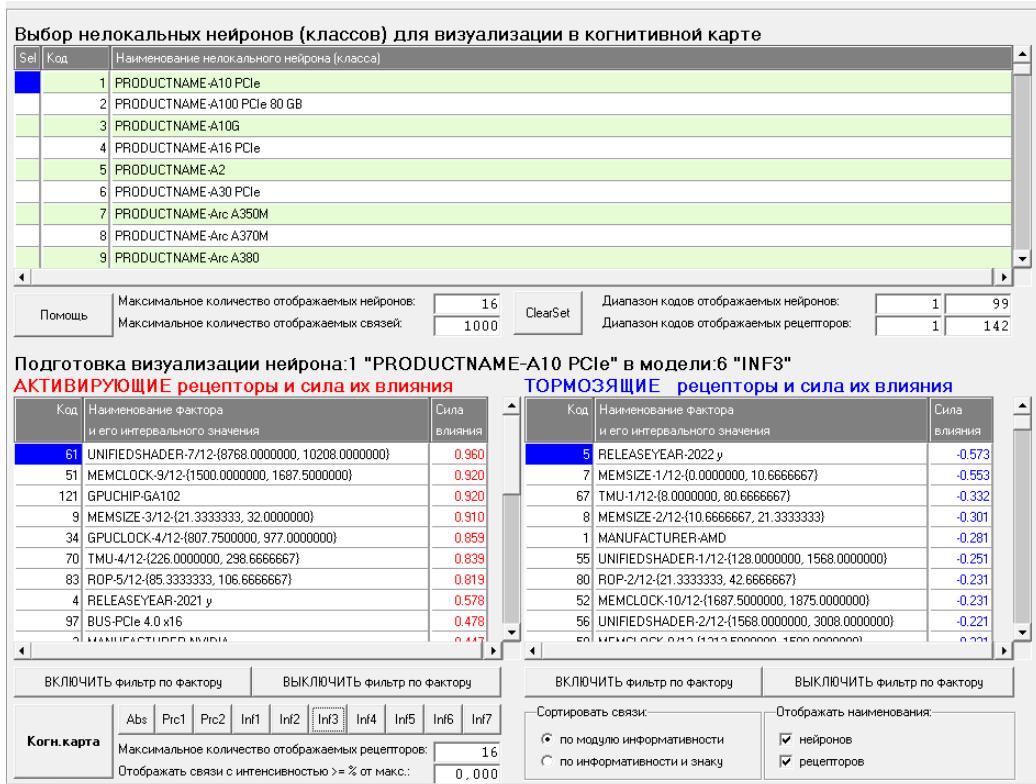


Рисунок 33. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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 Дьеरдь Пойа [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.

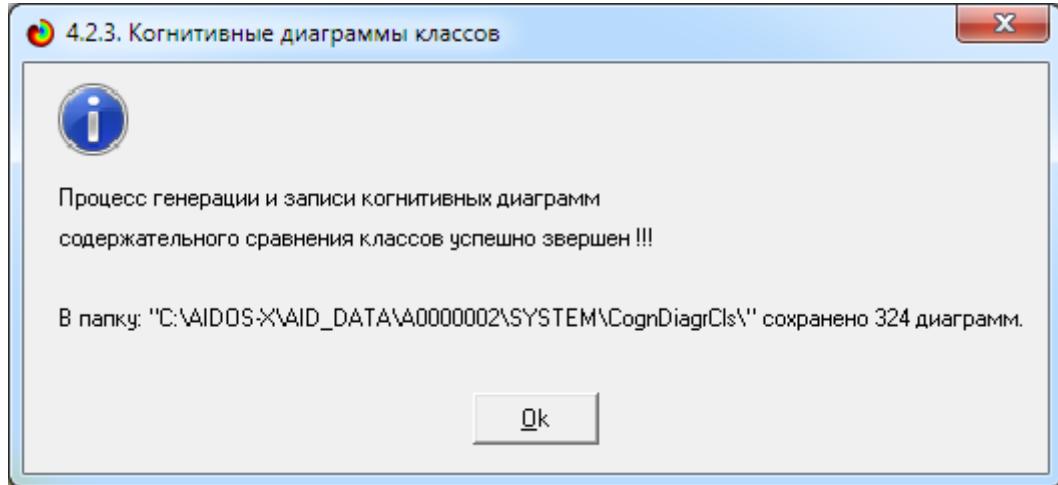
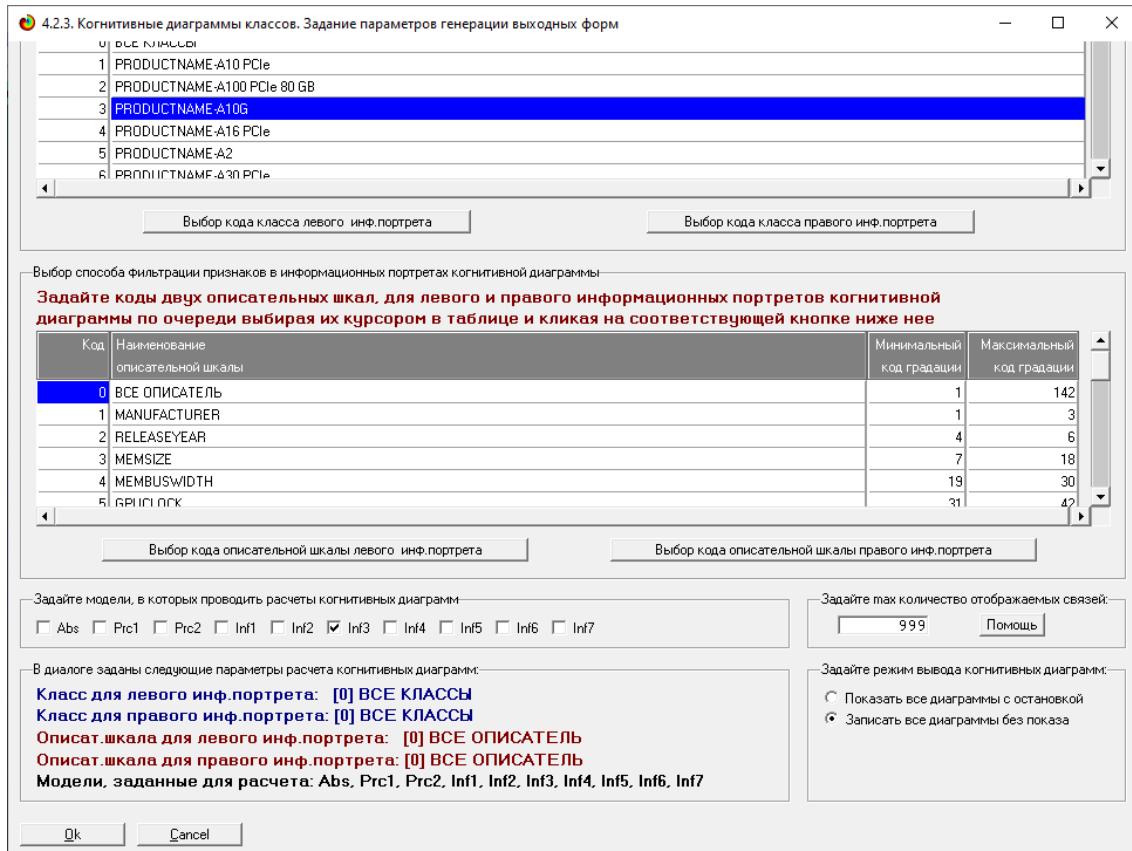
Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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. 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.



