

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ЦЕН НА АКЦИИ КОМПАНИЙ ГАЗПРОМ И РОСНЕФТЬ

Ратиева Анастасия Евгеньевна
студентка факультета ПИ, группы ИТ2201
Ratieve.anastasia@mail.ru

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

Целью данной работы является изучение цен на биржах на акции компаний Роснефть и Газпром и факторов, влияющих на эти процессы их изменения. Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для меня это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++», а также получить зачет. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСКАНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС». https://ru.investing.com/equities/gazprom_rts-historical-data

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF GAZPROM AND ROSNEFT STOCK PRICES

Ratieve Anastasia Eugenuevna
student of the faculty of PI, group IT2203
Ratieve.anastasia@mail.ru

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

The purpose of this work is to study the prices on the stock exchanges of Rosneft and Gazprom companies and the factors influencing these processes of their changes. Achieving this goal is of great personal interest. For me, this will allow me to gain knowledge in working with the universal cognitive analytical system "Eidos-X++", as well as get a credit. To achieve this goal, Automated system-cognitive analysis (ASK-analysis) and its software tools – the intelligent system "Eidos" are used.

Key words: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM.

https://ru.investing.com/equities/gazprom_rts-historical-data

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	3
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	3
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	3
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	3
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	3
2. METHODS (МЕТОДЫ).....	3
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	3
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	4
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	4
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	6
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	10
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....	13
3.1. ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	13
3.2. ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	14
3.3. ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	23
3.4. ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	33
3.5. ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	36
3.6. ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	38
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	39
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	39
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	41
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	41
3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ.....	44
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	44
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-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 поменциалы).....	52
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	54
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	57
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	65
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	66
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	69
3.8.9. Когнитивные функции	72
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций.....	76
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	79
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	80
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	81
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	82

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

В данной работе решается задача выявления зависимости цены акции от различных биржевых факторов. 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 и предмет исследования – выявление зависимости цены акции от различных биржевых факторов.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

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 цены акции от различных биржевых факторов в данной работе делает ее **актуальной**.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

1. Метод должен обеспечивать устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных (неточных) взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

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

3. Метод должен реально на практике решать поставленную проблему, а значит, он должен иметь поддерживающий его программный инструментарий, находящийся в полном открытом бесплатном доступе.

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

Поиск в Internet программных систем, *одновременно*:

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

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 [1].

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;
 - 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 [2] и ряде других [3]. Около половины из 665 опубликованных

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

профессором Е. В. Луценко научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применением в ряде предметных областей. На момент написания данной работы профессором Е. В. Луценко опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в WoS, 7 публикаций в журналах, входящих в Скопус³ [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.

Профессор Е. В. Луценко является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»⁵. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ⁶). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

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

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

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у профессора Е. В. Луценко есть

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/>

личный сайт [5] и страничка в РесечГейт [6], 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.

2.4. Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа

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

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](#) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

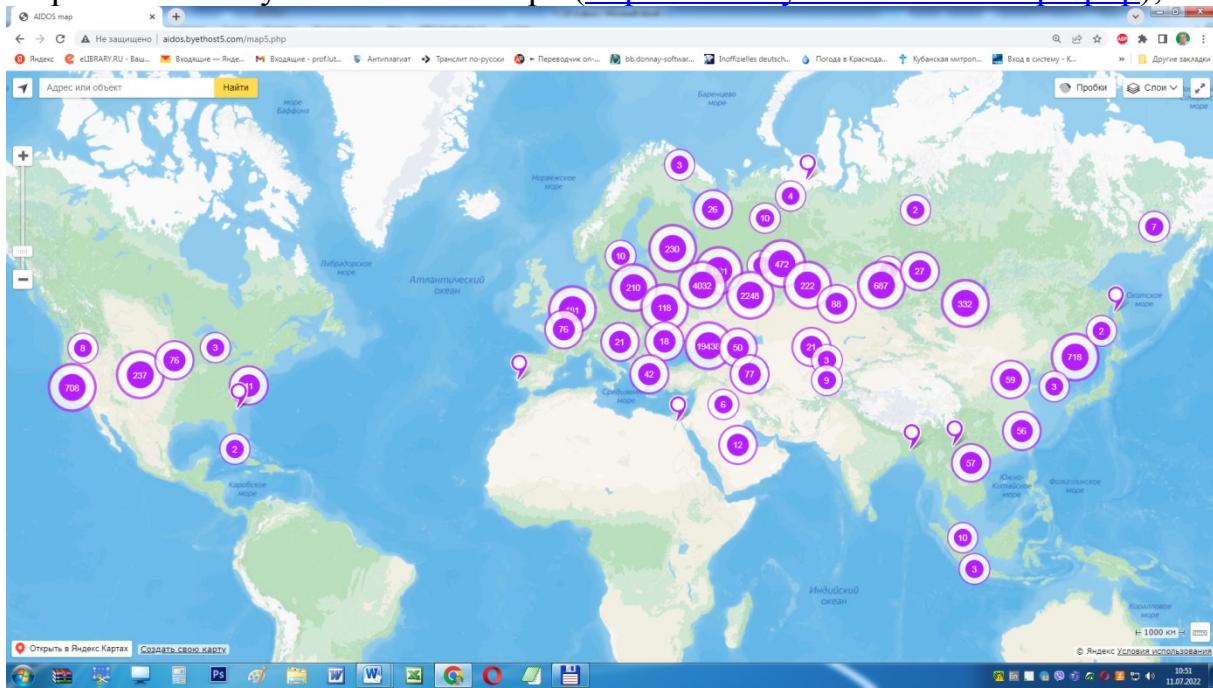
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

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

- имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 341, соответственно:

http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm
http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf;

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



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

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

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

– хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;

– вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения,

абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмысливать эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

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

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах⁷.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на 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 проф. Е. В. Луценко (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.

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

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

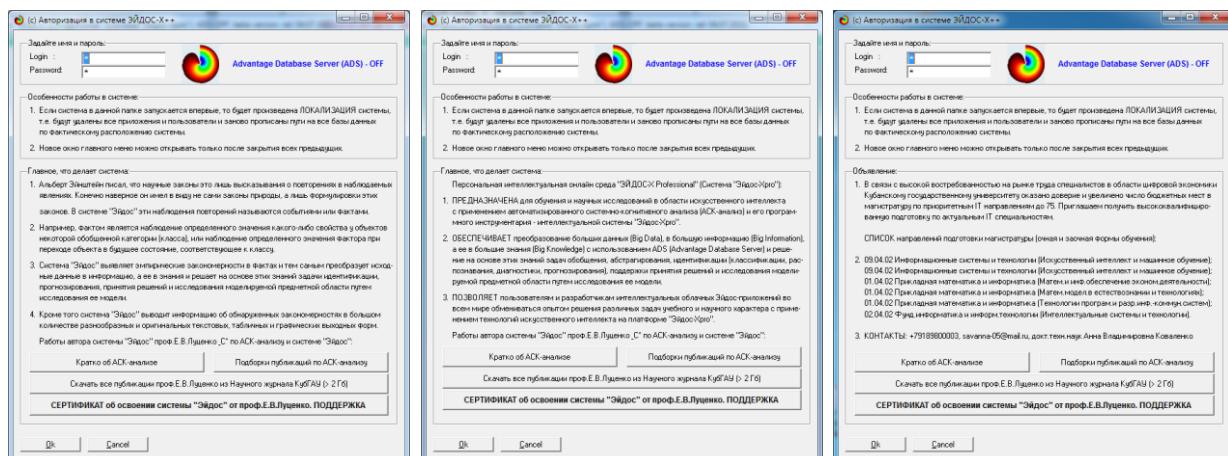


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

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

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**

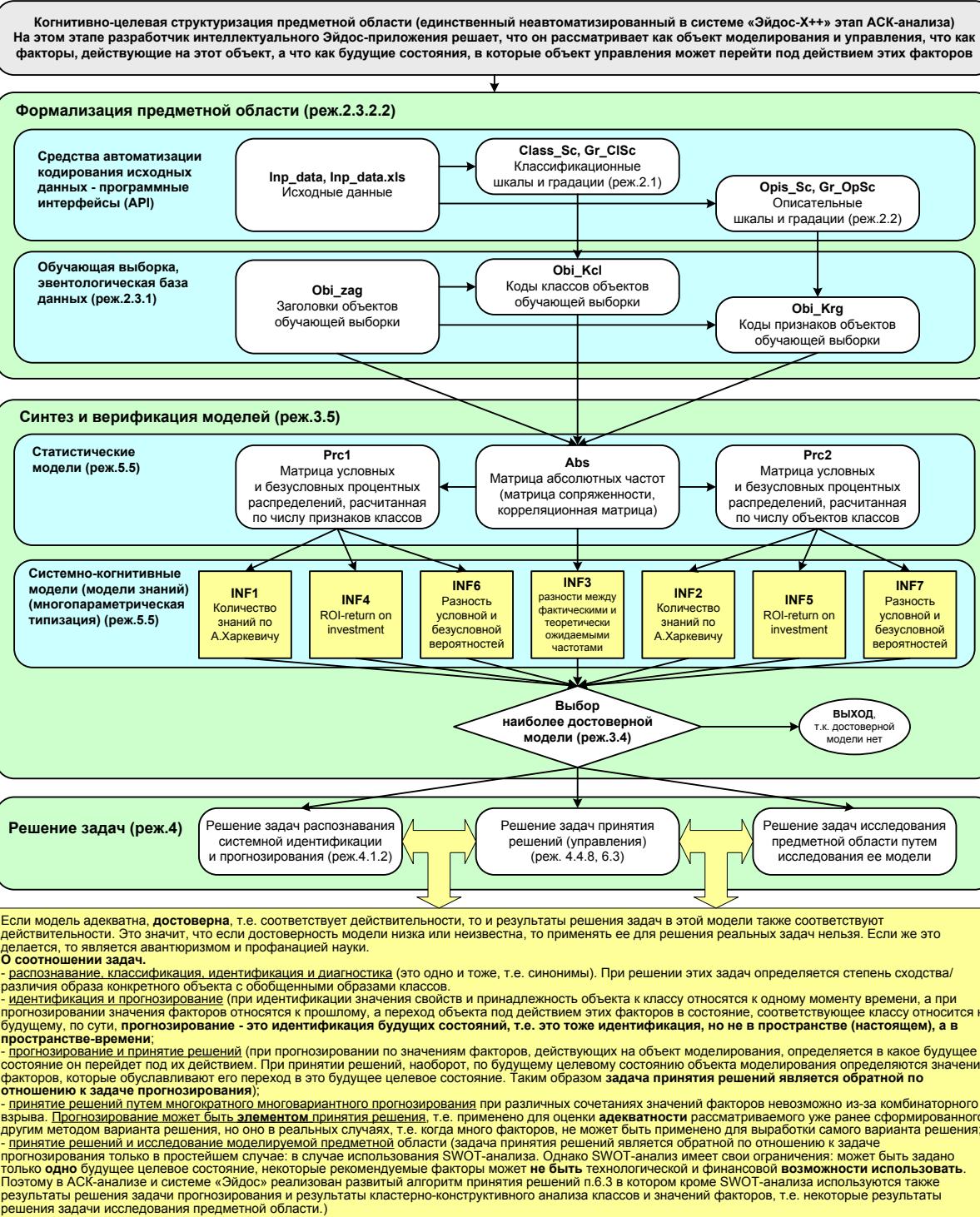


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

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 цена на акции в определенный момент времени, в качестве *факторов* – цена открытия и закрытия, объем продукции, изменение цены, цены за нефть и газ, минимальная цена.(таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов – цена на акции, названия акций (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ОТКР.
2	МАКС.
3	МИН.
4	ОБЪЁМ
5	ИЗМ.
6	ЦЕНА НЕФТЬ
7	ИЗМ. НЕФТЬ
8	ЦЕНА НА ГАЗ
9	ИЗМ. ГАЗ

Источник: E:\AIDOS\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Opis_Sc.dbf

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	ЦЕНА
2	НАЗВАНИЕ

Источник: E:\AIDOS\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\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 сведения из открытого интернет-источника, а также подробную таблицу характеристик и факторов цен на акции ([Котировки Gazprom \(GAZP\) за прошлые периоды — Investing.com](#))

Таблица 3 – Таблица исходных данных

Дата	Цена название	Откр.	Макс.	Мин.	Объём	Изм.	Цена нефть	Изм. Нефть	Цена на газ	Изм. Газ
1 декабря 2021	342,39 GAZP	338,51	353,13	289,78	1620000000	2,44	544,8	9,4	3,73	-18,33
1 ноября 2021	334,24 GAZP	350,2	360	310,62	1610000000	-4,55	498	-1,39	4,57	-15,83
1 октября 2021	350,18 GAZP	358,45	397,64	345,4	1600000000	-2,94	505	6,77	5,43	-7,52
1 сентября 2021	360,8 GAZP	306,6	364,53	306,19	1530000000	18,04	473	11,01	5,87	34,04
1 августа 2021	305,65 GAZP	287,88	307,67	277,87	947640000	6,37	426,1	0,18	4,38	11,83
1 июля 2021	287,35 GAZP	281,85	298,48	273,1	940680000	1,97	425,35	-1,99	3,91	7,23
1 июня 2021	281,8 GAZP	261,97	281,82	261,58	913630000	7,96	434	13,21	3,65	19,48
1 мая 2021	261,03 GAZP	232,2	268,38	230,96	881190000	12,81	383,35	6,13	3,06	4,23
1 апреля 2021	231,38 GAZP	228,4	237,45	219,6	855090000	1,82	361,2	-2,38	2,93	12,38
1 марта 2021	227,24 GAZP	219,33	238,23	218,25	945480000	4,45	370	9,14	2,61	-5,88
1 февраля 2021	217,56 GAZP	214,7	233,35	212,24	1010000000	2,22	339	7,38	2,77	8,07
1 декабря 2021	212,83 GAZP	212,71	231,44	210,22	1260000000	-0,07	315,7	-0,39	2,56	0,98
1 декабря 2021	599 ROSNEFT	573,35	601,6	503,15	119800000	5,81	77,35	11,73	3,73	-9,88
1 ноября 2021	566,1 ROSNEFT	637,3	646,3	555	132400000	-11	69,23	-17,31	4,567	9,05
1 октября 2021	636,1 ROSNEFT	611	665,7	602,75	201310000	3,54	83,72	6,91	5,426	-10,05
1 сентября 2021	614,35 ROSNEFT	537,1	639,9	534,8	214880000	15,13	78,31	9,33	5,867	-22,59
1 августа 2021	533,6 ROSNEFT	545	568,7	530,1	129470000	-2	71,63	-5,01	4,377	15,15
1 июля 2021	544,5 ROSNEFT	568,85	586,95	536,7	195330000	-4,67	75,41	1,06	3,914	46,13
1 июня 2021	571,2 ROSNEFT	535,2	572,9	526,75	209440000	7,49	74,62	8,22	3,65	-33,41
1 мая 2021	531,4 ROSNEFT	526,9	553,7	514,3	95300000	1,18	68,95	3,28	3,055	12,44
1 апреля 2021	525,2 ROSNEFT	574,1	576,75	521,55	114530000	-8,28	66,76	6,41	2,931	28,39
1 марта 2021	572,6 ROSNEFT	527,55	585,15	518,85	210140000	9,41	62,74	-2,61	2,608	28,17
1 февраля 2021	523,35 ROSNEFT	475,1	536,35	469,5	161030000	10,64	64,42	17,04	2,771	-9,68
1 декабря 2021	473 ROSNEFT	435,85	524,8	433	177940000	8,71	55,04	6,21	2,564	30,67

Таблица 3 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 24 наблюдения;
- каждое **наблюдение** описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. ценой за акции, выраженнойми в текстовых шкалах (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляром»;

– колонки 2-я и 3-я – это классификационные шкалы – это шкалы **текстового** типа описывающая **результаты** действия факторов, в данном случае это цены акций (таблица 2). В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении: например количество и качество продукции, прибыль и рентабельность. В системе «Эйдос» существует не очень жестко ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 4-й по 12-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования цена открытия и закрытия, объем продукции, изменение цены, цены за нефть и газ, минимальная цена. (таблица 1). Эти шкалы имеют числовой тип;

Для формирования таблицы 3 из источников были взяты только важные по мнению автора характеристики. При вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значения данных или как отсутствие данных. В нашем случае будет использован первый вариант (значения данных).

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.

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	<ul style="list-style-type: none"> 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 <hr/> <ul style="list-style-type: none"> 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" <hr/> <ul style="list-style-type: none"> 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 <hr/> <ul style="list-style-type: none"> 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 3, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

Требования API-2.3.2.2 к исходным данным подробно описаны в хелпах этого режима (рисунки 5):

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

В таблицах 4, 5, 6 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 6.

На 2-м рисунке 6 указано, что в описательных шкалах суммарное количество градаций - 27.

Для классификационных шкал на 3-м рисунке 6 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.

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

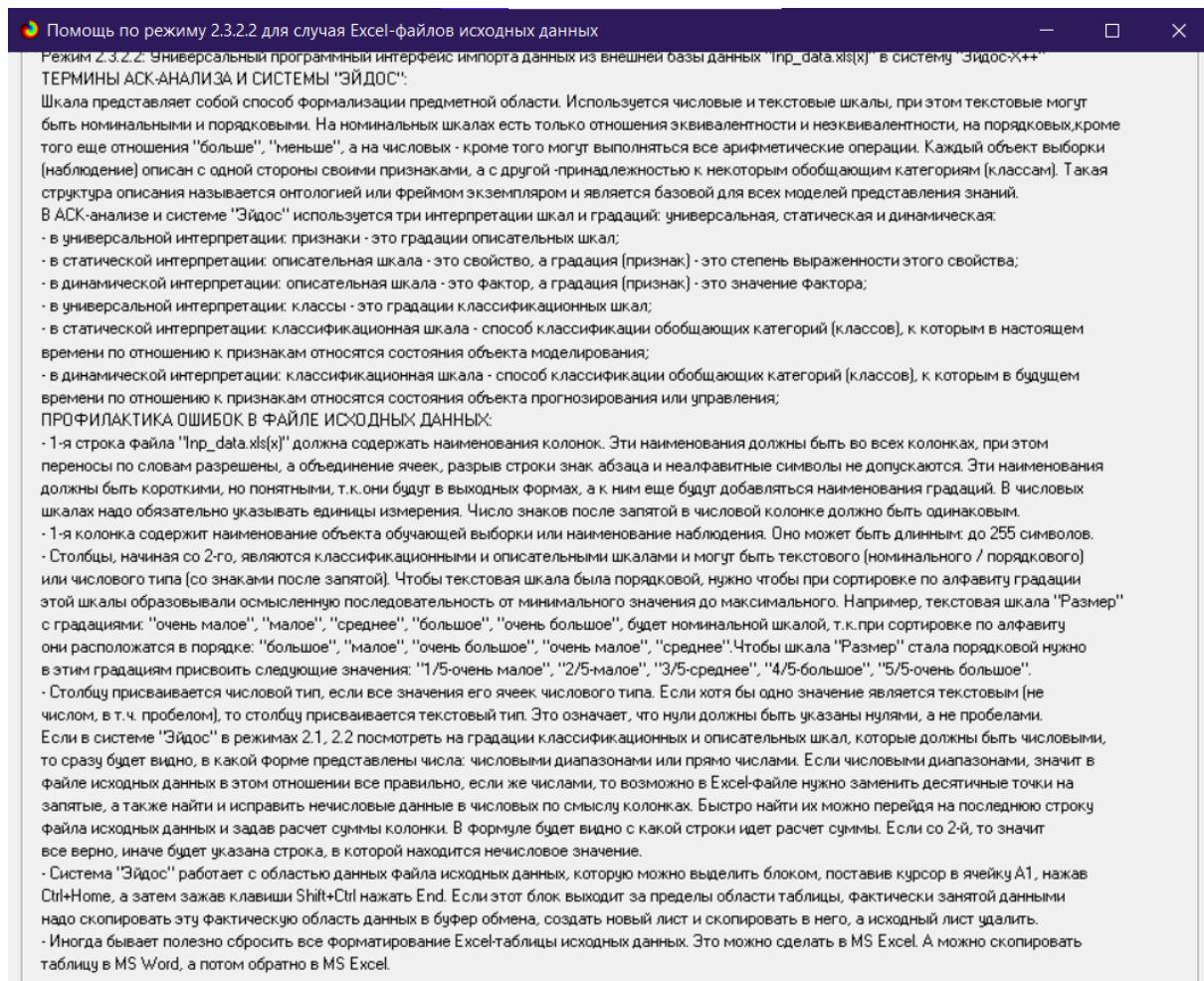
Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls" в систему "Эйдос-X++" и формализации предметной области.