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

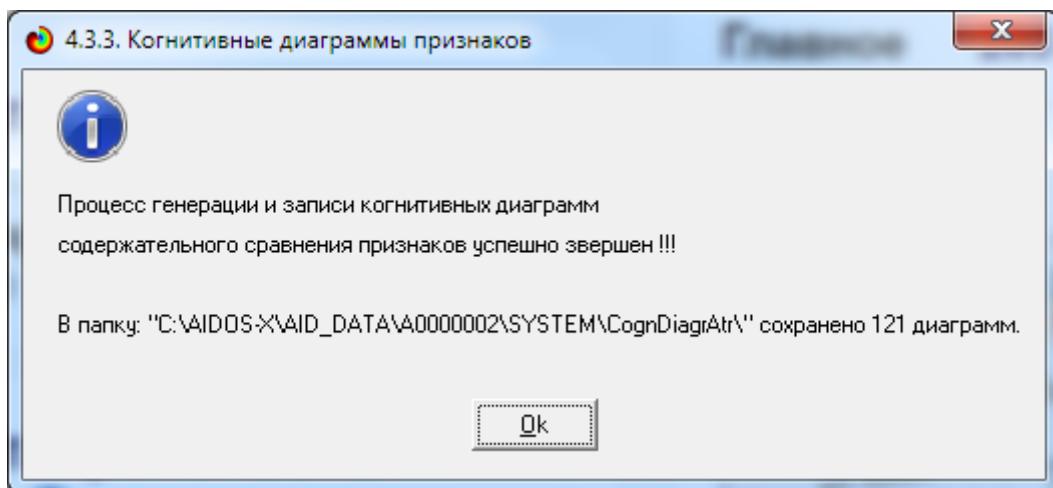
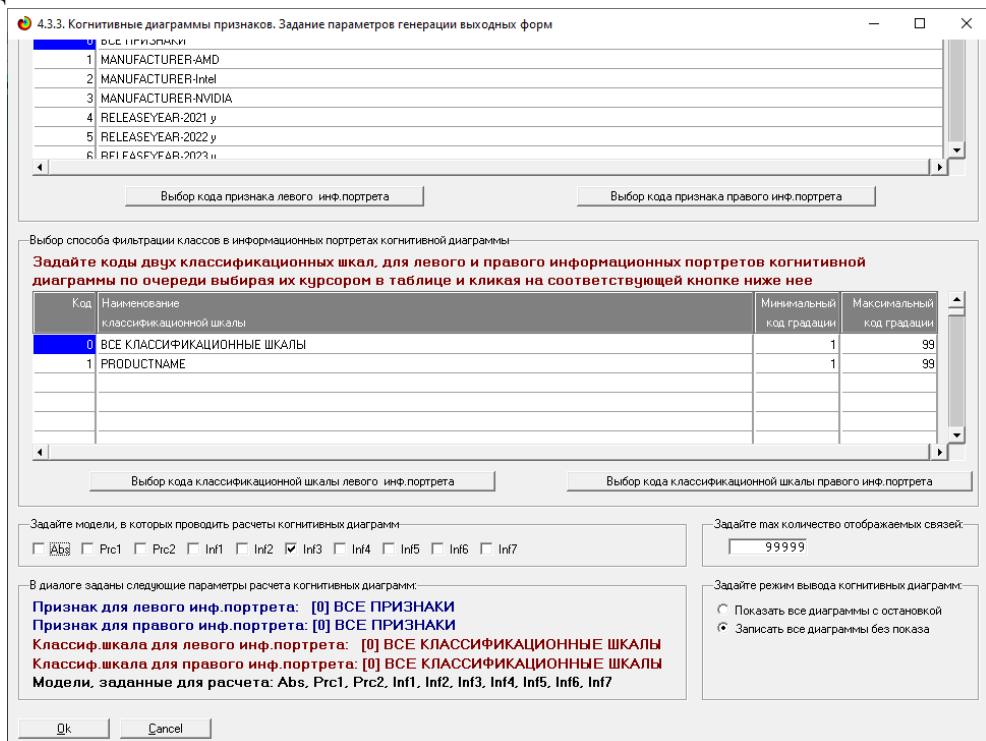
Из 2d-когнитивных диаграммах сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния, соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу.

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.



Всего системой в данной модели генерируется 121 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 34). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это **феноменологические** модели, отражающие **эмпирические** закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают **механизма детерминации**, а только сам факт и характер детерминации [21]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [22].

4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме [в форме полосы] количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим передуцированную 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 // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2011. - №03(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. , 2,688 у.п.л. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций	Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям	Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями

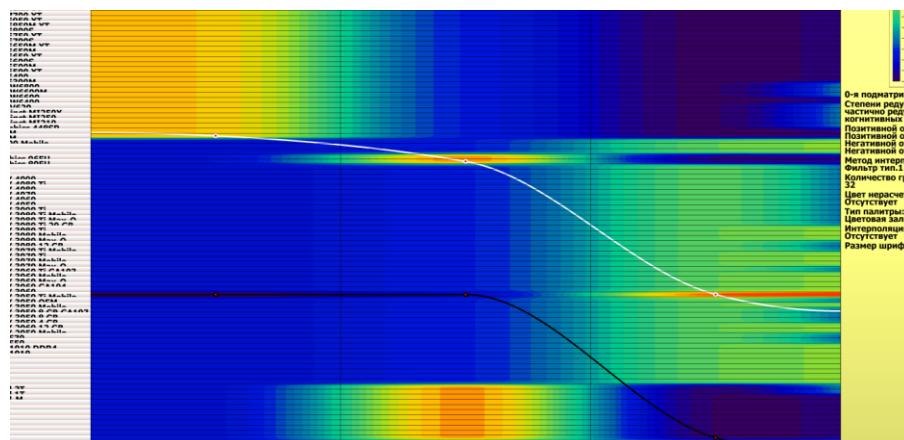


Рисунок 34. Пример когнитивной функции в СК-модели INF3

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

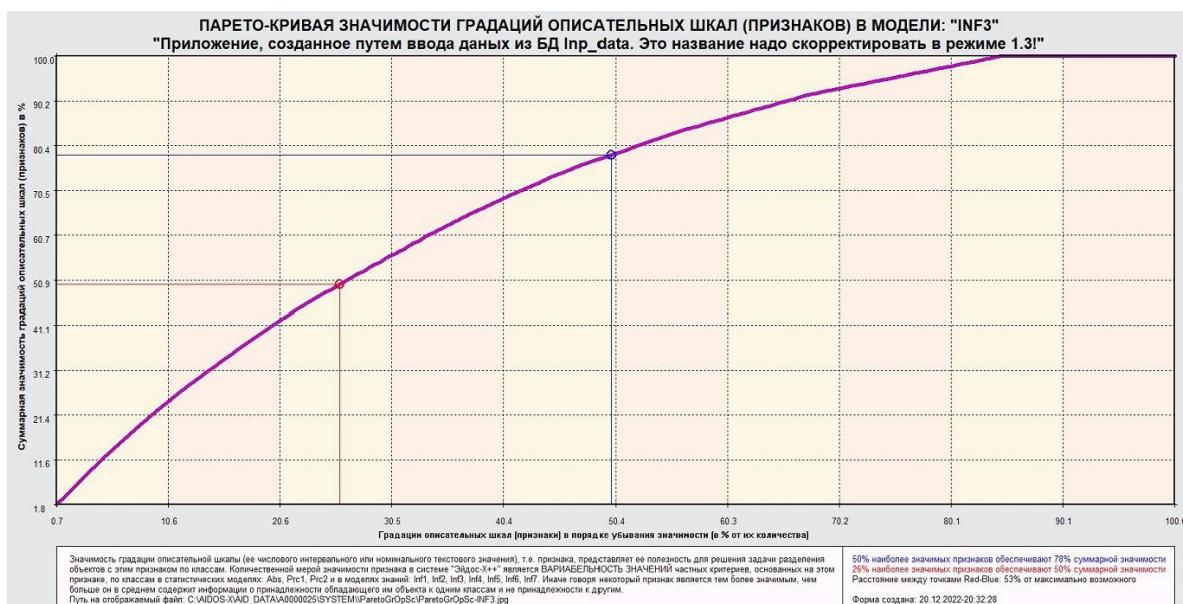


Рисунок 35. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

Из рисунка 35 видно, что примерно пятая часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 77% суммарного влияния.

В таблице 15 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 37. Из таблицы 15 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие

состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора. Это значит, что сила влияния разных значений факторов на объект моделирования довольно существенно отличается друг от друга.