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

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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



Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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":

<input type="radio"/> XLS - MS Excel-2003	Стандарт XLS-файла
<input checked="" type="radio"/> XLSX- MS Excel-2007(2010)	Стандарт DBF-файла
<input type="radio"/> DBF - DBASE IV (DBF/NTX)	Стандарт CSV-файла
<input type="radio"/> CSV - CSV => DBF конвертер	

Задайте параметры:

<input type="radio"/> Нули и пробелы считать ОТСУСТВИЕМ данных
<input checked="" type="radio"/> Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
<input checked="" type="checkbox"/> Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:	2
Конечный столбец классификационных шкал:	3

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:	4
Конечный столбец описательных шкал:	12

Задайте режим:

<input checked="" type="radio"/> Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
<input type="radio"/> Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

<input checked="" type="radio"/> Равные интервалы с разным числом наблюдений
<input type="radio"/> Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

<input checked="" type="radio"/> Не применять сценарный метод АСК-анализа	<input type="radio"/> Применить сценарный метод АСК-анализа
<input type="checkbox"/> Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов	<input type="checkbox"/> 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:

<input type="radio"/> Только интервальные числовые значения	(например: "1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")
<input type="radio"/> Только наименования интервальных числовых значений	(например: "Минимальное")
<input checked="" type="radio"/> 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.: [5 классов x 27 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	1	3	3,00	9	27	3,00
Текстовые	1	2	2,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	2	5	2,50	9	27	3,00

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

В классификационных шкалах:	<input type="text" value="3"/>	В описательных шкалах:	<input type="text" value="3"/>
-----------------------------	--------------------------------	------------------------	--------------------------------

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

2.3.2.2. Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [2], наим.: "НАЗВАНИЕ", тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/2
4 Нам. градации: 1/2-GAZP
5 Нам. градации: 2/2-ROSNEFT
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "ОТКР.", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
1 Нам. градации: -Малое: 1/3-[212.7100000, 287.8800000], размер интервала= 75.1700000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
2 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[287.8800000, 527.5500000], размер интервала=239.6700000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
3 Нам. градации: -Большое: 3/3-[527.5500000, 637.3000000], размер интервала=109.7500000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [2], наим.: "МАКС.", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
4 Нам. градации: -Малое: 1/3-[231.4400000, 307.6700000], размер интервала= 76.2300000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
5 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[307.6700000, 562.7000000], размер интервала=261.0300000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
6 Нам. градации: -Большое: 3/3-[562.7000000, 665.7000000], размер интервала= 103.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [3], наим.: "МИН.", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
7 Нам. градации: -Малое: 1/3-[210.2200000, 277.8700000], размер интервала= 67.6500000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
8 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[277.8700000, 514.3000000], размер интервала=236.4300000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
9 Нам. градации: -Большое: 3/3-[514.3000000, 602.7500000], размер интервала= 88.4500000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [4], наим.: "ОВЕМ", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
10 Нам. градации: -Малое: 1/3-[95300000.000000, 195330000.000000], размер интервала= 100030000.000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
11 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[195330000.000000, 370.0300001], размер интервала= 745350000.000001, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
12 Нам. градации: -Большое: 3/3-[340680000.000001, 1620000000.000000], размер интервала= 679319999.999999, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [5], наим.: "ИЗМ.", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
13 Нам. градации: -Малое: 1/3-[-11.000000, 1.1800000], размер интервала= 12.1800000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
14 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[1.1800000, 6.3700000], размер интервала= 5.1900000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
15 Нам. градации: -Большое: 3/3-[6.3700000, 18.0400000], размер интервала= 11.6700000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [6], наим.: "ЦЕНА_НЕФТЬ", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
16 Нам. градации: -Малое: 1/3-[55.0400000, 74.6200000], размер интервала= 19.5800000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
17 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[74.6200000, 370.000000], размер интервала= 295.3800000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
18 Нам. градации: -Большое: 3/3-[370.000000, 544.8000000], размер интервала= 174.8000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [7], наим.: "ИЗМ. НЕФТЬ", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
19 Нам. градации: -Малое: 1/3-[-17.3100000, 0.1800000], размер интервала= 17.4900000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
20 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[0.1800000, 7.3800000], размер интервала= 7.2000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
21 Нам. градации: -Большое: 3/3-[7.3800000, 17.0400000], размер интервала= 9.6600000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [8], наим.: "ЦЕНА_НА ГАЗ", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
22 Нам. градации: -Малое: 1/3-[2.5600000, 2.9310000], размер интервала= 0.3710000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
23 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[2.9310000, 3.9140000], размер интервала= 0.9830000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
24 Нам. градации: -Большое: 3/3-[3.9140000, 5.8700000], размер интервала= 1.9560000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [9], наим.: "ИЗМ. ГАЗ", набл.на шкалу (всего):24, тип/число градаций в шкале:"Равное число событий в интервалах"/3
25 Нам. градации: -Малое: 1/3-[-33.4100000, -7.5200000], размер интервала= 25.8900000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
26 Нам. градации: -Среднее: 2/3-[-7.5200000, 12.3800000], размер интервала= 19.9000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8
27 Нам. градации: -Большое: 3/3-[12.3800000, 46.1300000], размер интервала= 33.7500000, расч./факт.число наблюдений на градации: 8/8

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

Стадии исполнения процесса

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

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 16:10:13	Окончание: 16:10:15
100%	
Прошло: 0:00:01	Осталось: 0:00:00
<input type="button" value="Ok"/>	

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

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	ЦЕНА-Малое: 1/3-{212.8300000, 305.6500000}
2	ЦЕНА-Среднее: 2/3-{305.6500000, 531.4000000}
3	ЦЕНА-Большое: 3/3-{531.4000000, 636.1000000}
4	НАЗВАНИЕ-1/2-GAZP
5	НАЗВАНИЕ-2/2-ROSNEFT

Источник: E:\AIDOS\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Classes.dbf

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ОТКР.-Малое: 1/3-{212.7100000, 287.8800000}
2	ОТКР.-Среднее: 2/3-{287.8800000, 527.5500000}
3	ОТКР.-Большое: 3/3-{527.5500000, 637.3000000}
4	МАКС.-Малое: 1/3-{231.4400000, 307.6700000}
5	МАКС.-Среднее: 2/3-{307.6700000, 568.7000000}
6	МАКС.-Большое: 3/3-{568.7000000, 665.7000000}
7	МИН.-Малое: 1/3-{210.2200000, 277.8700000}
8	МИН.-Среднее: 2/3-{277.8700000, 514.3000000}
9	МИН.-Большое: 3/3-{514.3000000, 602.7500000}
10	ОБЪЁМ-Малое: 1/3-{95300000.0000000, 195330000.0000000}
11	ОБЪЁМ-Среднее: 2/3-{195330000.0000000, 940680000.0000001}
12	ОБЪЁМ-Большое: 3/3-{940680000.0000001, 1620000000.0000000}
13	ИЗМ.-Малое: 1/3{-11.0000000, 1.1800000}
14	ИЗМ.-Среднее: 2/3-{1.1800000, 6.3700000}
15	ИЗМ.-Большое: 3/3-{6.3700000, 18.0400000}
16	ЦЕНА НЕФТЬ-Малое: 1/3-{55.0400000, 74.6200000}
17	ЦЕНА НЕФТЬ-Среднее: 2/3-{74.6200000, 370.0000000}
18	ЦЕНА НЕФТЬ-Большое: 3/3-{370.0000000, 544.8000000}
19	ИЗМ. НЕФТЬ-Малое: 1/3{-17.3100000, 0.1800000}
20	ИЗМ. НЕФТЬ-Среднее: 2/3-{0.1800000, 7.3800000}
21	ИЗМ. НЕФТЬ-Большое: 3/3-{7.3800000, 17.0400000}
22	ЦЕНА НА ГАЗ-Малое: 1/3-{2.5600000, 2.9310000}
23	ЦЕНА НА ГАЗ-Среднее: 2/3-{2.9310000, 3.9140000}
24	ЦЕНА НА ГАЗ-Большое: 3/3-{3.9140000, 5.8700000}
25	ИЗМ. ГАЗ-Малое: 1/3{-33.4100000, -7.5200000}
26	ИЗМ. ГАЗ-Среднее: 2/3{-7.5200000, 12.3800000}
27	ИЗМ. ГАЗ-Большое: 3/3-{12.3800000, 46.1300000}

Источник: E:\AIDOS\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Attributes.dbf

Таблица 6 – Обучающая выборка (полностью)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12
1 декабря 2021	2	4	2	5	8	12	14	18	21	23	25
1 ноября 2021	2	4	2	5	8	12	13	18	19	24	25
1 октября 2021	2	4	2	5	8	12	13	18	20	24	25
1 сентября 2021	2	4	2	5	8	12	15	18	21	24	27

1 августа 2021	1	4	1	4	7	12	14	18	19	24	26
1 июля 2021	1	4	1	4	7	11	14	18	19	23	26
1 июня 2021	1	4	1	4	7	11	15	18	21	23	27
1 мая 2021	1	4	1	4	7	11	15	18	20	23	26
1 апреля 2021	1	4	1	4	7	11	14	17	19	22	26
1 марта 2021	1	4	1	4	7	12	14	17	21	22	26
1 февраля 2021	1	4	1	4	7	12	14	17	20	22	26
1 декабря 2021	1	4	1	4	7	12	13	17	19	22	26
1 декабря 2021	3	5	3	6	8	10	14	17	21	23	25
1 ноября 2021	3	5	3	6	9	10	13	16	19	24	26
1 октября 2021	3	5	3	6	9	11	14	17	20	24	25
1 сентября 2021	3	5	3	6	9	11	15	17	21	24	25
1 августа 2021	3	5	3	5	9	10	13	16	19	24	27
1 июля 2021	3	5	3	6	9	10	13	17	20	23	27
1 июня 2021	3	5	3	6	9	11	15	16	21	23	25
1 мая 2021	2	5	2	5	8	10	13	16	20	23	27
1 апреля 2021	2	5	3	6	9	10	13	16	20	22	27
1 марта 2021	3	5	2	6	9	11	15	16	19	22	27
1 февраля 2021	2	5	2	5	8	10	15	16	21	22	25
1 декабря 2021	2	5	2	5	8	10	15	16	20	22	27

Источник: E:\AIDOS\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\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 проф. Е. В. Луценко. 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.

Структура математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных (см. Help режима 2.3.2.2) рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 7).

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

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 7) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 8) является весьма обоснованным и логичным.

Таблица 7 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

Таблица 8 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

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

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 7), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 8) и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 10), 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 [4].

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

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

В таблице 11 приведены формулы:

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

И это сравнение в таблицах 7 и 8 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 9), 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).

Таблица 9 – Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i - суммарное количество признаков в i -й строке; N_j - суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N - суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)		$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота}.$
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	--	
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		
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу		
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения к таблице:

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

Таким образом, мы видим, что **все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом**. 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 (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 3 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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 [4].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 10 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 9), 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 критерииев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 10).

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критерииев 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 11):

Таблица 11 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

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

 3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
Задайте значение фона в матрице абсолютных частот:

2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса

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

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

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

5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2

6. INF3 - частный критерий: Хиквадрат: 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

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

Удалять из обуч.выборки скопированные объекты:

Не удалять
 Удалять

Пояснение по алгоритму верификации:

Подробнее

Подробнее:

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Для каждой заданной модели выполнить:

Синтез и верификацию
 Только верификацию
 Только синтез

Задайте процессор:

CPU GPU

Задайте алгоритм:

Классика - дальше
 Упрощенно-быстрое

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

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 6194 байт., т.е.: 0.0002884 % 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.

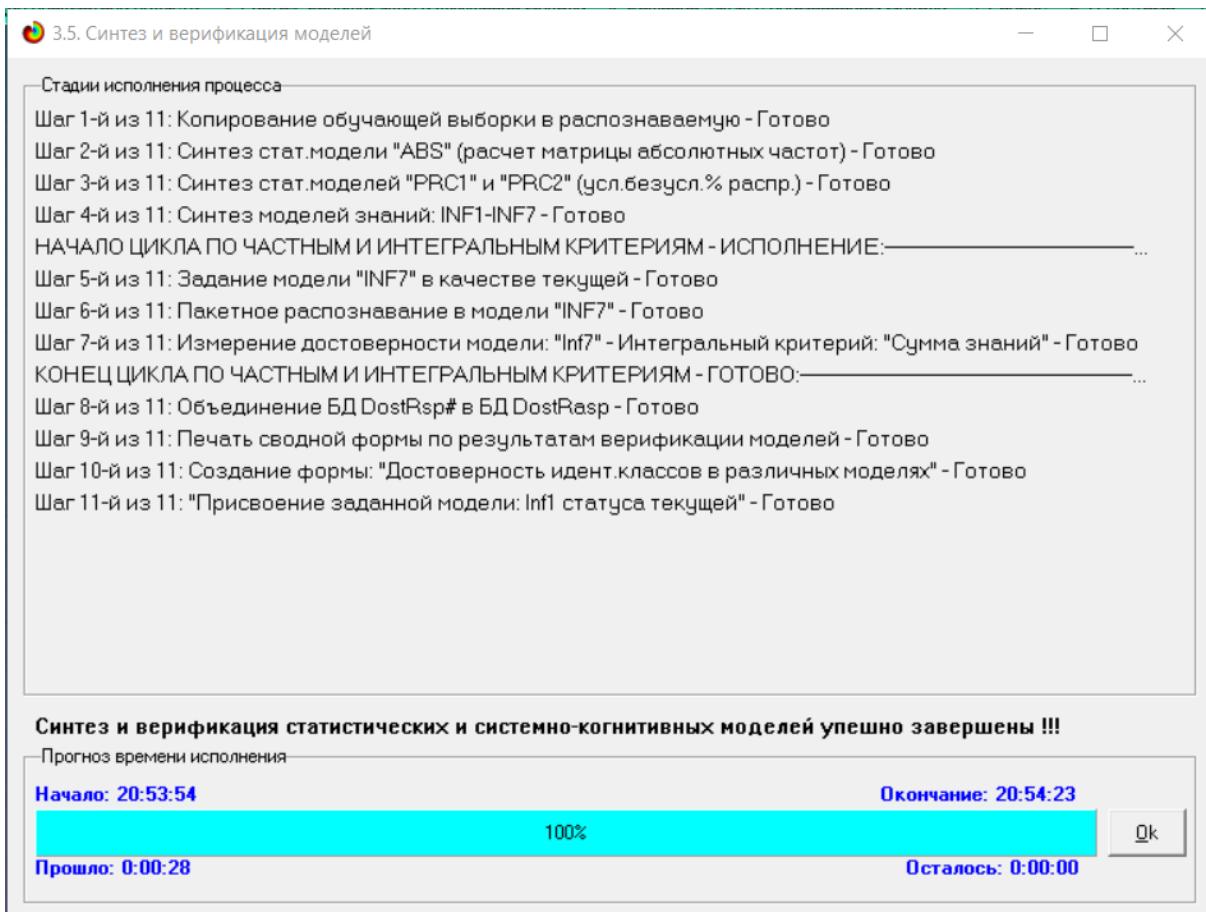


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучвыборки"									
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА МАЛОЕ: 1/3 (212.830000, 305.650000)	2. ЦЕНА СРЕДНЕЕ: 2/3 (305.650000, 531.400000)	3. ЦЕНА БОЛЬШЕ: 3/3 (531.400000, 636.100000)	4. НАЗВАНИЕ 1/2 GAZP	5. НАЗВАНИЕ 2/2 ROSNEFT	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	ОТКР.-Малое: 1/3-(212.710000, 287.880000)	8.0			8.0		16.0	3.20	4.38
2.0	ОТКР.-Среднее: 2/3-(287.880000, 527.950000)		7.0	1.0	4.0	4.0	16.0	3.20	2.77
3.0	ОТКР.-Большое: 3/3-(527.950000, 637.300000)		1.0	7.0		8.0	16.0	3.20	3.96
4.0	МАКС.-Малое: 1/3-(231.440000, 307.670000)	8.0			8.0		16.0	3.20	4.38
5.0	МАКС.-Среднее: 2/3-(307.670000, 568.700000)		7.0	1.0	4.0	4.0	16.0	3.20	2.77
6.0	МАКС.-Большое: 3/3-(568.700000, 665.700000)		1.0	7.0		8.0	16.0	3.20	3.96
7.0	МИН.-Малое: 1/3-(210.220000, 277.870000)	8.0			8.0		16.0	3.20	4.38
8.0	МИН.-Среднее: 2/3-(277.870000, 514.300000)		7.0	1.0	4.0	4.0	16.0	3.20	2.77
9.0	МИН.-Большое: 3/3-(514.300000, 602.750000)		1.0	7.0		8.0	16.0	3.20	3.96
10.0	ОБЪЕМ-Малое: 1/3-(95300000.000000, 19530000.000000)		4.0	4.0		8.0	16.0	3.20	3.35
11.0	ОБЪЕМ-Среднее: 2/3-(195300000.000000, 94068000.000001)	4.0			4.0	4.0	16.0	3.20	1.79
12.0	ОБЪЕМ-Большое: 3/3-(940680000.000001, 162000000.000000)	4.0	4.0		8.0		16.0	3.20	3.35
13.0	ИЗМ.-Малое: 1/3-(11.000000, 1.180000)	1.0	4.0	3.0	3.0	5.0	16.0	3.20	1.48
14.0	ИЗМ.-Среднее: 2/3-(1.180000, 6.370000)	5.0	1.0	2.0	6.0	2.0	16.0	3.20	2.17
15.0	ИЗМ.-Большое: 3/3-(6.370000, 18.040000)	2.0	3.0	3.0	3.0	5.0	16.0	3.20	1.10
16.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Малое: 1/3-(55.040000, 74.620000)		4.0	4.0		8.0	16.0	3.20	3.35
17.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(74.620000, 370.000000)	4.0		4.0	4.0	4.0	16.0	3.20	1.79
18.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Большое: 3/3-(370.000000, 544.800000)	4.0	4.0		8.0		16.0	3.20	3.35
19.0	ИЗМ. НЕФТЬ-Малое: 1/3-(17.310000, 0.180000)	4.0	1.0	3.0	5.0	3.0	16.0	3.20	1.48
20.0	ИЗМ. НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(0.180000, 7.380000)	2.0	4.0	2.0	3.0	5.0	16.0	3.20	1.30
21.0	ИЗМ. НЕФТЬ-Большое: 3/3-(7.380000, 17.040000)	2.0	3.0	3.0	4.0	4.0	16.0	3.20	0.84
22.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Малое: 1/3-(2.560000, 2.931000)	4.0	3.0	1.0	4.0	4.0	16.0	3.20	1.30
23.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Среднее: 2/3-(2.931000, 3.914000)	3.0	2.0	3.0	4.0	4.0	16.0	3.20	0.84
24.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Большое: 3/3-(3.914000, 5.870000)	1.0	3.0	4.0	4.0	4.0	16.0	3.20	1.30