Таблица 15 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC
1	1,0526316	25	GPUCLOCK-1/12-{300.0000000, 469.2500000}	3
2	2,1052632	72	TMU-1/12-{8.0000000, 80.6666667}	6
3	3,1578947	74	TMU-3/12-{153.3333333, 226.0000000}	6
4	4,2105263	60	UNIFIEDSHADER-1/12-{128.0000000, 1568.0000000}	5
5	5,2631579	64	UNIFIEDSHADER-5/12-{5888.0000000, 7328.0000000}	5
6	6,3157895	59	MEMCLOCK-2250.0000000	4
7	7,3684211	31	GPUCLOCK-7/12-{1315.5000000, 1484.7500000}	3
8	8,4210526	28	GPUCLOCK-4/12-{807.7500000, 977.0000000}	3
9	9,4736842	84	ROP-1/12-{8.0000000, 28.6666667}	7
10	10,5263158	88	ROP-5/12-{90.6666667, 111.3333333}	7
11	11,5789474	62	UNIFIEDSHADER-3/12-{3008.0000000, 4448.0000000}	5
12	12,6315789	85	ROP-2/12-{28.6666667, 49.3333333}	7
13	13,6842105	86	ROP-3/12-{49.3333333, 70.0000000}	7
14	14,7368421	33	GPUCLOCK-9/12-{1654.0000000, 1823.2500000}	3
15	15,7894737	61	UNIFIEDSHADER-2/12-{1568.0000000, 3008.0000000}	5
16	16,8421053	27	GPUCLOCK-3/12-{638.5000000, 807.7500000}	3
17	17,8947368	16	MEMBUSWIDTH-128.0000000	2
18	18,9473684	73	TMU-2/12-{80.6666667, 153.3333333}	6
19	20,0000000	7	MEMSIZE-16.0000000	1
20	21,0526316	15	MEMBUSWIDTH-64.0000000	2
21	22,1052632	35	GPUCLOCK-11/12-{1992.5000000, 2161.7500000}	3
22	23,1578947	53	MEMCLOCK-1750.0000000	4
23	24,2105263	48	MEMCLOCK-1500.0000000	4
24	25,2631579	2	MEMSIZE-4.0000000	1
25	26,3157895	4	MEMSIZE-8.0000000	1
26	27,3684211	29	GPUCLOCK-5/12-{977.0000000, 1146.2500000}	3
27	28,4210526	34	GPUCLOCK-10/12-{1823.2500000, 1992.5000000}	3
28	29,4736842	18	MEMBUSWIDTH-256.0000000	2
29	30,5263158	56	MEMCLOCK-2000.0000000	4
30	31,5789474	75	TMU-4/12-{226.0000000, 298.6666667}	6
31	32,6315789	65	UNIFIEDSHADER-6/12-{7328.0000000, 8768.0000000}	5
32	33,6842105	89	ROP-6/12-{111.3333333, 132.0000000}	7
33	34,7368421	17	MEMBUSWIDTH-192.0000000	2
34	35,7894737	22	MEMBUSWIDTH-4096.0000000	2
35	36,8421053	76	TMU-5/12-{298.6666667, 371.3333333}	6
36	37,8947368	6	MEMSIZE-12.0000000	1
37	38,9473684	32	GPUCLOCK-8/12-{1484.7500000, 1654.0000000}	3
38	40,0000000	40	MEMCLOCK-1188.0000000	4
39	41,0526316	52	MEMCLOCK-1600.0000000	4
40	42,1052632	3	MEMSIZE-6.0000000	1
41	43,1578947	21	MEMBUSWIDTH-3072.0000000	2
42	44,2105263	42	MEMCLOCK-1215.0000000	4
43	45,2631579	50	MEMCLOCK-1563.0000000	4
44	46,3157895	9	MEMSIZE-24.0000000	1

45	47,3684211	87	ROP-4/12-{70.0000000, 90.6666667}	7
46	48,4210526	63	UNIFIEDSHADER-4/12-{4448.0000000, 5888.0000000}	5
47	49,4736842	20	MEMBUSWIDTH-384.0000000	2
48	50,5263158	30	GPUCLOCK-6/12-{1146.2500000, 1315.5000000}	3
49	51,5789474	67	UNIFIEDSHADER-8/12-{10208.0000000, 11648.0000000}	5
50	52,6315789	36	GPUCLOCK-12/12-{2161.7500000, 2331.0000000}	3
51	53,6842105	13	MEMSIZE-128.0000000	1
52	54,7368421	24	MEMBUSWIDTH-8192.0000000	2
53	55,7894737	83	TMU-12/12-{807.3333333, 880.0000000}	6
54	56,8421053	5	MEMSIZE-10.0000000	1
55	57,8947368	10	MEMSIZE-32.0000000	1
56	58,9473684	55	MEMCLOCK-1875.0000000	4
57	60,0000000	1	MEMSIZE-2.0000000	1
58	61,0526316	19	MEMBUSWIDTH-320.0000000	2
59	62,1052632	66	UNIFIEDSHADER-7/12-{8768.0000000, 10208.0000000}	5
60	63,1578947	69	UNIFIEDSHADER-10/12-{13088.0000000, 14528.0000000}	5
61	64,2105263	77	TMU-6/12-{371.3333333, 444.0000000}	6
62	65,2631579	41	MEMCLOCK-1200.0000000	4
63	66,3157895	8	MEMSIZE-20.0000000	1
64	67,3684211	45	MEMCLOCK-1325.0000000	4
65	68,4210526	71	UNIFIEDSHADER-12/12-{15968.0000000, 17408.0000000}	5
66	69,4736842	78	TMU-7/12-{444.0000000, 516.6666667}	6
67	70,5263158	79	TMU-8/12-{516.6666667, 589.3333333}	6
68	71,5789474	92	ROP-9/12-{173.3333333, 194.0000000}	7
69	72,6315789	12	MEMSIZE-80.0000000	1
70	73,6842105	23	MEMBUSWIDTH-5120.0000000	2
71	74,7368421	11	MEMSIZE-64.0000000	1
72	75,7894737	38	MEMCLOCK-1050.0000000	4
73	76,8421053	43	MEMCLOCK-1250.0000000	4
74	77,8947368	47	MEMCLOCK-1458.0000000	4
75	78,9473684	49	MEMCLOCK-1502.0000000	4
76	80,0000000	51	MEMCLOCK-1593.0000000	4
77	81,0526316	54	MEMCLOCK-1812.0000000	4
78	82,1052632	91	ROP-8/12-{152.6666667, 173.3333333}	7
79	83,1578947	14	MEMBUSWIDTH-32.0000000	2
80	84,2105263	26	GPUCLOCK-2/12-{469.2500000, 638.5000000}	3
81	85,2631579	37	MEMCLOCK-1000.0000000	4
82	86,3157895	39	MEMCLOCK-1093.0000000	4
83	87,3684211	44	MEMCLOCK-1313.0000000	4
84	88,4210526	46	MEMCLOCK-1375.0000000	4
85	89,4736842	57	MEMCLOCK-2190.0000000	4
86	90,5263158	58	MEMCLOCK-2248.0000000	4
87	91,5789474	68	UNIFIEDSHADER-9/12-{11648.0000000, 13088.0000000}	5
88	92,6315789	70	UNIFIEDSHADER-11/12-{14528.0000000, 15968.0000000}	5
89	93,6842105	82	TMU-11/12-{734.6666667, 807.3333333}	6
90	94,7368421	90	ROP-7/12-{132.0000000, 152.6666667}	7
91	95,7894737	95	ROP-12/12-{235.3333333, 256.0000000}	7
92	96,8421053	80	TMU-9/12-{589.3333333, 662.0000000}	6
93	97,8947368	81	TMU-10/12-{662.0000000, 734.6666667}	6
94	98,9473684	93	ROP-10/12-{194.0000000, 214.6666667}	7
95	100,0000000	94	ROP-11/12-{214.6666667, 235.3333333}	7

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

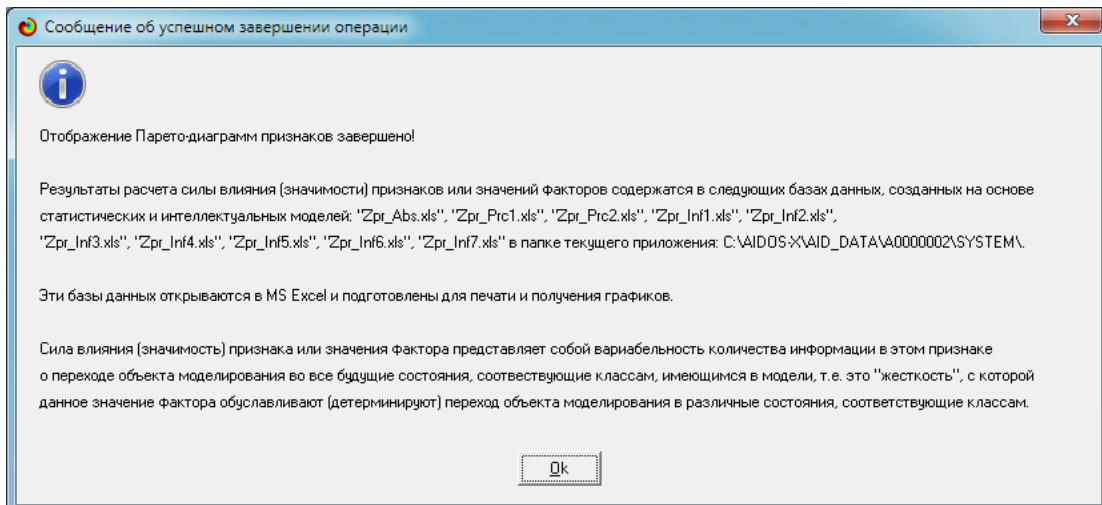


Рисунок 36. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

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

В таблице 16 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF3.

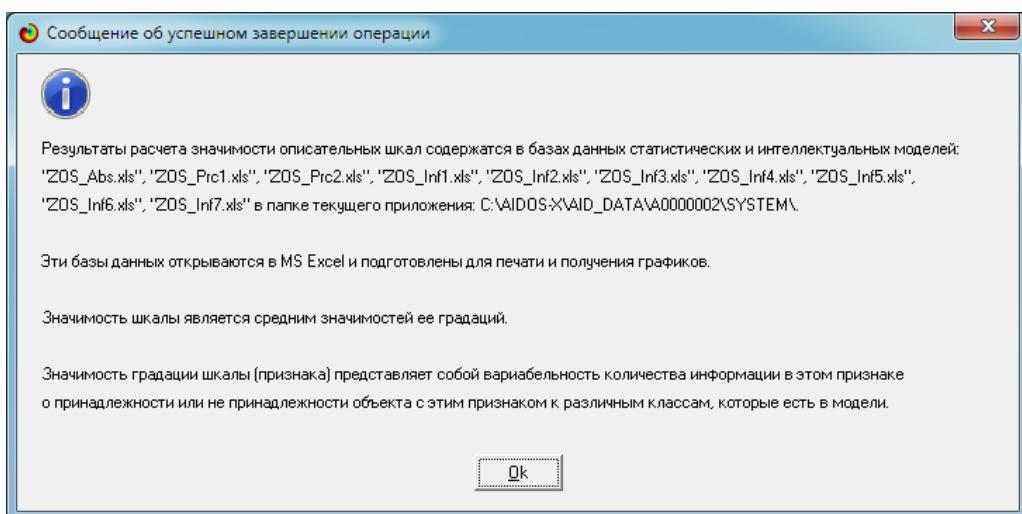


Рисунок 37. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

Таблица 16 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPSC	KODGR_MIN
1	14,2857143	3	GPU_CLOCK	12	25
2	28,5714286	5	UNIFIEDSHADER	12	60
3	42,8571429	6	TMU	12	72
4	57,1428571	2	MEMBUSWIDTH	11	14
5	71,4285714	7	ROP	12	84
6	85,7142857	1	MEMSIZE	13	1
7	100,0000000	4	MEMCLOCK	23	37