Рисунок 4. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА МАЛОЕ: 1/3 (212.830000, 305.650000)	2. ЦЕНА СРЕДНЕЕ: 2/3 (305.650000, 531.400000)	3. ЦЕНА БОЛЬШЕ: 3/3 (531.400000, 636.100000)	4. НАЗВАНИЕ 1/2 GAZP	5. НАЗВАНИЕ 2/2 ROSNEFT	Безусл. вероятн.	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	ОТКР.-Малое: 1/3-(212.710000, 287.880000)	100.000			66.667		33.333	33.333	47.154
2.0	ОТКР.-Среднее: 2/3-(287.880000, 527.550000)		87.500	12.500	33.333	33.333	33.333	33.333	33.477
3.0	ОТКР.-Большое: 3/3-(527.550000, 637.300000)		12.500	87.500		66.667	33.333	33.333	40.945
4.0	МАКС.-Малое: 1/3-(231.440000, 307.670000)	100.000			66.667		33.333	33.333	47.154
5.0	МАКС.-Среднее: 2/3-(307.670000, 568.700000)		87.500	12.500	33.333	33.333	33.333	33.333	33.477
6.0	МАКС.-Большое: 3/3-(568.700000, 665.700000)		12.500	87.500		66.667	33.333	33.333	40.945
7.0	МИН.-Малое: 1/3-(210.220000, 277.870000)	100.000			66.667		33.333	33.333	47.154
8.0	МИН.-Среднее: 2/3-(277.870000, 514.300000)		87.500	12.500	33.333	33.333	33.333	33.333	33.477
9.0	МИН.-Большое: 3/3-(514.300000, 602.750000)		12.500	87.500		66.667	33.333	33.333	40.945
10.0	ОБЪЕМ-Малое: 1/3-(95300000.000000, 195330000.000000)		50.000	50.000		66.667	33.333	33.333	31.194
11.0	ОБЪЕМ-Среднее: 2/3-(195330000.000000, 940680000.000001)	50.000			50.000	33.333	33.333	33.333	20.426
12.0	ОБЪЕМ-Большое: 3/3-(940680000.000001, 162000000.000000)	50.000	50.000		66.667		33.333	33.333	31.194
13.0	ИЗМ.-Малое: 1/3-(11.000000, 1.180000)	12.500	50.000	37.500	25.000	41.667	33.333	33.333	14.745
14.0	ИЗМ.-Среднее: 2/3-(1.180000, 6.370000)	62.500	12.500	25.000	50.000	16.667	33.333	33.333	21.864
15.0	ИЗМ.-Большое: 3/3-(6.370000, 18.040000)	25.000	37.500	25.000	41.667	33.333	33.333	7.809	
16.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Малое: 1/3-(55.040000, 74.620000)		50.000	50.000		66.667	33.333	33.333	31.194
17.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(74.620000, 370.000000)	50.000			50.000	33.333	33.333	33.333	20.426
18.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Большое: 3/3-(370.000000, 544.800000)	50.000	50.000		66.667		33.333	33.333	31.194
19.0	ИЗМ.-НЕФТЬ-Малое: 1/3-(17.310000, 0.180000)	50.000	12.500	37.500	41.667	25.000	33.333	33.333	14.745
20.0	ИЗМ.-НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(0.180000, 7.380000)	25.000	50.000	25.000	25.000	41.667	33.333	33.333	11.799
21.0	ИЗМ.-НЕФТЬ-Большое: 3/3-(7.380000, 17.040000)	25.000	37.500	37.500	33.333	33.333	33.333	33.333	5.117
22.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Малое: 1/3-(2.560000, 2.931000)	50.000	37.500	12.500	33.333	33.333	33.333	33.333	13.515
23.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Среднее: 2/3-(2.931000, 3.914000)	37.500	25.000	37.500	33.333	33.333	33.333	33.333	5.117
24.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Большое: 3/3-(3.914000, 5.870000)	12.500	37.500	50.000	33.333	33.333	33.333	33.333	13.515

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА МАЛОЕ: 1/3 (212.830000, 305.650000)	2. ЦЕНА СРЕДНЕЕ: 2/3 (305.650000, 531.400000)	3. ЦЕНА БОЛЬШЕ: 3/3 (531.400000, 636.100000)	4. НАЗВАНИЕ 1/2 GAZP	5. НАЗВАНИЕ 2/2 ROSNEFT	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	ОТКР.-Малое: 1/3-(212.710000, 287.880000)	0.420			0.265		0.686	0.137	0.196
2.0	ОТКР.-Среднее: 2/3-(287.880000, 527.550000)		0.369	-0.375			-0.006	-0.001	0.263
3.0	ОТКР.-Большое: 3/3-(527.550000, 637.300000)		-0.375	0.369		0.265	0.259	0.052	0.289
4.0	МАКС.-Малое: 1/3-(231.440000, 307.670000)	0.420			0.265		0.686	0.137	0.196
5.0	МАКС.-Среднее: 2/3-(307.670000, 568.700000)		0.369	-0.375			-0.006	-0.001	0.263
6.0	МАКС.-Большое: 3/3-(568.700000, 665.700000)		-0.375	0.369		0.265	0.259	0.052	0.289
7.0	МИН.-Малое: 1/3-(210.220000, 277.870000)	0.420			0.265		0.686	0.137	0.196
8.0	МИН.-Среднее: 2/3-(277.870000, 514.300000)		0.369	-0.375			-0.006	-0.001	0.263
9.0	МИН.-Большое: 3/3-(514.300000, 602.750000)		-0.375	0.369		0.265	0.259	0.052	0.289
10.0	ОБЪЕМ-Малое: 1/3-(95300000.000000, 195330000.000000)		0.155	0.155		0.265	0.575	0.115	0.114
11.0	ОБЪЕМ-Среднее: 2/3-(195330000.000000, 940680000.000001)	0.155			0.155		0.310	0.062	0.085
12.0	ОБЪЕМ-Большое: 3/3-(940680000.000001, 162000000.000000)	0.155	0.155		0.265		0.575	0.115	0.114
13.0	ИЗМ.-Малое: 1/3-(11.000000, 1.180000)	-0.375	0.155	0.045	-0.110	0.085	-0.200	-0.040	0.211
14.0	ИЗМ.-Среднее: 2/3-(1.180000, 6.370000)	0.241	-0.375	-0.110	0.155	-0.265	-0.355	-0.071	0.265
15.0	ИЗМ.-Большое: 3/3-(6.370000, 18.040000)	-0.110	0.045	0.045	-0.110	0.085	-0.045	-0.009	0.094
16.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Малое: 1/3-(55.040000, 74.620000)		0.155	0.155		0.265	0.575	0.115	0.114
17.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(74.620000, 370.000000)	0.155			0.155		0.310	0.062	0.085
18.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Большое: 3/3-(370.000000, 544.800000)	0.155	0.155		0.265		0.575	0.115	0.114
19.0	ИЗМ.-НЕФТЬ-Малое: 1/3-(17.310000, 0.180000)	0.155	-0.375	0.045	0.085	-0.110	-0.200	-0.040	0.211
20.0	ИЗМ.-НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(0.180000, 7.380000)	-0.110	0.155	-0.110	-0.110	0.085	-0.090	-0.018	0.129
21.0	ИЗМ.-НЕФТЬ-Большое: 3/3-(7.380000, 17.040000)	-0.110	0.045	0.045	-0.375		-0.020	-0.004	0.063
22.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Малое: 1/3-(2.560000, 2.931000)	0.155	0.045	-0.110	0.045		-0.175	-0.035	0.201
23.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Среднее: 2/3-(2.931000, 3.914000)	0.045	-0.110	0.045	-0.175		-0.020	-0.004	0.063
24.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Большое: 3/3-(3.914000, 5.870000)	-0.375	0.045	0.155	-0.175		-0.035	0.201	

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

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми abs.частотами"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА МАЛОЕ: 1/3 (212.830000, 305.650000)	2. ЦЕНА СРЕДНЕЕ: 2/3 (305.650000, 531.400000)	3. ЦЕНА БОЛЬШЕ: 3/3 (531.400000, 636.100000)	4. НАЗВАНИЕ 1/2 GAZP	5. НАЗВАНИЕ 2/2 ROSNEFT	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.	
1.0	ОТКР-Малое: 1/3-(212.710000, 287.880000)	5.333	-2.667	-2.667	4.000	-4.000			4.320	
2.0	ОТКР-Среднее: 2/3-(287.880000, 527.550000)	-2.667	4.333	-1.667					2.677	
3.0	ОТКР-Большое: 3/3-(527.550000, 637.300000)	-2.667	-1.667	4.333	-4.000	4.000			3.894	
4.0	МАКС-Малое: 1/3-(231.440000, 307.670000)	5.333	-2.667	-2.667	4.000	-4.000			4.320	
5.0	МАКС-Среднее: 2/3-(307.670000, 568.700000)	-2.667	4.333	-1.667					2.677	
6.0	МАКС-Большое: 3/3-(568.700000, 665.700000)	-2.667	-1.667	4.333	-4.000	4.000			3.894	
7.0	МИН-Малое: 1/3-(210.220000, 277.870000)	5.333	-2.667	-2.667	4.000	-4.000			4.320	
8.0	МИН-Среднее: 2/3-(277.870000, 514.300000)	-2.667	4.333	-1.667					2.677	
9.0	МИН-Большое: 3/3-(514.300000, 602.750000)	-2.667	-1.667	4.333	-4.000	4.000			3.894	
10.0	ОБЪЕМ-Малое: 1/3-(95300000.000000, 195330000.000000)	-2.667	1.333	1.333	-4.000	4.000			3.266	
11.0	ОБЪЕМ-Среднее: 2/3-(195330000.000000, 940680000.000001)	1.333	-2.667	1.333					1.633	
12.0	ОБЪЕМ-Большое: 3/3-(940680000.000001, 162000000.000000)	1.333	1.333	-2.667	4.000	-4.000			3.266	
13.0	ИЗМ-Малое: 1/3-(11.000000, 1.180000)	-1.667	1.333	0.333	-1.000	1.000			1.291	
14.0	ИЗМ-Среднее: 2/3-(1.180000, 6.370000)	2.333	-1.667	-0.667	2.000	-2.000			2.041	
15.0	ИЗМ-Большое: 3/3-(6.370000, 18.040000)	-0.667	0.333	0.333	-1.000	1.000			0.816	
16.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Малое: 1/3-(55.040000, 74.620000)	-2.667	1.333	1.333	-4.000	4.000			3.266	
17.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(74.620000, 370.000000)	1.333	-2.667	1.333					1.633	
18.0	ЦЕНА НЕФТЬ-Большое: 3/3-(370.000000, 544.800000)	1.333	1.333	-2.667	4.000	-4.000			3.266	
19.0	ИЗМ-НЕФТЬ-Малое: 1/3-(17.310000, 0.180000)	1.333	-1.667	0.333	1.000	-1.000			1.291	
20.0	ИЗМ-НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(0.180000, 7.380000)	-0.667	1.333	-0.667	-1.000	1.000			1.080	
21.0	ИЗМ-НЕФТЬ-Большое: 3/3-(7.380000, 17.040000)	-0.667	0.333	0.333					0.408	
22.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Малое: 1/3-(2.560000, 2.931000)	1.333	0.333	-1.667					1.080	
23.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Среднее: 2/3-(2.931000, 3.914000)	0.333	-0.667	0.333					0.408	
24.0	ЦЕНА НА ГАЗ-Большое: 3/3-(3.914000, 5.870000)	-1.667	0.333	1.333					1.080	

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 [9].

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

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

В соответствии с критерием достоверности F-мерой Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модели INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: F=0.980 (1-й рисунок 12).

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=0.986 (2-й рисунок 12). Для решения поставленных в работе задач будем использовать модель INF3.

3.4. Обобщ форма по достоверностей при разн. крит. Текущая модель: "INF1"												
Название модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Риобергена	Сумма модели, уровней сход. истинно-пол. решений (TP)	Сумма модели, уровней сход. истинно-отриц. решений (TN)	Сумма модели, уровней сход. ложно-пол. решений
1.ABS - частный критерий: количество встреч соединений, "класс..."	Корреляция abs. частот с общ.	48	48	70	2	0	0.960	1.000	0.980	31.382	32.243	0
1.ABS - частный критерий: количество встреч соединений, "класс..."	Сумма abs. частот по признакам	48	48		72	0	0.400	1.000	0.571	36.194	19	
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл. отн частот с о...	48	48	69	3	0	0.941	1.000	0.970	31.382	32.243	0
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл. отн. частот по приз...	48	48		72	0	0.400	1.000	0.571	35.282	20	
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл. отн. частот с о...	48	48	69	3	0	0.941	1.000	0.970	31.381	32.242	0
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл. отн. частот по приз...	48	48		72	0	0.400	1.000	0.571	35.282	20	
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	48	45	67	5	3	0.900	0.938	0.918	24.188	24.342	0
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	48	47	59	13	1	0.783	0.979	0.870	24.427	12.546	1
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	48	45	67	5	3	0.900	0.938	0.918	24.188	24.342	0
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	48	47	59	13	1	0.783	0.979	0.870	24.427	12.546	1
6.INF3 - частный критерий: Ханкарат, различия между фактами	Семантический резонанс зна...	48	49	70	2	0	0.960	1.000	0.980	31.382	32.243	0
6.INF3 - частный критерий: Ханкарат, различия между фактами	Сумма знаний	48	49	70	2	0	0.960	1.000	0.980	26.714	29.393	0
7.INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	48	45	71	1	3	0.978	0.938	0.957	26.236	26.408	0
7.INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	48	48	49	23	0	0.676	1.000	0.807	24.381	3.631	2
8.INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	48	45	71	1	3	0.978	0.938	0.957	26.236	26.408	0
8.INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	48	48	49	23	0	0.676	1.000	0.807	24.381	3.631	2
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	48	45	71	1	3	0.978	0.938	0.957	26.236	26.408	0
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Сумма знаний	48	49	47	25	0	0.658	1.000	0.793	24.381	3.631	2
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	48	45	71	1	3	0.978	0.938	0.957	26.236	26.408	0
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Сумма знаний	48	48	49	23	0	0.676	1.000	0.807	24.381	3.631	2

3.4. Обобщ форма по достоверностей при разн. крит. Текущая модель: "INF1"												
Название модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модели, уровней сход. истинно-положительных решений (TP)	Сумма модели, уровней сход. ложно-отрицательных решений (FN)	С-Точность модели	С-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сход. истинно-полож. решений	Средний модуль уровней сход. ложно-отриц. решений	Средний модуль уровней сход. истинно-отриц. решений	Средний модуль уровней сход. ложно-полож. решений	А-Точность модели	А-Модель ARPrecision = ATP/(ATP+ATR+...
1.ABS - частный критерий: количество встреч соединений, "класс..."	Корреляция abs. частот с общ.	0.861	0.973	1.000	0.986	0.654	0.461	0.430	0.603		0.735	
1.ABS - частный критерий: количество встреч соединений, "класс..."	Сумма abs. частот по признакам	19.548	0.649	1.000	0.787	0.754	0.467	0.287	0.695		0.695	
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл. отн частот с о...	0.861	0.973	1.000	0.986	0.654	0.467	0.287	0.729		0.725	
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл. отн. частот по приз...	20.103	0.637	1.000	0.778	0.735	0.467	0.287	0.695		0.695	
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл. отн частот с о...	0.861	0.973	1.000	0.986	0.654	0.467	0.287	0.729		0.725	
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл. отн. частот по приз...	20.103	0.637	1.000	0.778	0.735	0.467	0.287	0.695		0.695	
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	0.620	0.466	0.975	0.981	0.978	0.538	0.363	0.124	0.155	0.812	
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	1.528	0.122	0.941	0.995	0.967	0.520	0.213	0.118	0.122	0.816	
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	0.620	0.466	0.975	0.981	0.978	0.538	0.363	0.124	0.155	0.812	
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	1.528	0.122	0.941	0.995	0.967	0.520	0.213	0.118	0.122	0.816	
6.INF3 - частный критерий: Ханкарат, различия между фактами	Семантический резонанс зна...	0.861	0.973	1.000	0.986	0.654	0.461	0.430	0.603		0.638	
6.INF3 - частный критерий: Ханкарат, различия между фактами	Сумма знаний	0.679	0.977	1.000	0.988	0.598	0.420	0.339	0.638		0.638	
7.INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.530	0.357	0.980	0.987	0.983	0.583	0.372	0.530	0.119	0.524	
7.INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	2.107	0.920	1.000	0.995	0.959	0.508	0.074	0.092	0.847		
8.INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.530	0.357	0.980	0.987	0.983	0.583	0.372	0.530	0.119	0.524	
8.INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	2.107	0.920	1.000	0.995	0.959	0.508	0.074	0.092	0.847		
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	0.530	0.357	0.980	0.987	0.983	0.583	0.372	0.530	0.119	0.524	
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Сумма знаний	2.107	0.920	1.000	0.995	0.959	0.508	0.077	0.084	0.858		
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	0.530	0.357	0.980	0.987	0.983	0.583	0.372	0.530	0.119	0.524	
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безул. вероятностей, вер...	Сумма знаний	2.107	0.920	1.000	0.995	0.959	0.508	0.074	0.092	0.847		