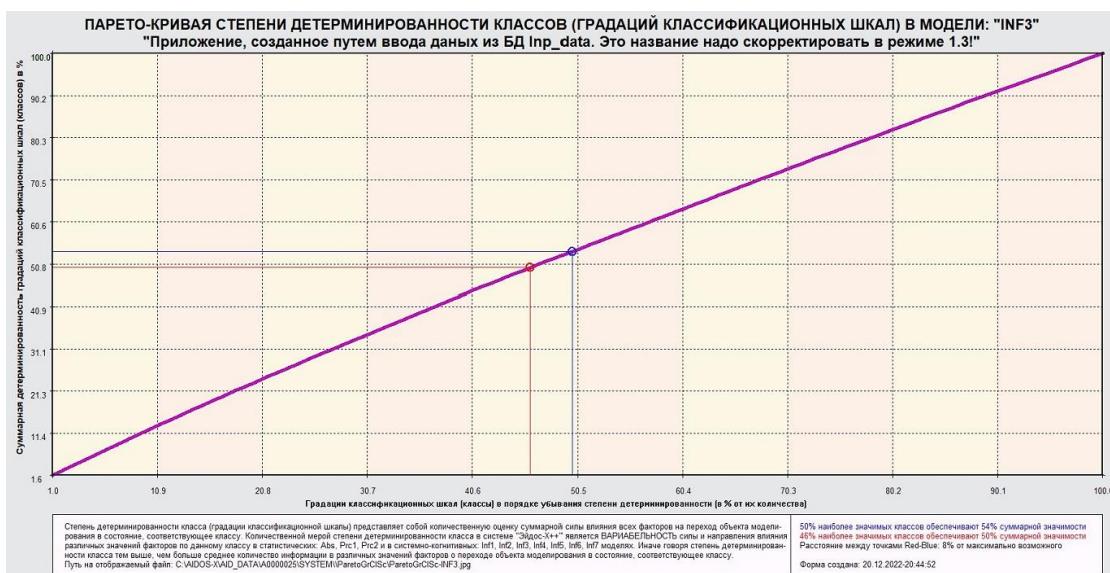
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

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

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

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



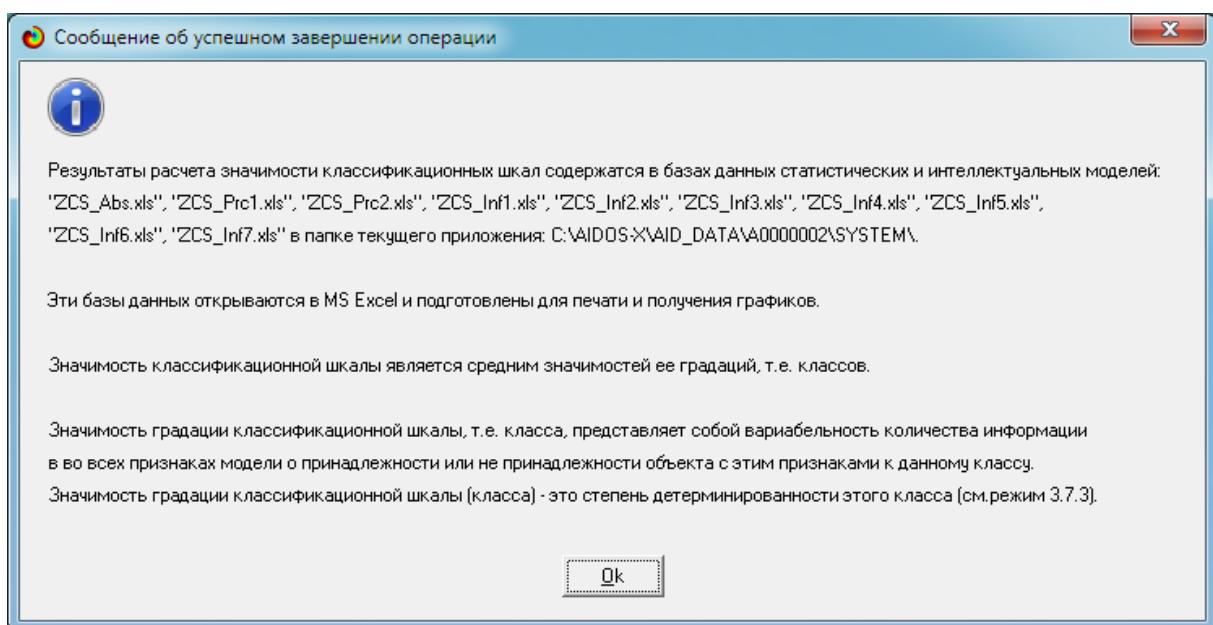
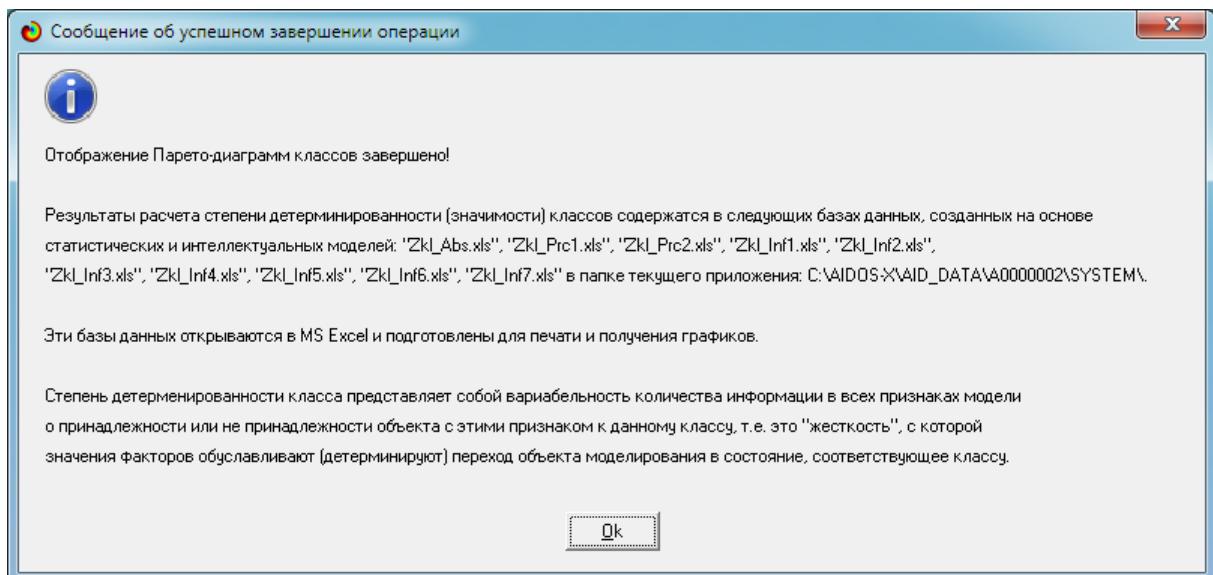