Рисунок 12. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

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

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

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

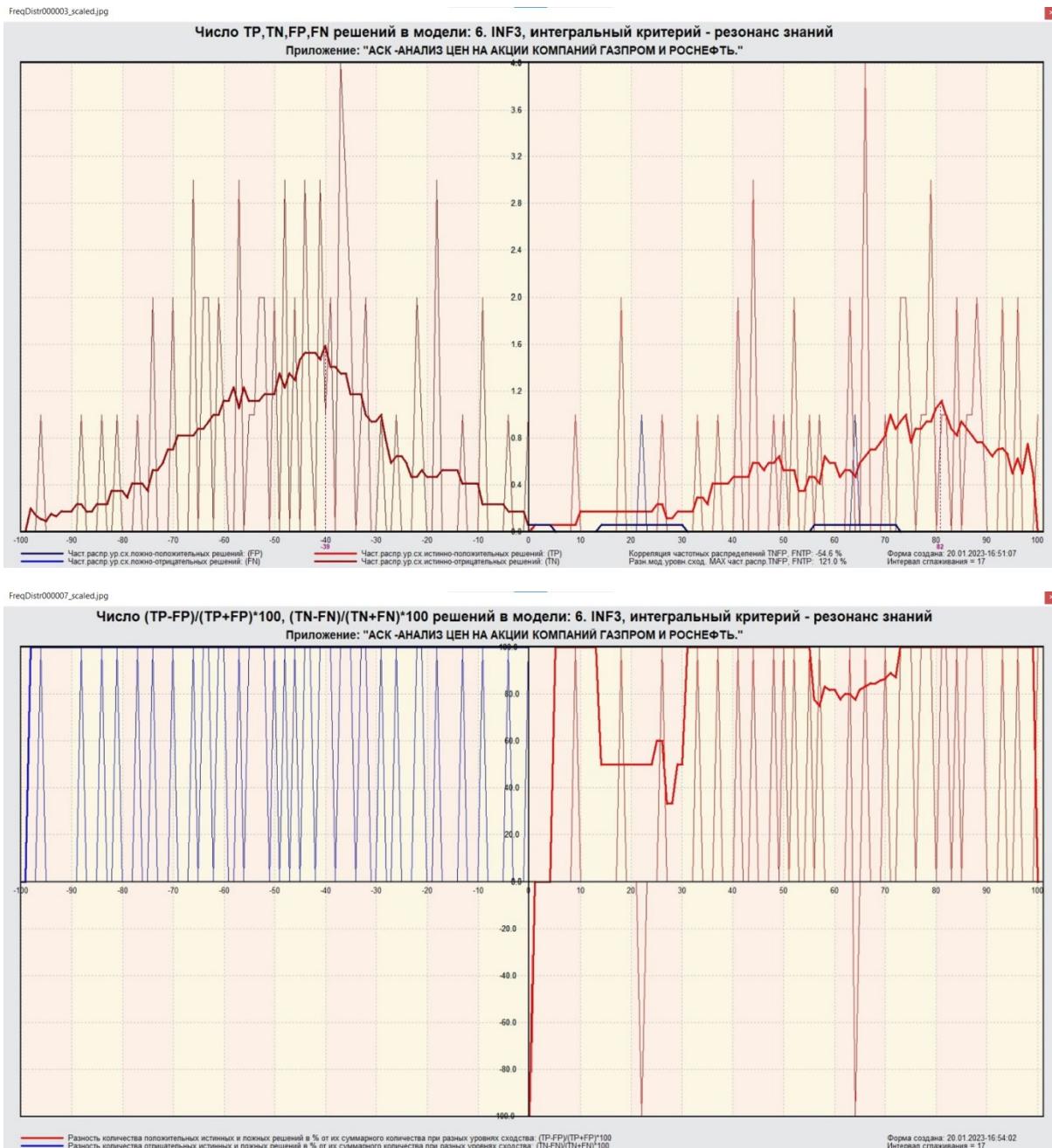


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В.Луценко СК-модели INF3

На рисунках 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.

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.#: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++"

— □ ×

Система "Эйдос-Х++" предоставляет помощь по режимам 3.4 и 4.1.3. Виды прогнозов и меры достоверности моделей.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: (-1,+1) и (0,1).

$L_1 = \frac{TP + TN - FP - FN}{(TP + TN + FP + FN)}$ (нормировка: (-1,+1))
 $L_2 = \frac{1 + (TP + TN - FP - FN)}{(TP + TN + FP + FN)} / 2$ (нормировка: (0,1))

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):
 $F_{\text{мера}} = 2 \cdot (\text{Precision} \cdot \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$ - достоверность модели
 $\text{Precision} = TP / (TP + FP)$ - точность модели;
 $\text{Recall} = TP / (TP + FN)$ - полнота модели;

$L_1\text{-мера}$ проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):
 $L_1\text{-мера} = 2 \cdot (SPrecision \cdot SRecall) / (SPrecision + SRecall)$
 $SPrecision = STP / (STP + SFP)$ - точность с учетом сумм уровней сходства;
 $SRecall = STP / (STP + SFN)$ - полнота с учетом сумм уровней сходства;
 STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

$L_2\text{-мера}$ проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):
 $L_2\text{-мера} = 2 \cdot (APrecision \cdot ARcall) / (APrecision + ARcall)$
 $APrecision = ATP / (ATP + AFP)$ - точность с учетом средних уровней сходства;
 $ARcall = ATP / (ATP + AFN)$ - полнота с учетом средних уровней сходства;
 $ATP = STP / TP$ - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; $AFN = SFN / FN$ - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 $AFP = SFP / FP$ - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; $SFN = SFN / FN$ - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и степени уверенности системы в этом решении. Поэтому система "Эйдос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отфильтровать заведомо ложные решения.

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 [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.л.

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

— □ ×

Режим: 4.1.3.11. РАСЧЕТ И ГРАФИЧЕСКАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ЧАСТОТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ УРОВНЕЙ СХОДСТВА:

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

Луценко Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" // Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.л.

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

The left graph shows the number of solutions (TN, TP, FP, FN) on the y-axis against the sample size (Объем выборки) on the x-axis. All four lines start at zero and increase linearly as the sample size increases from 0 to 3000.

The right graph shows the dynamics of F-measures and L1/L2 metrics over the same sample size range. The y-axis is labeled 'Вероятность/Процент' and ranges from 0.00 to 1.00. The x-axis is labeled 'Число объектов обучающей выборки' and ranges from 0 to 3000. Three series are plotted: L2_MERA (blue diamonds), L1_MERA (magenta squares), and F_MERA (yellow triangles). All three metrics show a decreasing trend as the sample size increases, converging towards 0.65.

Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

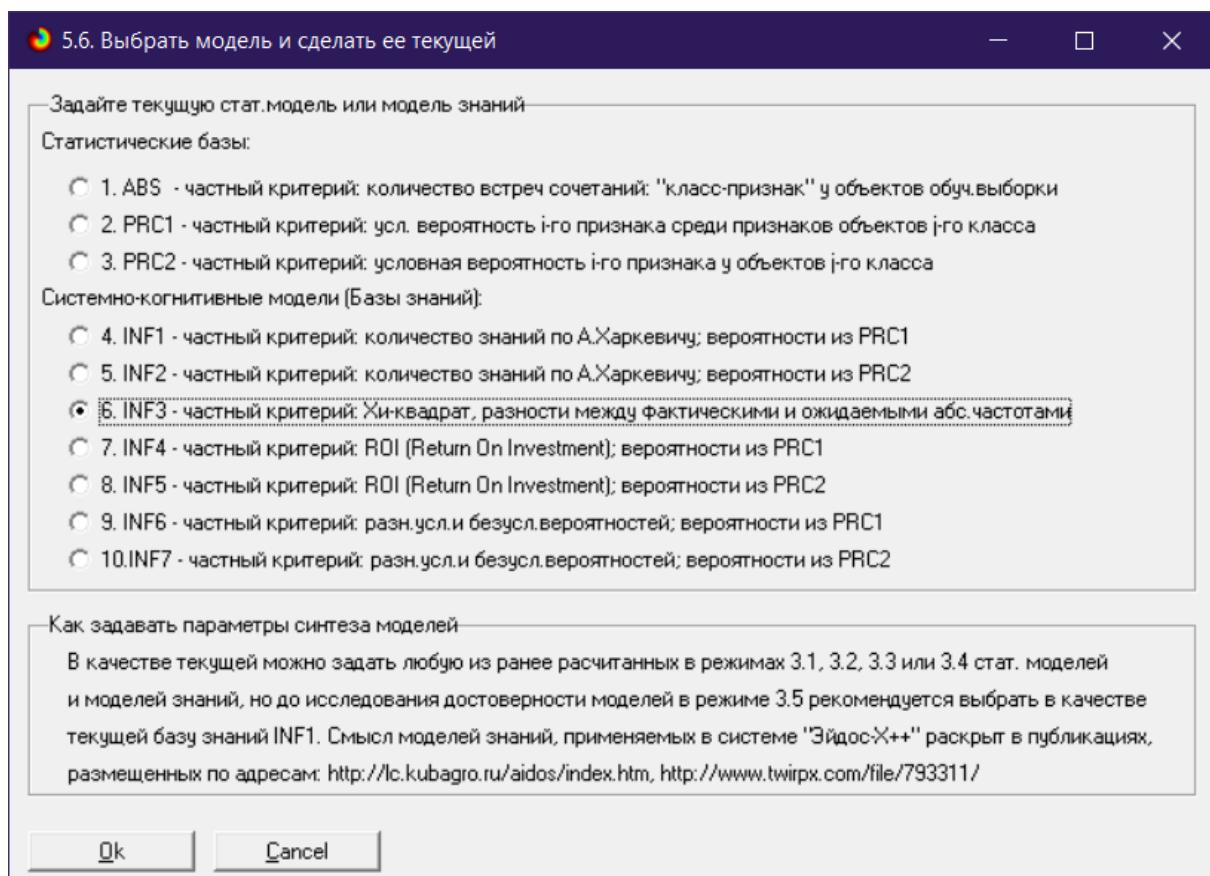
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

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.



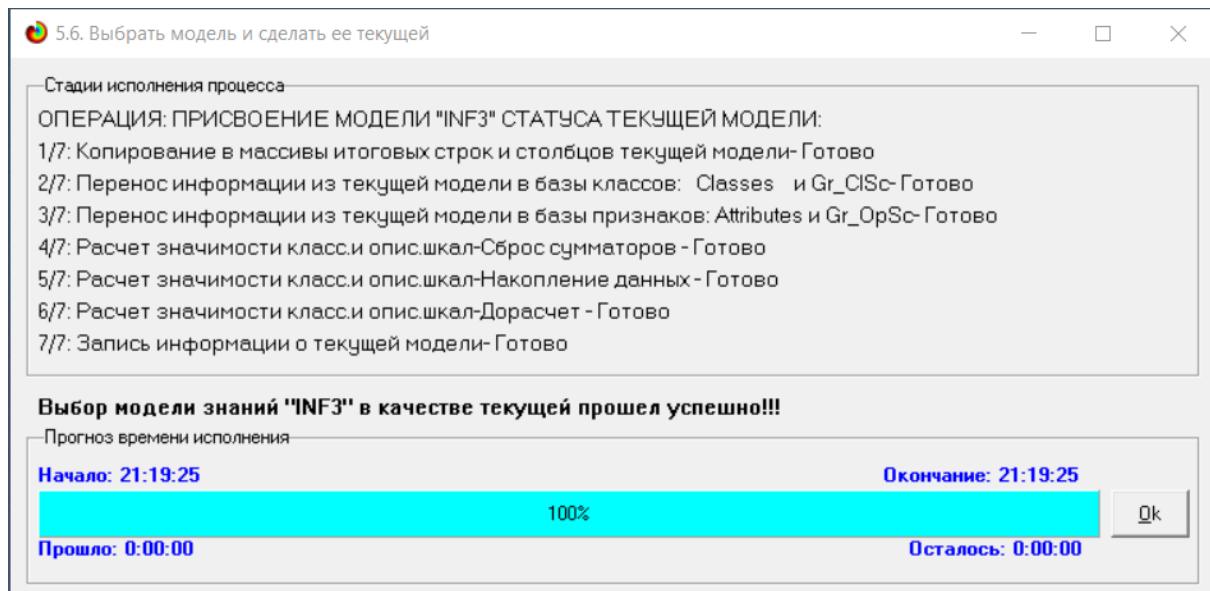


Рисунок 15. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

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);

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – 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.

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

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.

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

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

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

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизованными значениями:

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

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.

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

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

На рисунках 17 приведены экranные 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

освящены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [10, 11] 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):

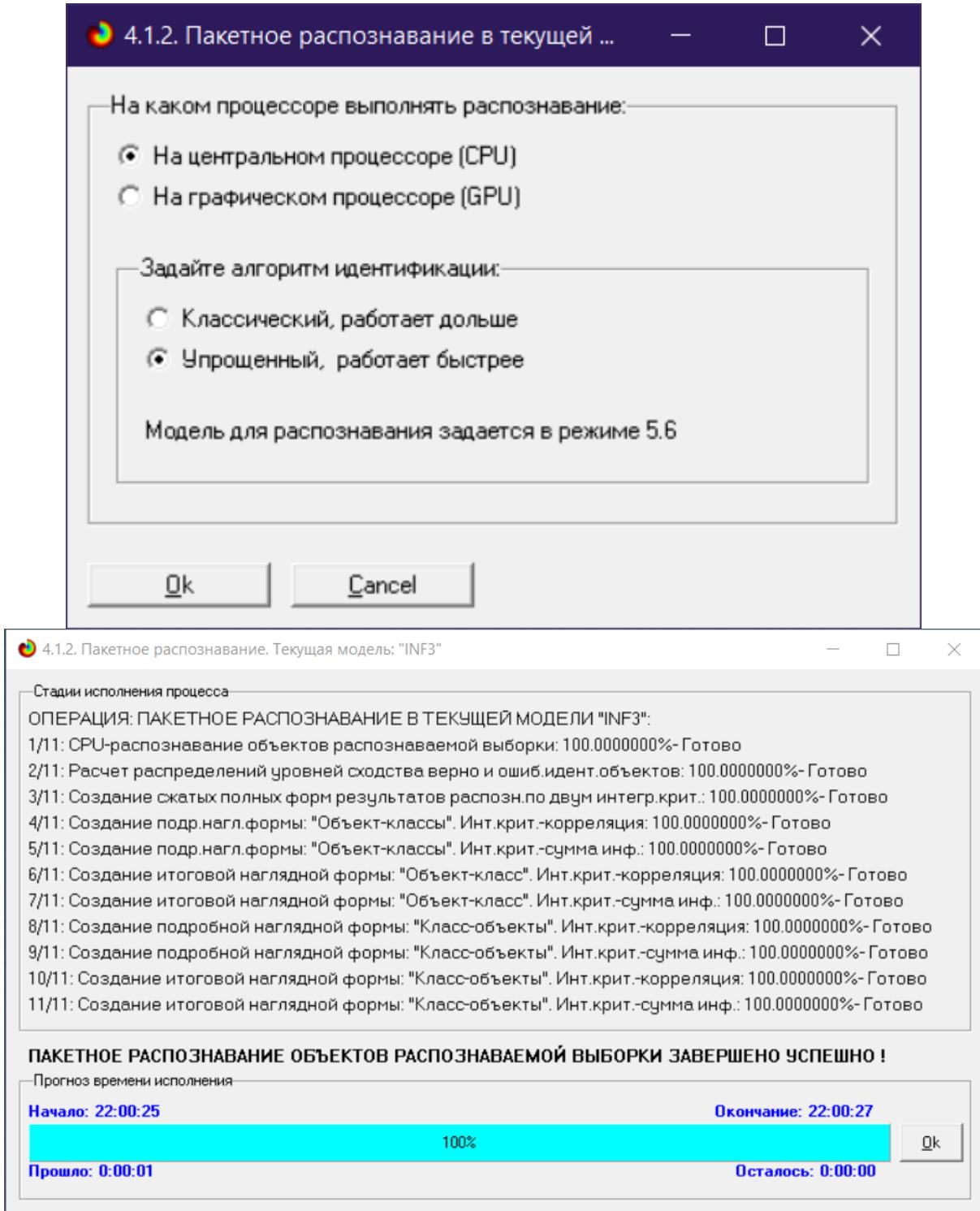


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

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

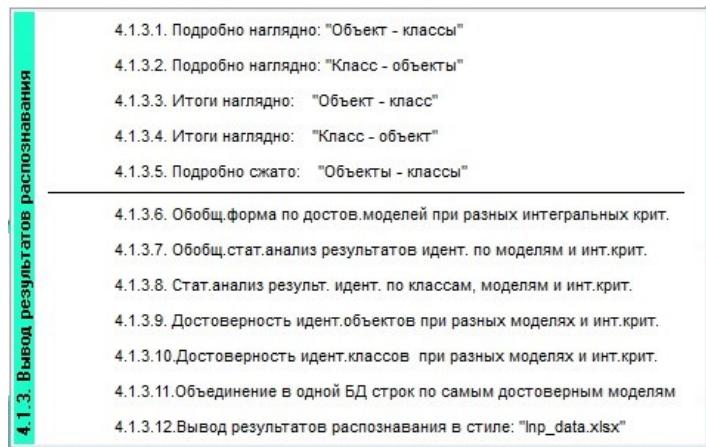
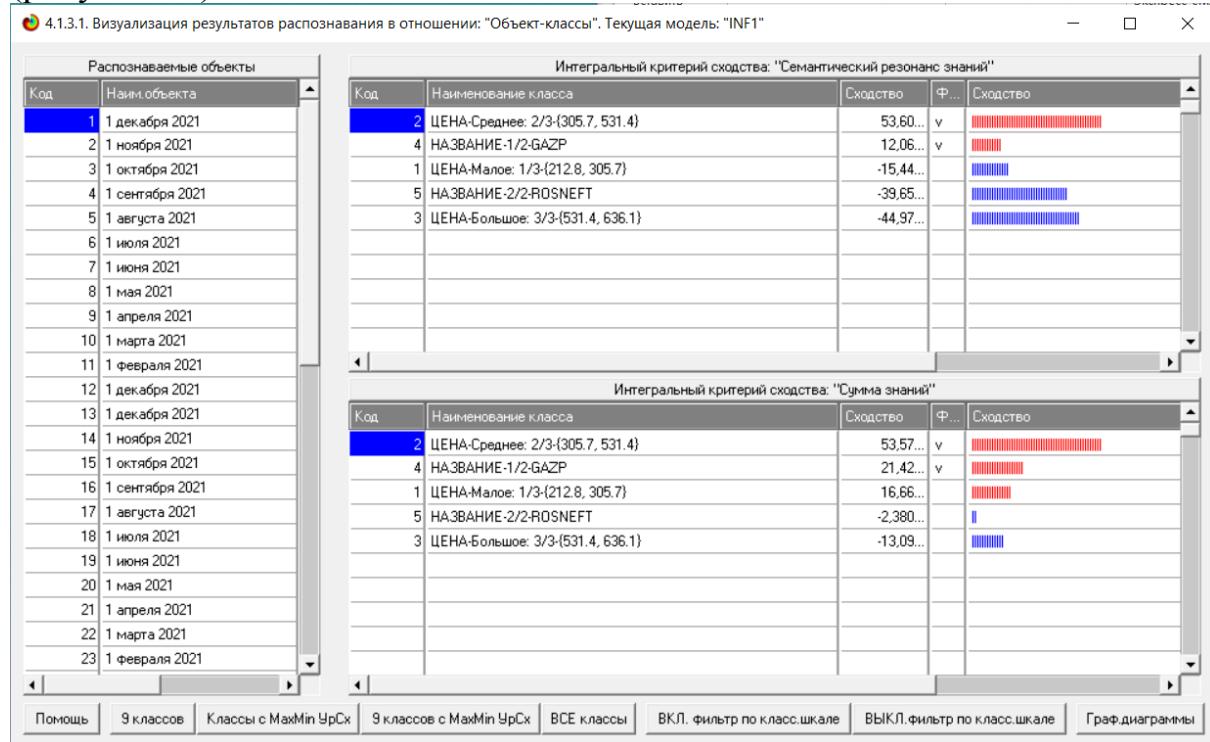