Рисунок 38. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 17 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 38. Из таблицы 17 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS
1	0,9803922	101	RELEASEYEAR-2/3-(2021.6666667, 2022.3333333}
2	1,9607843	100	RELEASEYEAR-1/3-(2021.0000000, 2021.6666667}
3	2,9411765	35	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 Ti Mobile
4	3,9215686	57	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4080 Ti
5	4,9019608	58	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4090
6	5,8823529	2	PRODUCTNAME-A100 PCIe 80 GB
7	6,8627451	59	PRODUCTNAME-H100 PCIe
8	7,8431373	49	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti 20 GB

9	8,8235294	52	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3090 Ti
10	9,8039216	23	PRODUCTNAME-CMP 90HX
11	10,7843137	91	PRODUCTNAME-Radeon RX 7800 XT
12	11,7647059	60	PRODUCTNAME-H100 SXM5
13	12,7450980	93	PRODUCTNAME-RTX A5500
14	13,7254902	92	PRODUCTNAME-Radeon RX 7900 XT
15	14,7058824	48	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti
16	15,6862745	45	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 12 GB
17	16,6666667	1	PRODUCTNAME-A10 PCIe
18	17,6470588	18	PRODUCTNAME-CMP 170HX
19	18,6274510	3	PRODUCTNAME-A10G
20	19,6078431	15	PRODUCTNAME-Arctic Sound-M
21	20,5882353	17	PRODUCTNAME-Arctic Sound 2T
22	21,5686275	55	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4070
23	22,5490196	72	PRODUCTNAME-Radeon Pro V620
24	23,5294118	21	PRODUCTNAME-CMP 50HX
25	24,5098039	6	PRODUCTNAME-A30 PCIe
26	25,4901961	63	PRODUCTNAME-PG506-232
27	26,4705882	64	PRODUCTNAME-PG506-242
28	27,4509804	16	PRODUCTNAME-Arctic Sound 1T
29	28,4313725	54	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4060
30	29,4117647	89	PRODUCTNAME-Radeon RX 6950 XT
31	30,3921569	70	PRODUCTNAME-Radeon Instinct MI250
32	31,3725490	71	PRODUCTNAME-Radeon Instinct MI250X
33	32,3529412	56	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4080
34	33,3333333	76	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6800
35	34,3137255	69	PRODUCTNAME-Radeon Instinct MI210
36	35,2941176	88	PRODUCTNAME-Radeon RX 6850M XT
37	36,2745098	14	PRODUCTNAME-Arc A780
38	37,2549020	24	PRODUCTNAME-GeForce GT 1010
39	38,2352941	25	PRODUCTNAME-GeForce GT 1010 DDR4
40	39,2156863	50	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti Max-Q
41	40,1960784	86	PRODUCTNAME-Radeon RX 6750 XT
42	41,1764706	41	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Max-Q
43	42,1568627	36	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060
44	43,1372549	37	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 GA104
45	44,1176471	43	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Ti
46	45,0980392	51	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Ti Mobile
47	46,0784314	22	PRODUCTNAME-CMP 70HX
48	47,0588235	90	PRODUCTNAME-Radeon RX 7700 XT
49	48,0392157	11	PRODUCTNAME-Arc A730M
50	49,0196078	38	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Max-Q
51	50,0000000	40	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Ti GA103
52	50,9803922	42	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Mobile
53	51,9607843	82	PRODUCTNAME-Radeon RX 6650 XT
54	52,9411765	46	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Max-Q
55	53,9215686	44	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3070 Ti Mobile
56	54,9019608	39	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3060 Mobile
57	55,8823529	77	PRODUCTNAME-Radeon RX 6300M
58	56,8627451	12	PRODUCTNAME-Arc A770
59	57,8431373	13	PRODUCTNAME-Arc A770M
60	58,8235294	94	PRODUCTNAME-RTX A5500 Mobile