Рисунок 5. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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



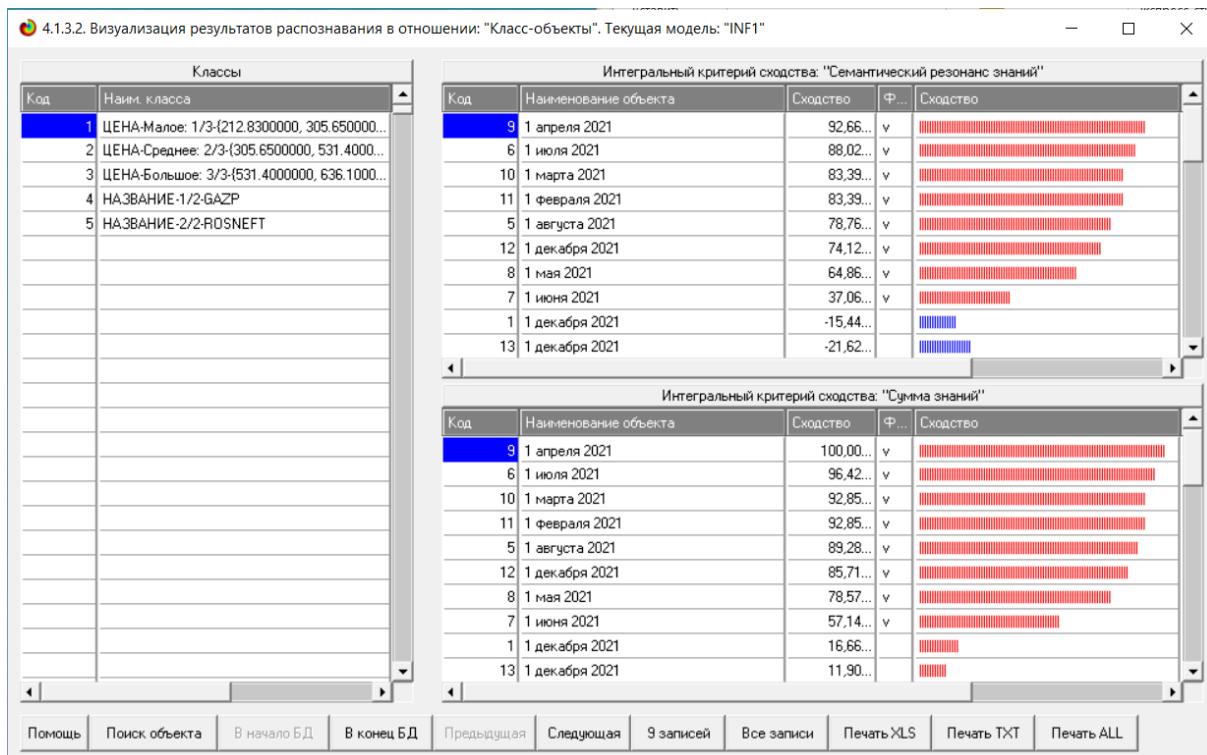


Рисунок 6. Некоторые экranные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

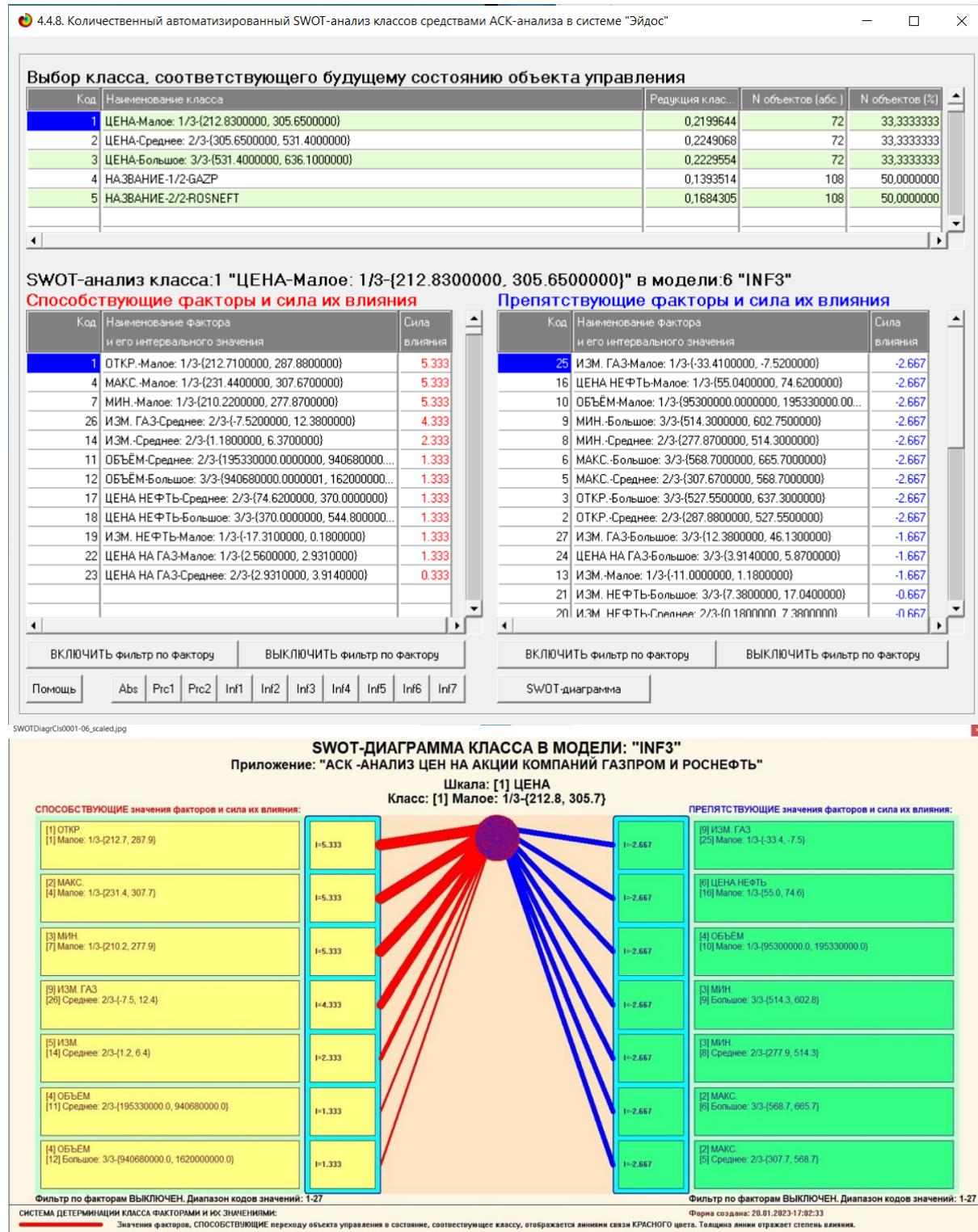
Задачи прогнозирования и принятия решений относятся друг к другу как прямая и *обратная* задачи:

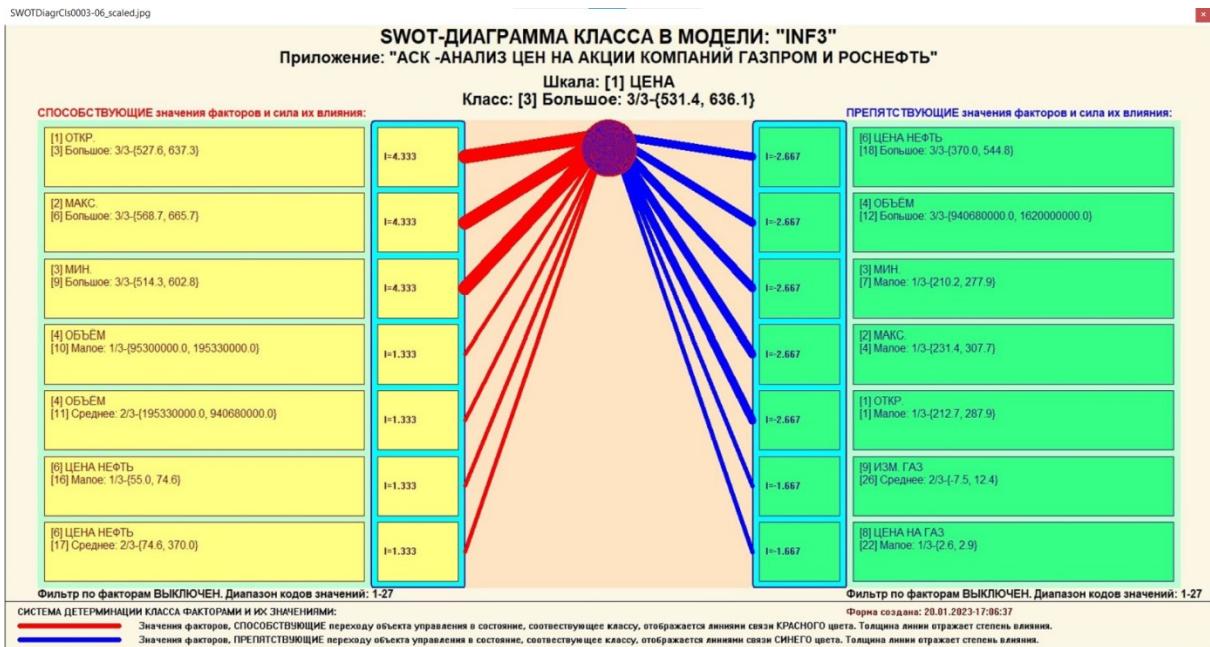
- при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;
- при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход 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») [12] (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.





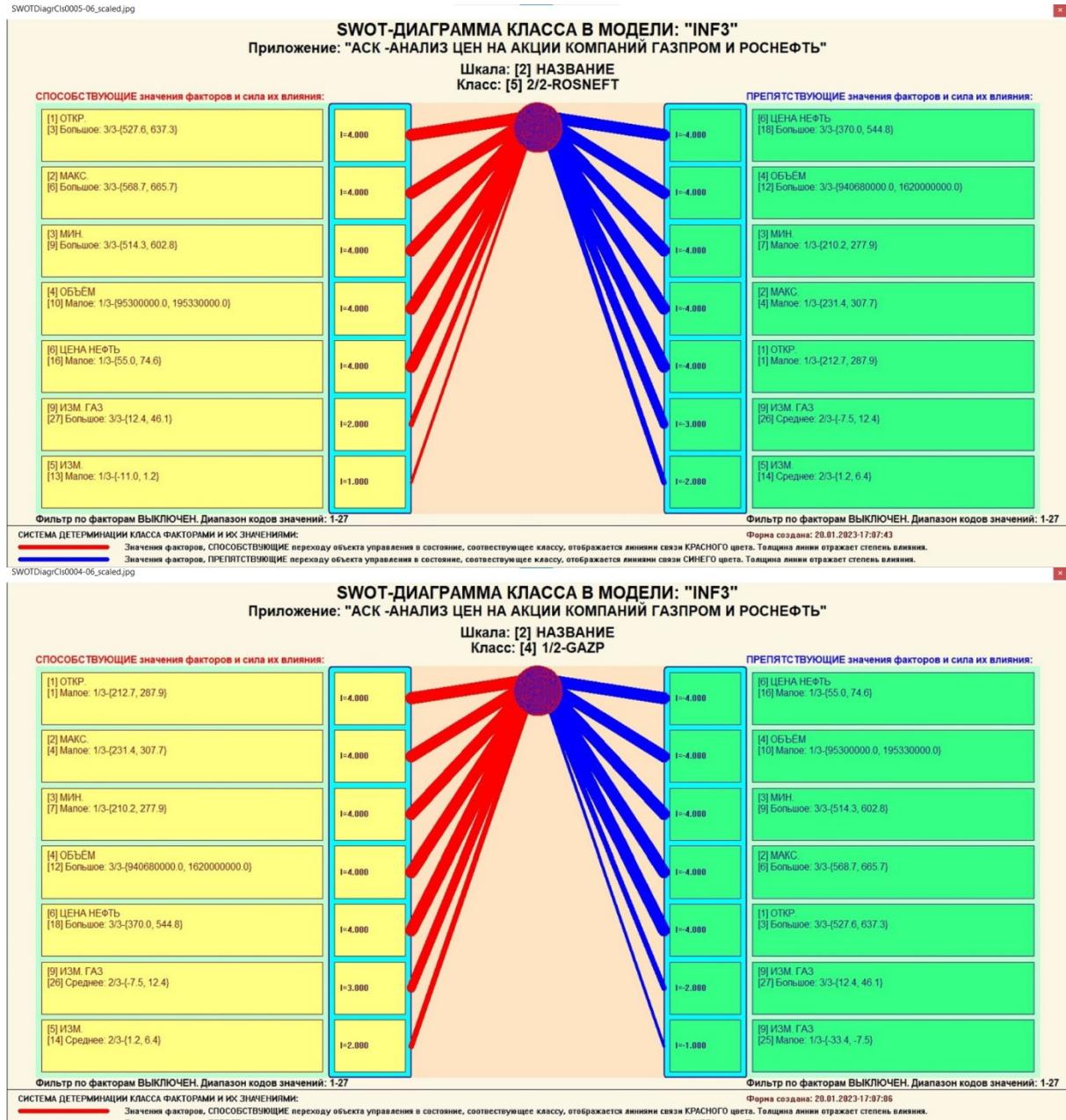


Рисунок 19. Примеры экранного формата режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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 [10, 11, 13] и в ряде других работ.

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

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

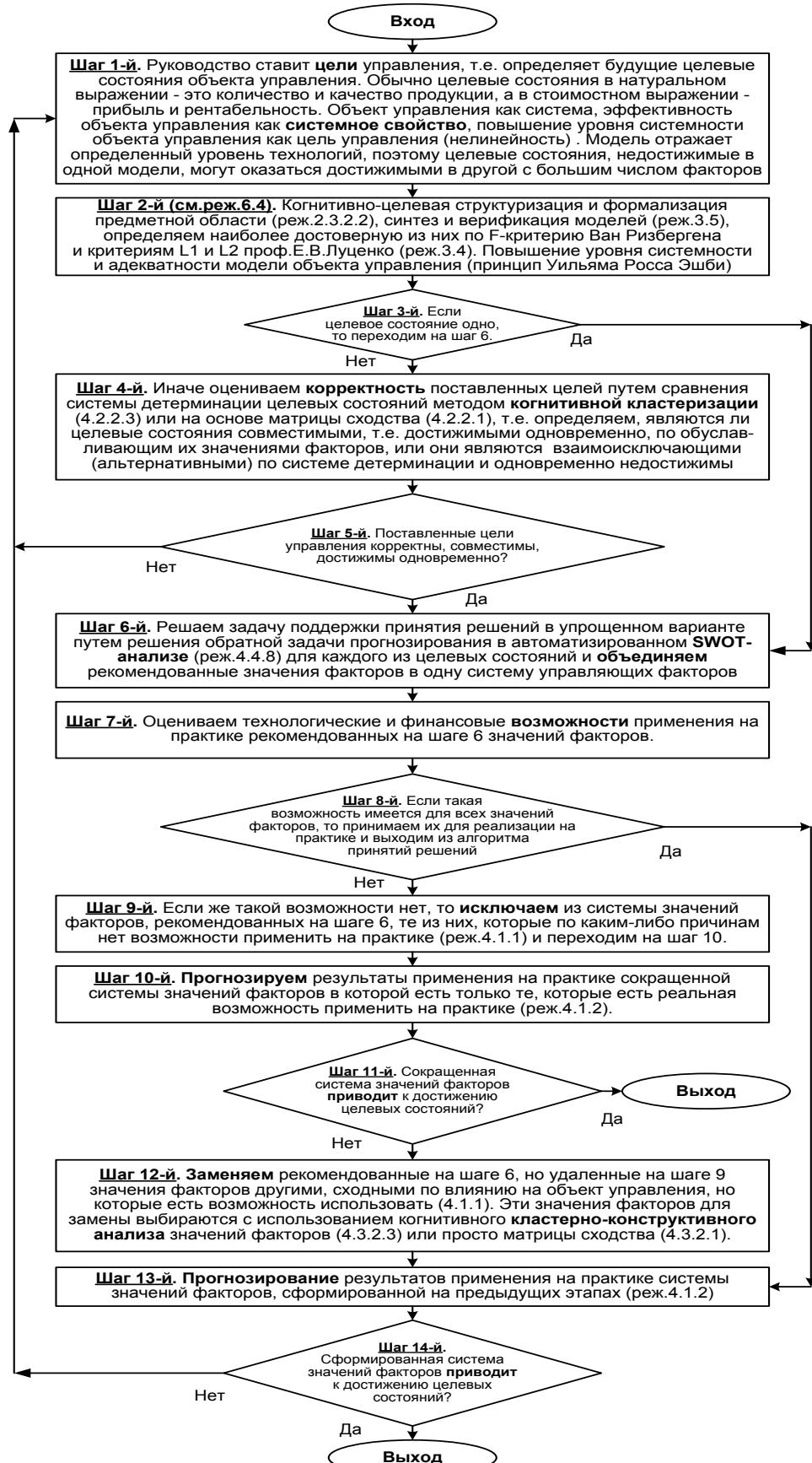


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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) [3]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [14].

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

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

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

Шаг 6-й. Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем решения обратной задачи прогнозирования в автоматизированном **SWOT-анализе** (реж.4.4.8) для каждого из целевых состояний и **объединяем** рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов [12].

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

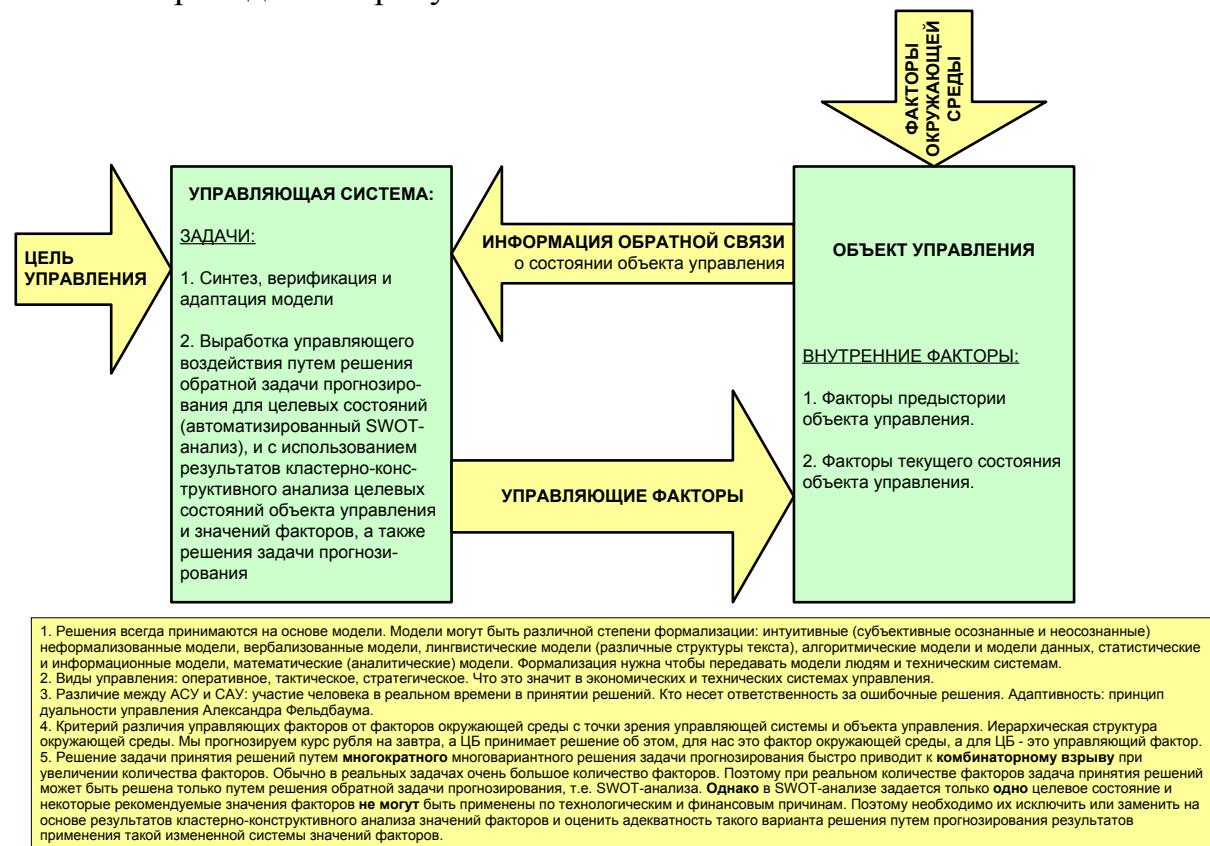


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

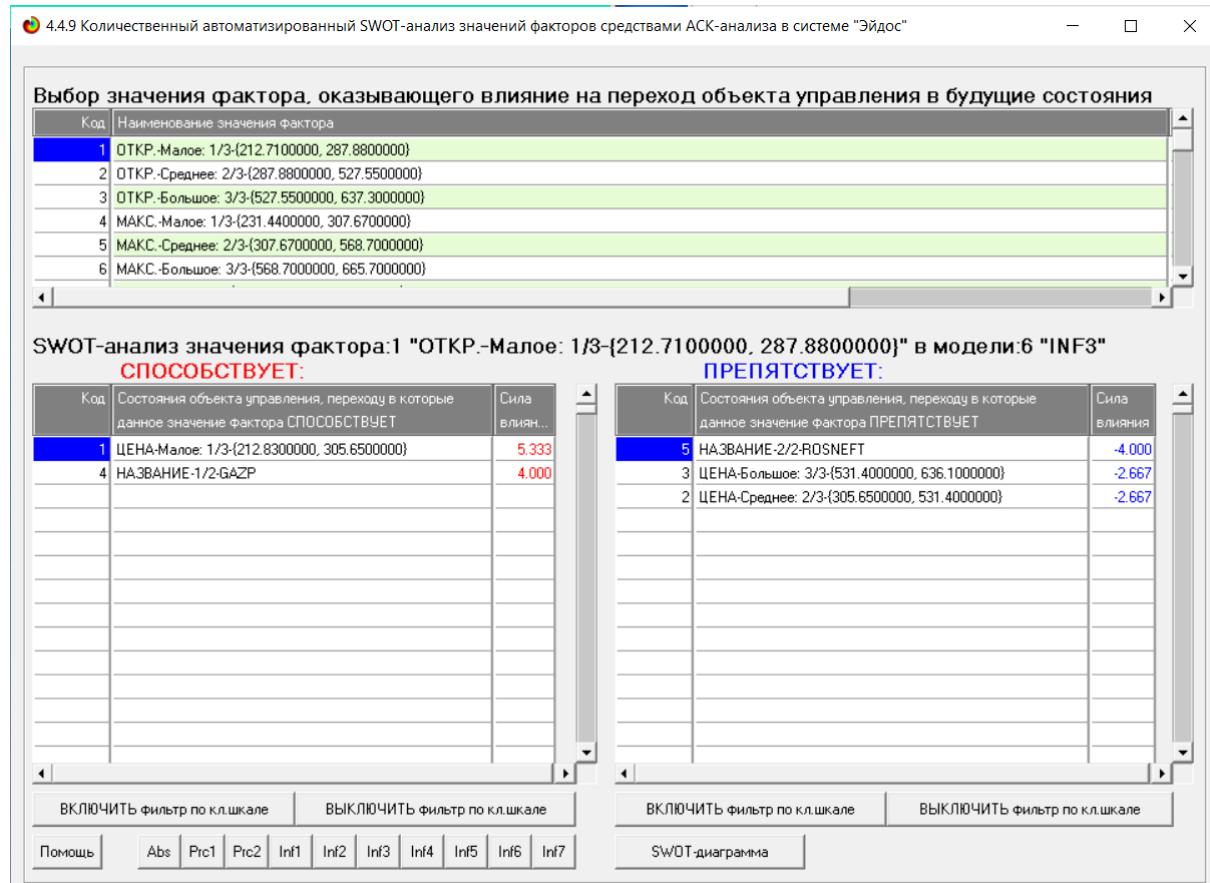
Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [18, 19].

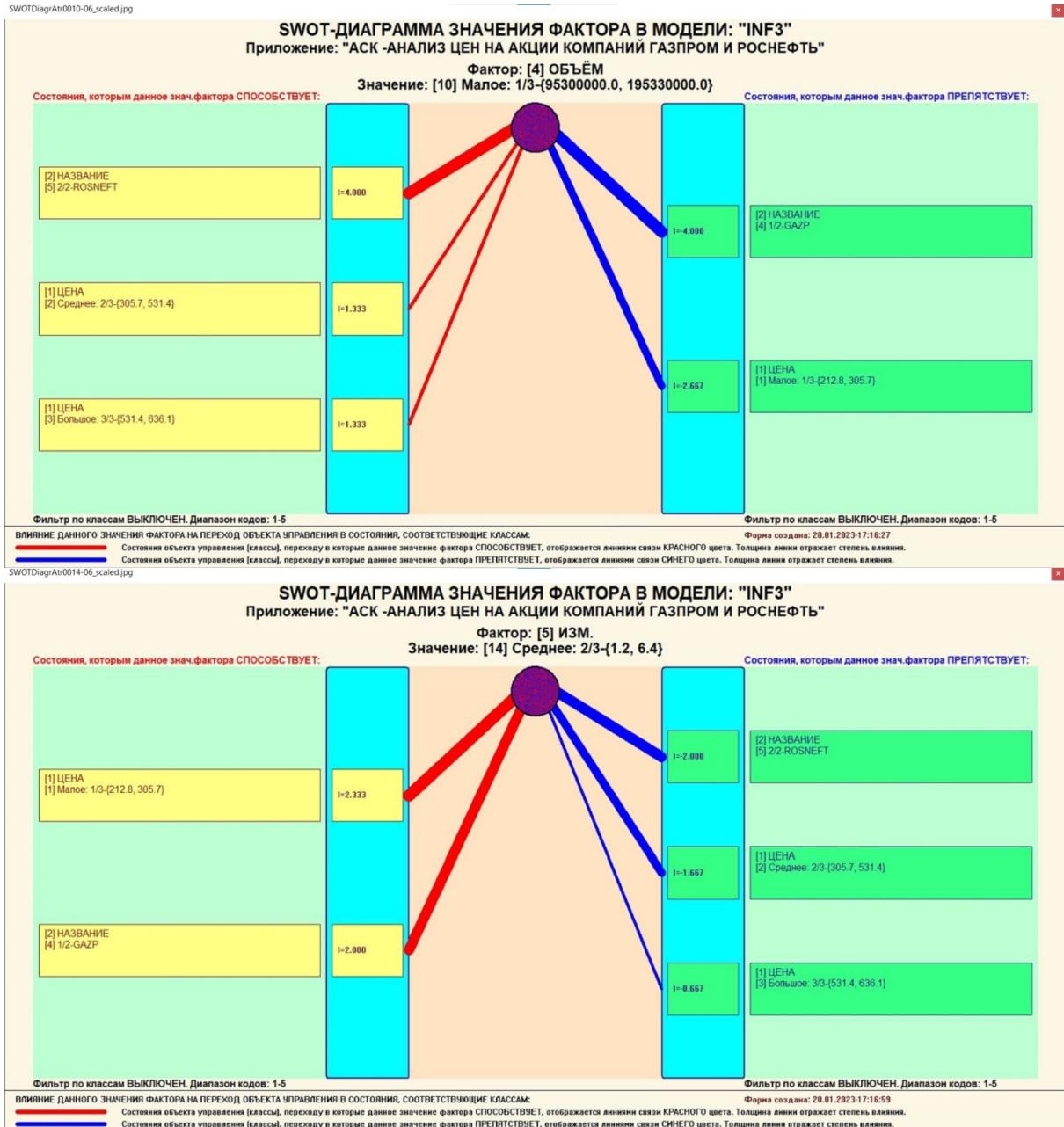
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

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

Инвертированные SWOT-диаграммы (предложены проф. Е.В. Луценко в работе [12]), 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:





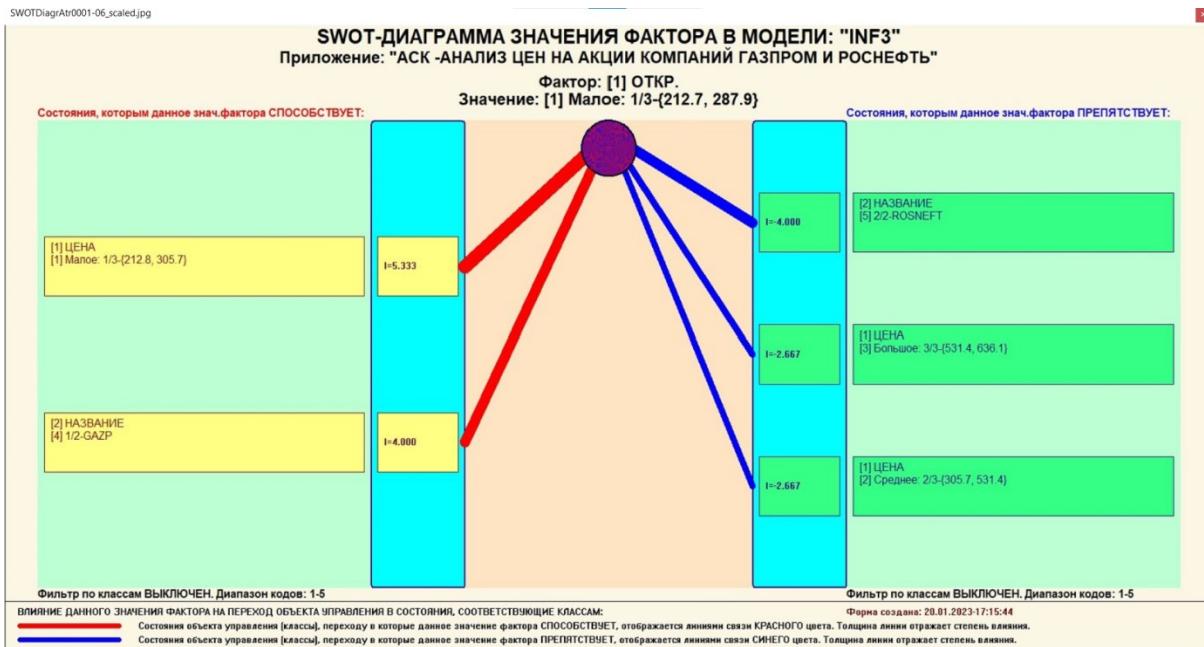


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 12) 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 проф. Е.В. Луценко в 2011 году в работе [16]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 25);

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 26).

Эта матрица сходства (таблица 12) 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:

 4.2.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструктов классов

Задайте модели, для которых проводить кластерно-конструктивный анализ:

Статистические базы: Пояснение по режиму

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

2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса

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

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

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

5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2

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

7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1

8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2

9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1

10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте диапазон кодов классов (подматрицу) для анализа: 1 5

Ok Cancel

 4.2.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструктов классов

Стадии выполнения процесса

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

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

Прогноз времени исполнения

Начало: 22:46:11	Окончание: 22:46:13
100%	
Прошло: 0:00:01	Осталось: 0:00:00

Ok

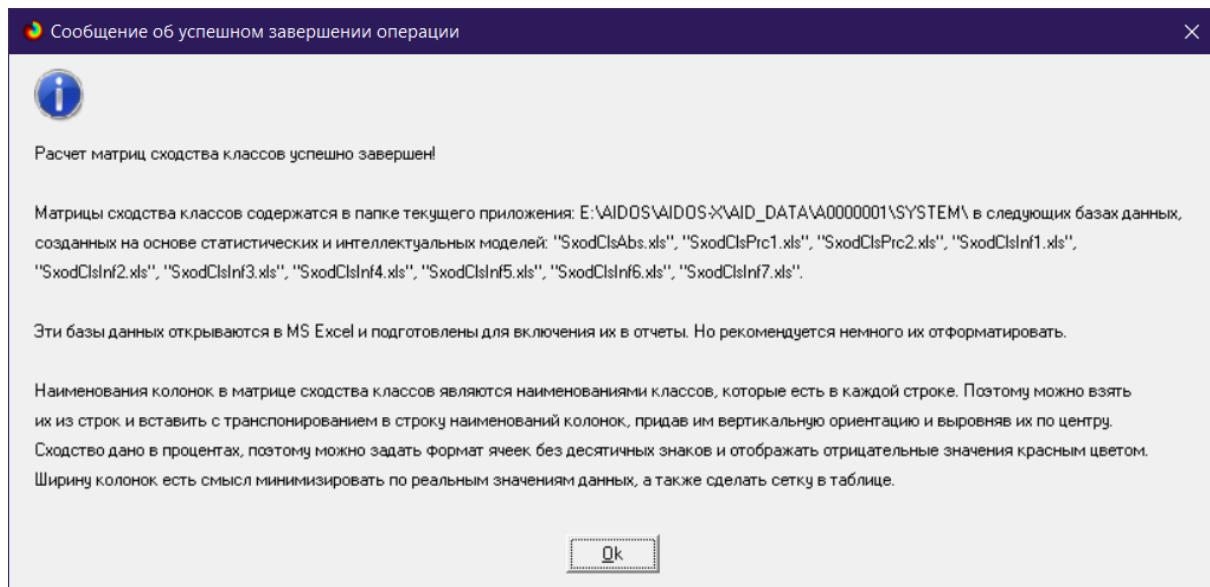


Рисунок 73. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 12 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3	N4	N5
1	1	ЦЕНА-Малое: 1/3-{212.8300000, 305.6500000}	100,0000000	-64,7283180	-60,8059333	83,0210151	-83,0210151
2	1	ЦЕНА-Среднее: 2/3-{305.6500000, 531.4000000}	-64,7283180	100,0000000	-21,1556980	-20,9656967	20,9656967
3	1	ЦЕНА-Большое: 3/3-{531.4000000, 636.1000000}	-60,8059333	-21,1556980	100,0000000	-84,6145380	84,6145380
4	2	НАЗВАНИЕ-1/2-GAZP	83,0210151	-20,9656967	-84,6145380	100,0000000	-100,0000000
5	2	НАЗВАНИЕ-2/2-ROSNEFT	-83,0210151	20,9656967	84,6145380	-100,0000000	100,0000000