61	59,8039216	87	PRODUCTNAME-Radeon RX 6800S
62	60,7843137	19	PRODUCTNAME-CMP 30HX
63	61,7647059	83	PRODUCTNAME-Radeon RX 6650M
64	62,7450980	84	PRODUCTNAME-Radeon RX 6650M XT
65	63,7254902	47	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3080 Mobile
66	64,7058824	81	PRODUCTNAME-Radeon RX 6600S
67	65,6862745	26	PRODUCTNAME-GeForce MX550
68	66,6666667	79	PRODUCTNAME-Radeon RX 6500 XT
69	67,6470588	29	PRODUCTNAME-GeForce RTX 2060 12 GB
70	68,6274510	74	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6600
71	69,6078431	75	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6600M
72	70,5882353	53	PRODUCTNAME-GeForce RTX 4050
73	71,5686275	102	RELEASEYEAR-3/3-{2022.3333333, 2023.0000000}
74	72,5490196	85	PRODUCTNAME-Radeon RX 6700S
75	73,5294118	95	PRODUCTNAME-Steam Deck GPU
76	74,5098039	20	PRODUCTNAME-CMP 40HX
77	75,4901961	10	PRODUCTNAME-Arc A550M
78	76,4705882	78	PRODUCTNAME-Radeon RX 6400
79	77,4509804	80	PRODUCTNAME-Radeon RX 6500M
80	78,4313725	7	PRODUCTNAME-Arc A350M
81	79,4117647	28	PRODUCTNAME-GeForce RTX 2050 Mobile
82	80,3921569	5	PRODUCTNAME-A2
83	81,3725490	65	PRODUCTNAME-Quadro T1200 Mobile
84	82,3529412	73	PRODUCTNAME-Radeon Pro W6400
85	83,3333333	4	PRODUCTNAME-A16 PCIe
86	84,3137255	27	PRODUCTNAME-GeForce MX570
87	85,2941176	33	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 Mobile
88	86,2745098	8	PRODUCTNAME-Arc A370M
89	87,2549020	9	PRODUCTNAME-Arc A380
90	88,2352941	30	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 4 GB
91	89,2156863	31	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 8 GB
92	90,1960784	32	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 8 GB GA107
93	91,1764706	34	PRODUCTNAME-GeForce RTX 3050 OEM
94	92,1568627	66	PRODUCTNAME-Radeon 660M
95	93,1372549	61	PRODUCTNAME-Iris Xe Graphics 80EU
96	94,1176471	62	PRODUCTNAME-Iris Xe Graphics 96EU
97	95,0980392	68	PRODUCTNAME-Radeon Graphics 448SP
98	96,0784314	96	PRODUCTNAME-UHD Graphics 48EU
99	97,0588235	97	PRODUCTNAME-UHD Graphics 64EU
100	98,0392157	98	PRODUCTNAME-UHD Graphics 710
101	99,0196078	99	PRODUCTNAME-UHD Graphics 730
102	100,0000000	67	PRODUCTNAME-Radeon 680M

Таблица 17 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3.

NUM	NUM_PRC	KOD_CLSC	NAME_CLSC	N_GRLSC	KODGR_MIN
1	50,0000000	2	RELEASEYEAR	3	100
2	100,0000000	1	PRODUCTNAME	99	1

Таблица 18 – Степень детерминированности классификационных шкал в системно-когнитивной модели INF3

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 [10], 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 [10]. 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 №346. 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 выбора видеокарты с помощью выявления выявления зависимости технических показателей от ее производителя и года выпуска. 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. При этом технические показатели видеокарт измеряется в числовых шкалах.

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 той или иной 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 компьютерной графики.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

- 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.

2. 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 RZXZ.
3. 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
4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
5. 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 // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.
6. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
7. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
8. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
9. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
10. Луценко, Е. В. 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.
11. 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.
12. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-X++" / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.
13. Луценко, Е. В. Автоматизация функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе АСК-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления)1 / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 131. – С. 1-18. – DOI 10.21515/1990-4665-131-001. – EDN ZRXVFN.
14. Луценко, Е. В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2020. – № 163. – С. 100-134. – DOI 10.21515/1990-4665-163-009. – EDN SWKGWY.

15. Луценко, Е. В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 165. – С. 77-98. – DOI 10.13140/RG.2.2.11887.25761. – EDN UMTAMT.
16. Луценко, Е. В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе "Эйдос") / Е. В. Луценко, В. Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2011. – № 71. – С. 27-74. – EDN OIGYBB.
17. Луценко, Е. В. 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.
18. 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.
19. Работы проф.Е.В.Луценко & С° по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm
20. Пойа Дьеरдь. Математика и правдоподобные рассуждения. // под редакцией С.А.Яновской. Пер. с английского И.А.Вайнштейна., М., Наука, 1975 — 464 с., <http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm>
21. Луценко, Е. В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка - Абельсона / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2004. – № 5. – С. 14-35. – EDN JWXMKX.
22. Работы проф.Е.В.Луценко & С° по когнитивным функциям: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm
23. Луценко, Е. В. Системы представления и приобретения знаний / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. – ISBN 978-5-94215-415-8. – EDN UZZBLC.