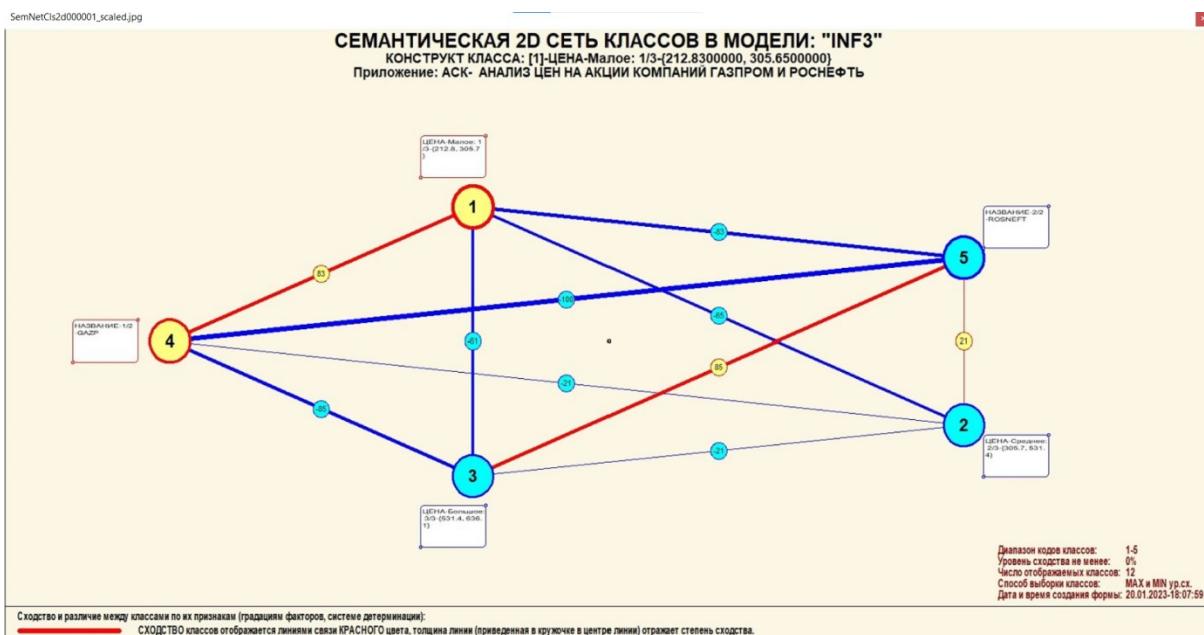


Рисунок 84. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

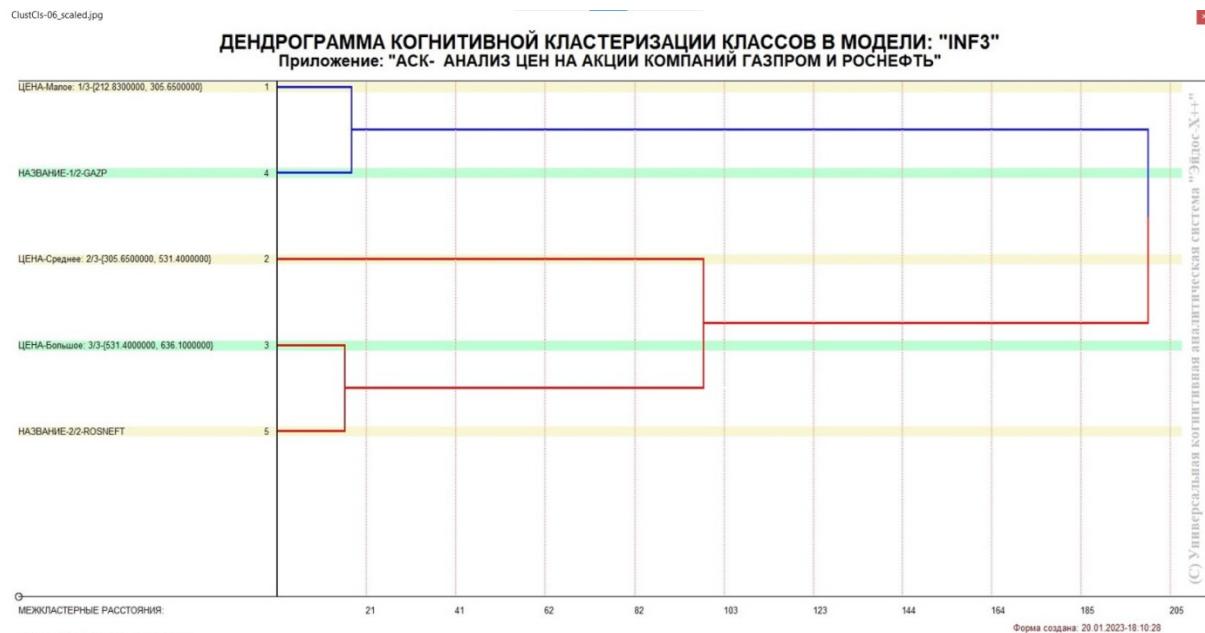


Рисунок 25. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

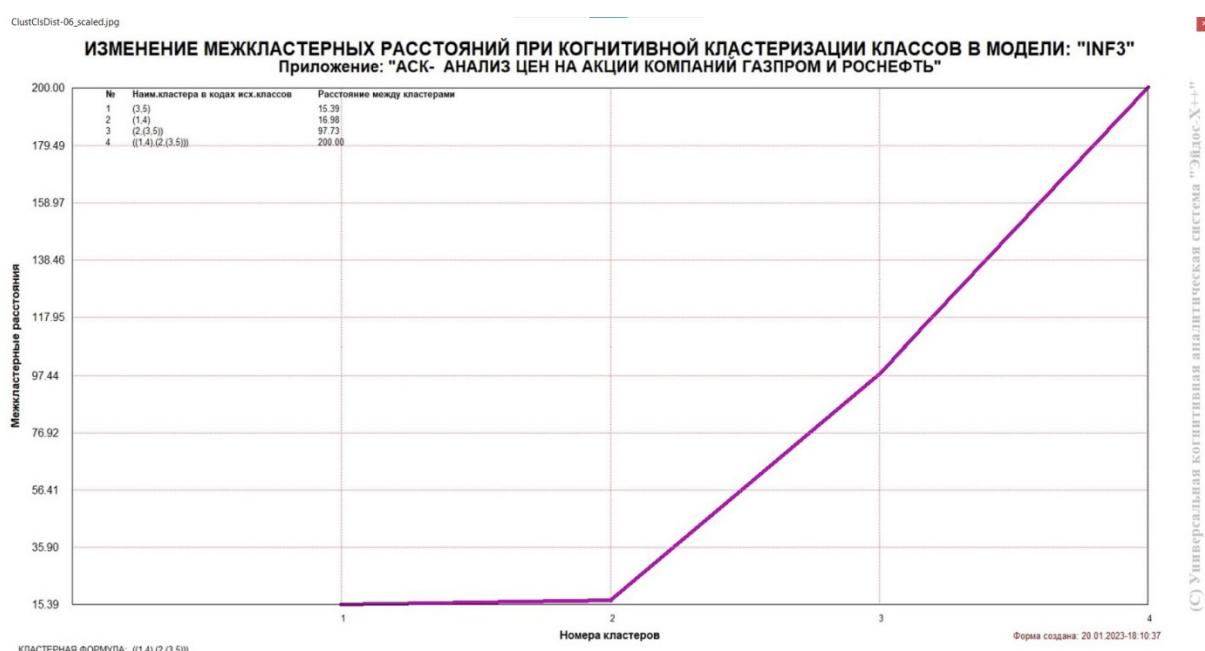


Рисунок 96. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 13) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

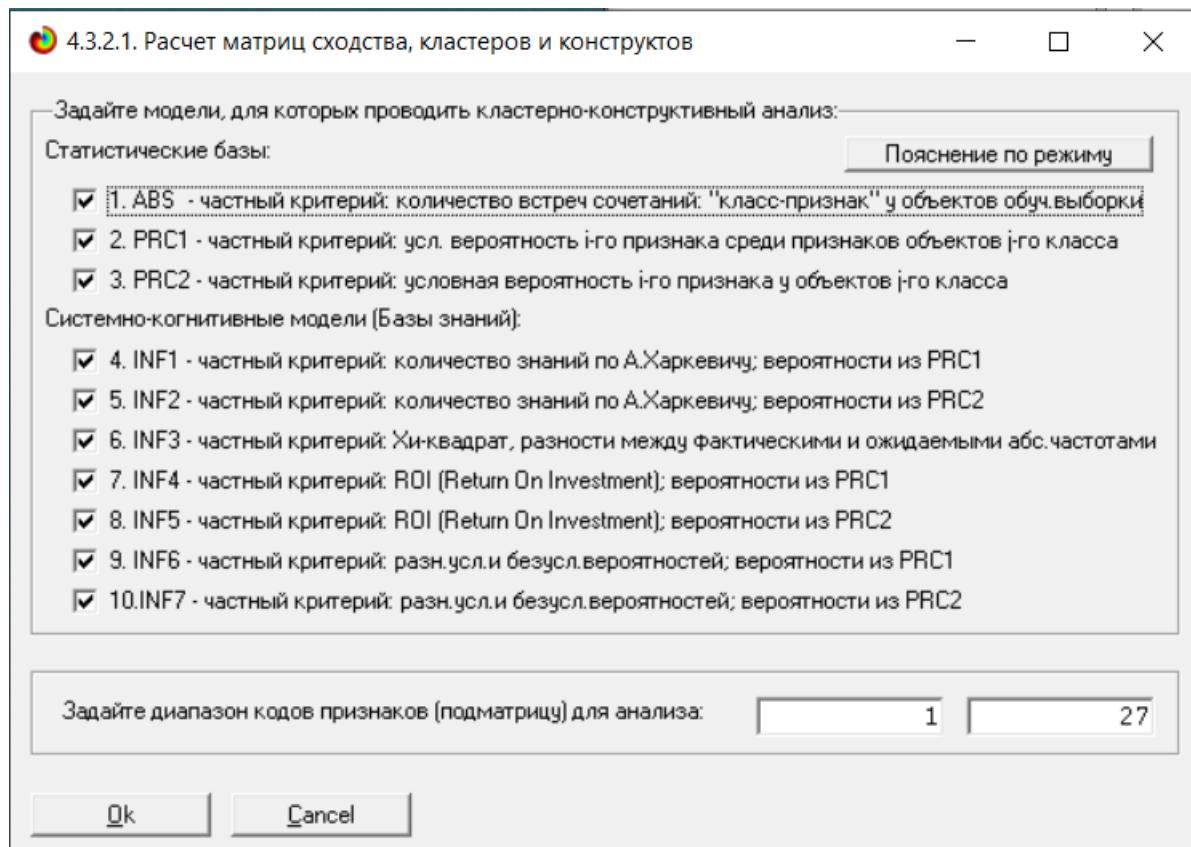
- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) (рисунок 29);

– агломеративные дендрограммы, полученные в результате **когнитивной (истинной) кластеризации признаков** (предложена проф. Е.В. Луценко в 2011 году в работе [16]) (режим 4.3.2.3) рисунок 30);

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 31).

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

На рисунке 28 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:



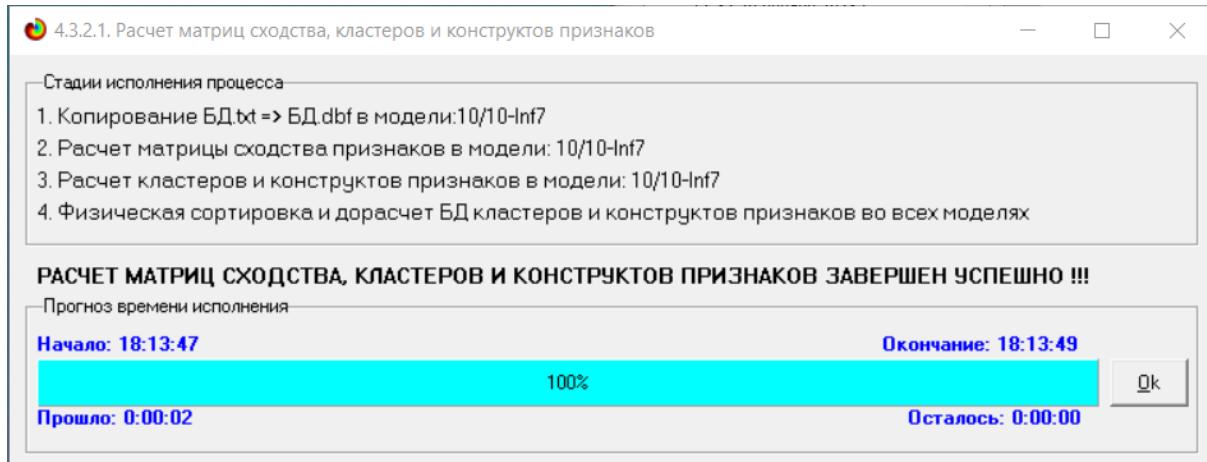


Рисунок 27. Расчет матрицы сходства признаков (режим 4.3.2.1)

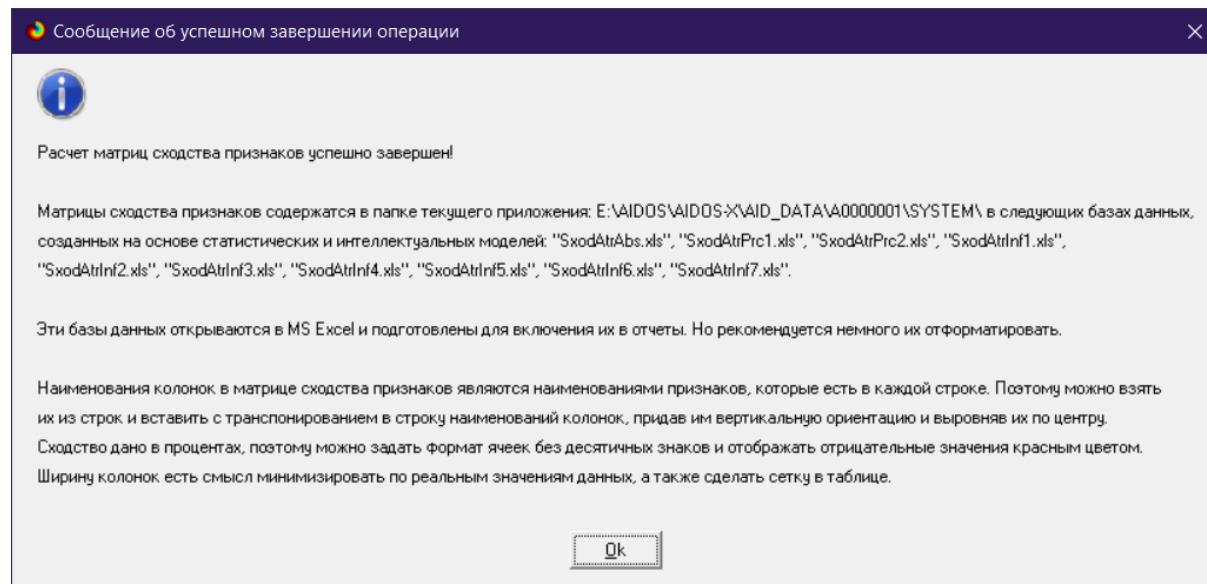


Рисунок 28. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 43 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3 (фрагмент)

KOD_ATR	KOD_OPSC	NAME_ATR	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15		
1	1	ОТР-Мано: 1/3-(212.7100000, 287.8800000)	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	-94.4911183	37.7964737	75.5928946	-95.6128887	98.2707630	49.4911183		
2	1	ОТР-Среднее: 2/3-(287.8800000, 527.0000000)	79.2428852	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	-99.1240707	19.0623213	69.9252092	-56.4244710	30.4997141		
3	1	ОТР-Большо: 3/3-(312.4400000, 507.6700000)	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	-94.4911183	37.7964737	75.5928946	-95.6128887	98.2707630	33.8800000		
4	2	МАКС-Мано: 1/3-(321.4400000, 307.6700000)	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	-94.4911183	37.7964737	75.5928946	-95.6128887	98.2707630	49.4911183		
5	2	МАКС-Среднее: 2/3-(307.6700000, 568.7000000)	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	-99.1240707	19.0623213	69.9252092	-56.4244710	30.4997141		
6	2	МАКС-Большо: 3/3-(312.7000000, 665.7000000)	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-81.8627869	26.071209	-96.9663474	58.0119351	-70.2350841	83.8627869		
7	3	МИН-Мано: 1/3-(212.2000000, 277.8700000)	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	100.000000	-46.1112334	-79.2428852	-94.4911183	37.7964737	75.5928946	-95.6128887	98.2707630	49.4911183		
8	3	МИН-Среднее: 2/3-(277.8700000, 514.3000000)	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	100.000000	-17.5848133	-46.1112334	-99.1240707	19.0623213	69.9252092	-56.4244710	30.4997141		
9	3	МИН-Большо: 3/3-(514.3000000, 602.7500000)	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-94.4911183	37.7964737	75.5928946	-95.6128887	98.2707630	49.4911183		
10	4	ОБЫМ-Мано: 1/3-(93.9300000, 0.0000000, 0.0000000)	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	100.000000	-81.8627869	26.071209	-96.9663474	58.0119351	-70.2350841	83.8627869	
11	4	ОБЫМ-Среднее: 2/3-(93.9300000, 0.0000000, 0.0000000)	-37.7964473	-99.1240707	26.071209	-37.7964473	-99.1240707	26.071209	-37.7964473	-99.1240707	26.071209	-100.000000	-25.000000	-63.4255332	50.000000	-25.000000			
12	4	ОБЫМ-Большо: 3/3-(94.8908000, 0.0000000, 16.040680000, 0.0000000)	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-79.2428852	-17.5848133	100.000000	-94.4911183	37.7964473	75.5928946	-95.6128887	98.2707630	49.4911183		
13	5	ИЗМ-Мано: 1/3-(11.1100000, 1.8000000)	98.2707630	-56.4244710	-70.2350841	98.2707630	-56.4244710	-70.2350841	98.2707630	-56.4244710	-70.2350841	-95.0000000	-98.0306075	100.000000	-95.0000000				
14	5	ИЗМ-Среднее: 2/3-(1.1800000, 6.7000000)	98.2707630	-56.4244710	-70.2350841	98.2707630	-56.4244710	-70.2350841	98.2707630	-56.4244710	-70.2350841	-95.0000000	-98.0306075	100.000000	-95.0000000				
15	5	ИЗМ-Большо: 3/3-(6.7000000, 18.0400000)	94.4911183	30.4997141	83.8627869	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	100.000000	-87.5000000	66.5626357	-95.0000000	100.000000			
16	6	ЦЕНА НЕФТЬ-Мано: 1/3-(55.0400000, 74.6200000)	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	-94.4911183	30.4997141	83.8627869	100.000000	-25.000000	-87.5000000	66.5626357	-95.0000000	100.000000		
17	6	ЦЕНА НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(74.6200000, 370.0000000)	37.7964473	-99.1240707	26.071209	-37.7964473	-99.1240707	26.071209	-37.7964473	-99.1240707	26.071209	-25.000000	100.000000	-25.000000	-63.4255332	50.000000	-25.000000		
18	6	ЦЕНА НЕФТЬ-Большо: 3/3-(370.0000000, 544.8000000)	75.5928946	19.0623213	-96.9663474	75.5928946	19.0623213	-96.9663474	75.5928946	19.0623213	-96.9663474	-87.5000000	-25.000000	100.000000	-53.3985911	70.0000000	-87.5000000		
19	7	ИЗМ-НЕФТЬ-Мано: 1/3-(17.3100000, 0.1800000)	83.6660027	-81.9812798	-36.4646449	83.6660027	-81.9812798	-36.4646449	83.6660027	-81.9812798	-36.4646449	-79.5694195	39.5284708	-95.0000000	91.7060521	-79.5694195			
20	7	ИЗМ-НЕФТЬ-Среднее: 2/3-(17.3100000, 7.3000000)	-71.4285714	74.9307957	-71.4285714	74.9307957	-71.4285714	74.9307957	-71.4285714	74.9307957	-71.4285714	74.9307957	-75.5300000	-25.000000	83.6660027	-83.1521261	75.5928946		
21	7	ИЗМ-НЕФТЬ-Большо: 3/3-(7.3000000, 0.0400000)	70.2350841	-60.4244710	-53.1305355	60.4244710	-53.1305355	60.4244710	-53.1305355	60.4244710	-53.1305355	-60.9946195	39.5284708	-95.0000000	91.7060521	-79.5694195			
22	8	ЦЕНА НА ГАЗ-Мано: 1/3-(5.5600000, 2.9100000)	57.1428571	-7.9938942	57.1428571	57.1428571	-7.9938942	57.1428571	-7.9938942	57.1428571	-7.9938942	-18.9812337	47.4255391	41.6330013	41.7860930	37.7964473			
23	8	ЦЕНА НА ГАЗ-Среднее: 2/3-(5.9100000, 3.9100000)	37.7964473	-99.1240707	26.071209	-37.7964473	-99.1240707	26.071209	-37.7964473	-99.1240707	26.071209	-25.000000	100.000000	-25.000000	-63.4255332	50.000000	-25.000000		
24	8	ЦЕНА НА ГАЗ-Большо: 3/3-(3.9140000, 5.8700000)	-75.4285714	31.7014730	52.4510918	-75.4285714	31.7014730	52.4510918	-75.4285714	31.7014730	52.4510918	47.4255391	-18.9812337	47.4255391	65.3725735	-60.4715157	47.4255391		
25	9	ИЗМ-ГАЗ-Мано: 1/3-(33.4100000, -7.5200000)	-95.3820966	55.9769143	67.3380498	-95.3820966	55.9769143	67.3380498	-95.3820966	55.9769143	67.3380498	80.2955069	-45.8831468	-57.3539335	94.3119125	-91.7662935	80.2955069		
26	9	ИЗМ-ГАЗ-Среднее: 2/3-(7.5200000, 12.3800000)	99.3858693	-55.5925495	-72.0440516	99.3858693	-55.5925495	-72.0440516	99.3858693	-55.5925495	-72.0440516	-97.0440516	47.8091444	68.7564540	-98.2707630	99.0397446	-92.6302172		
27	9	ИЗМ-ГАЗ-Большо: 3/3-(12.3800000, 46.1300000)	-95.3820966	50.7290786	70.9454454	-95.3820966	50.7290786	70.9454454	-95.3820966	50.7290786	70.9454454	97.5016869	-45.8831468	-74.8813468	94.3119125	-98.6487656	97.5016869		

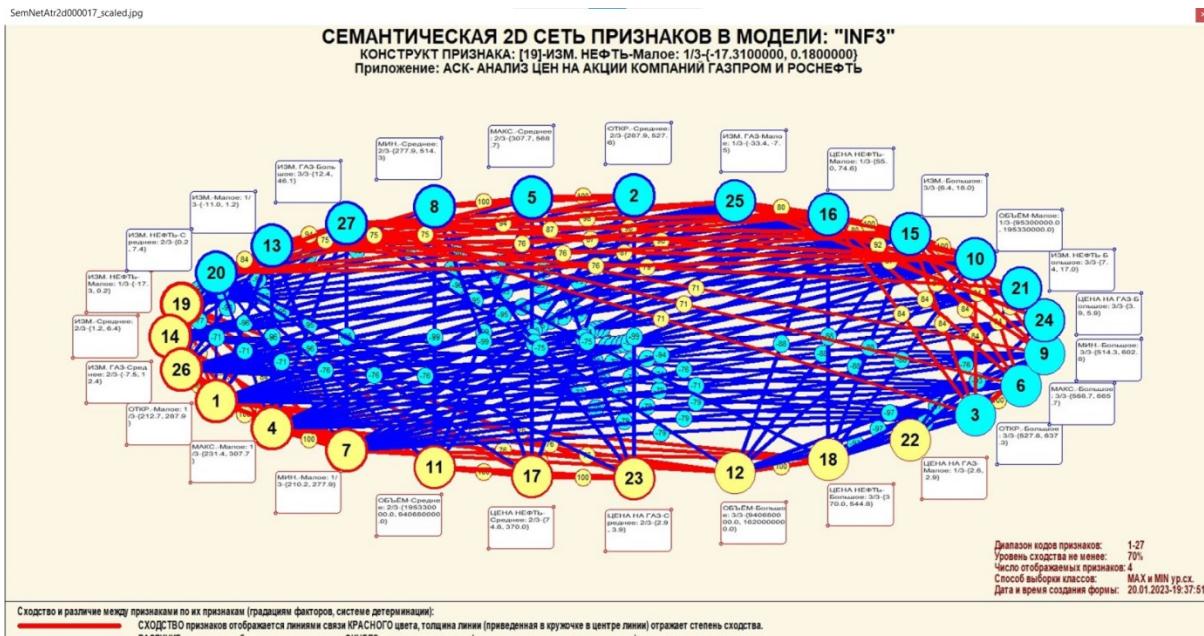


Рисунок 29. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

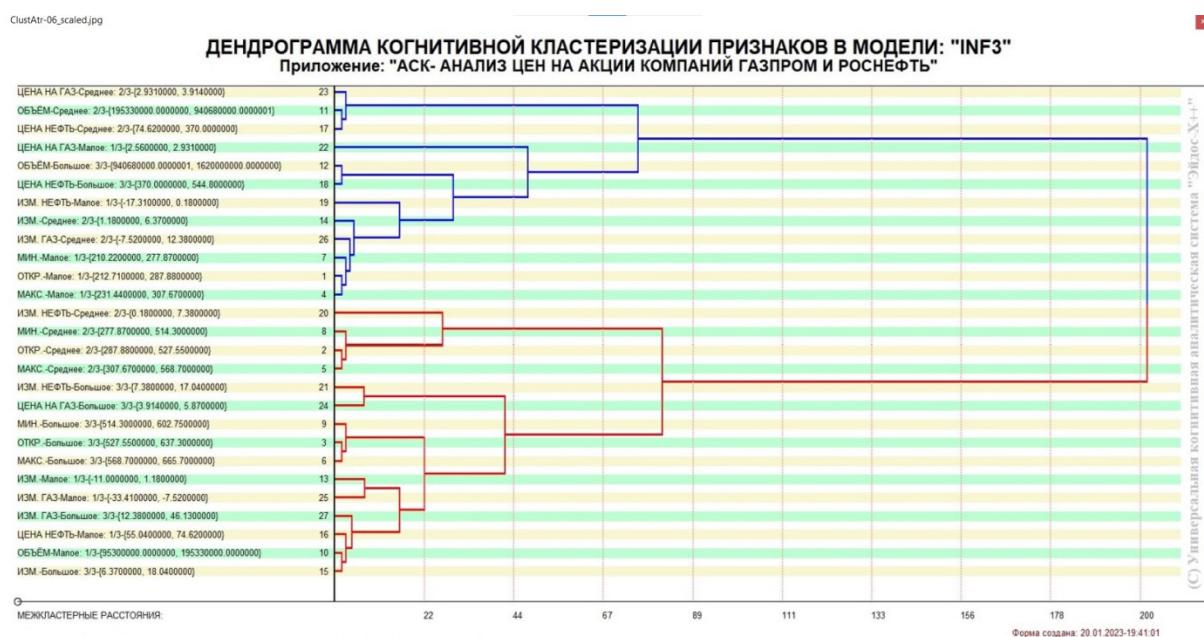
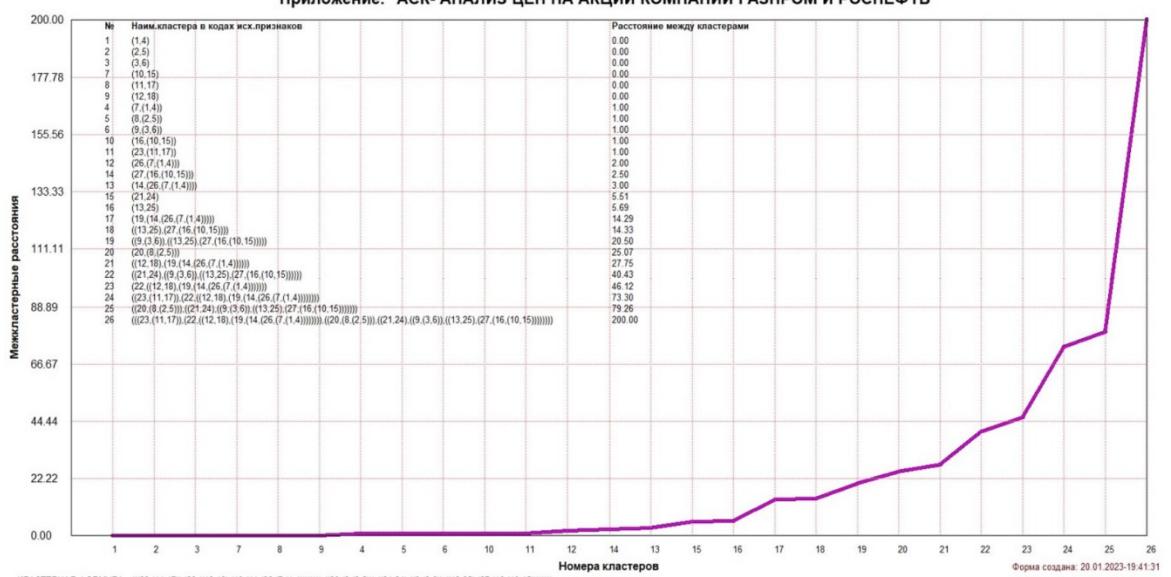


Рисунок 30. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
Приложение: "АСК-АНАЛИЗ ЦЕН НА АКЦИИ КОМПАНИЙ ГАЗПРОМ И РОСНЕФТЬ"



(С) Универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос-Х++"

Рисунок 31. 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.

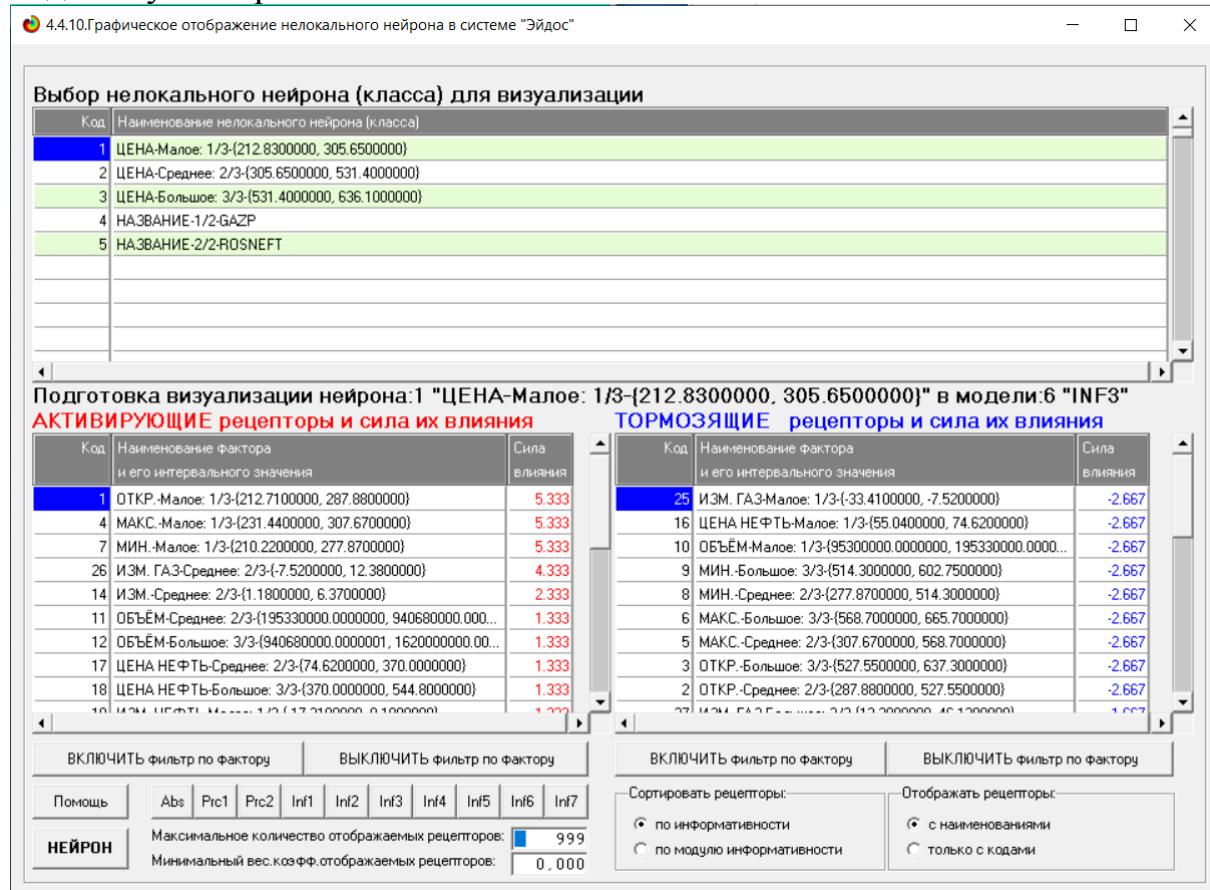
От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [17]:

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



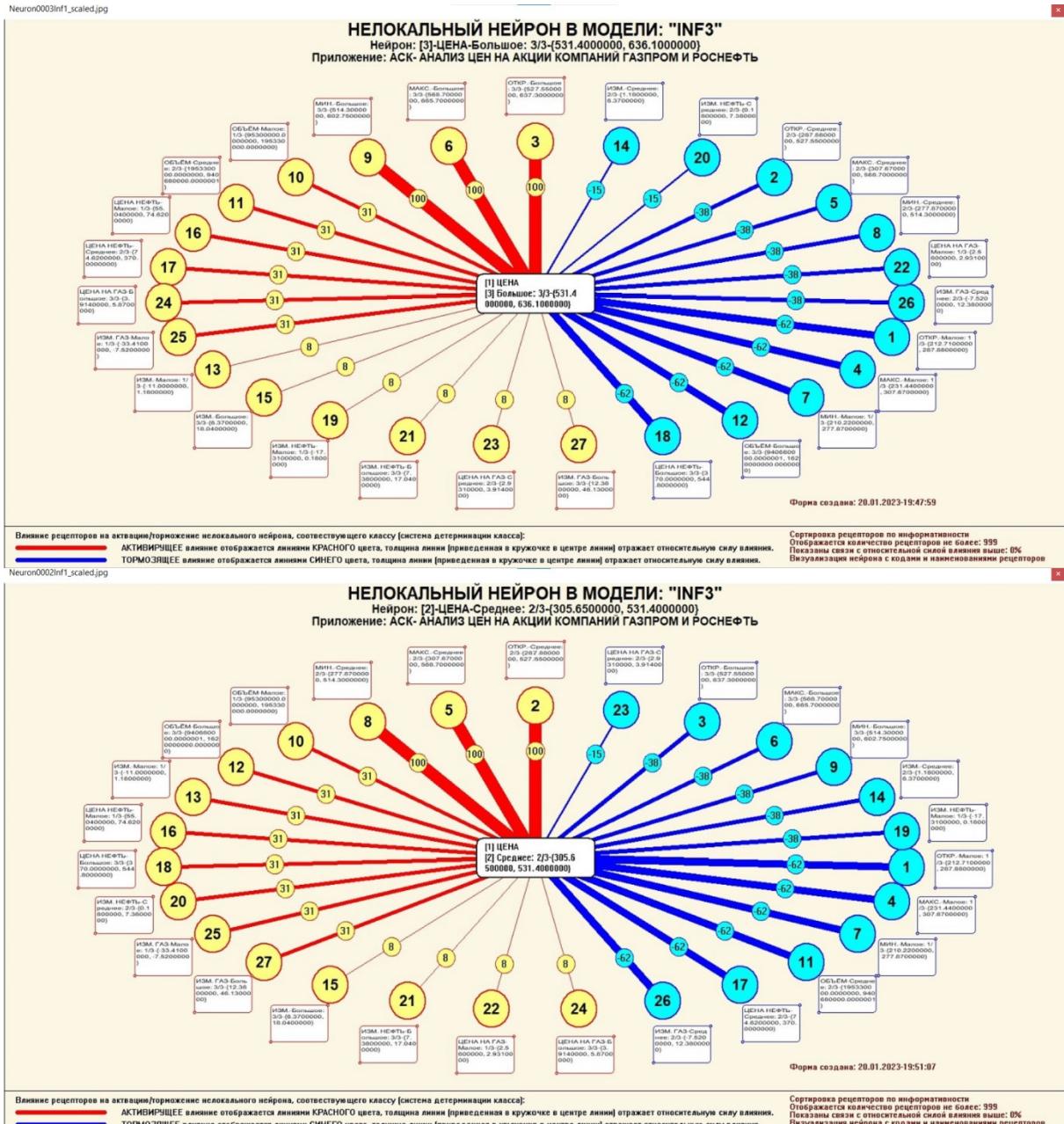


Рисунок 32. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [17].

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

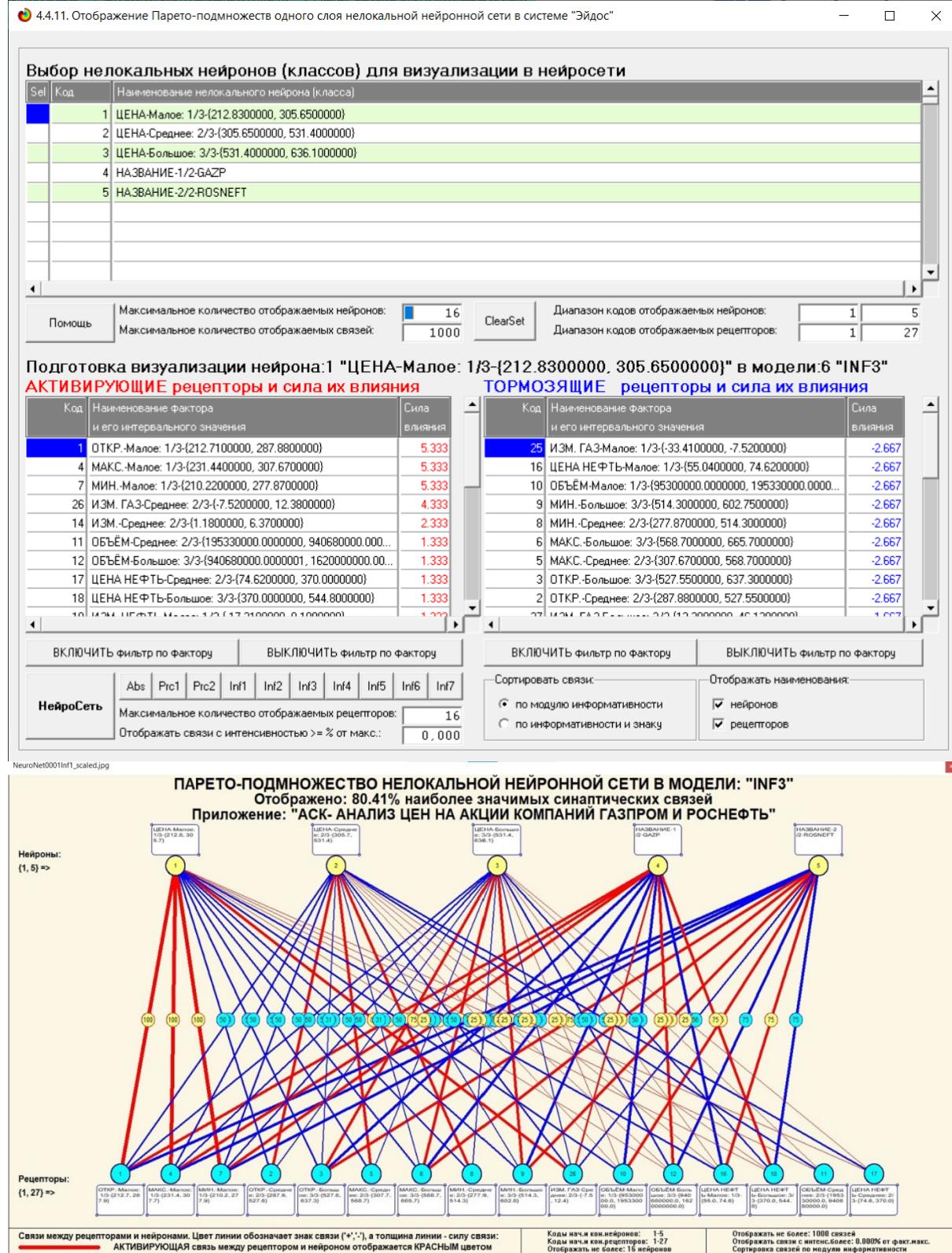


Рисунок 33. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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 29) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 33) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 34):

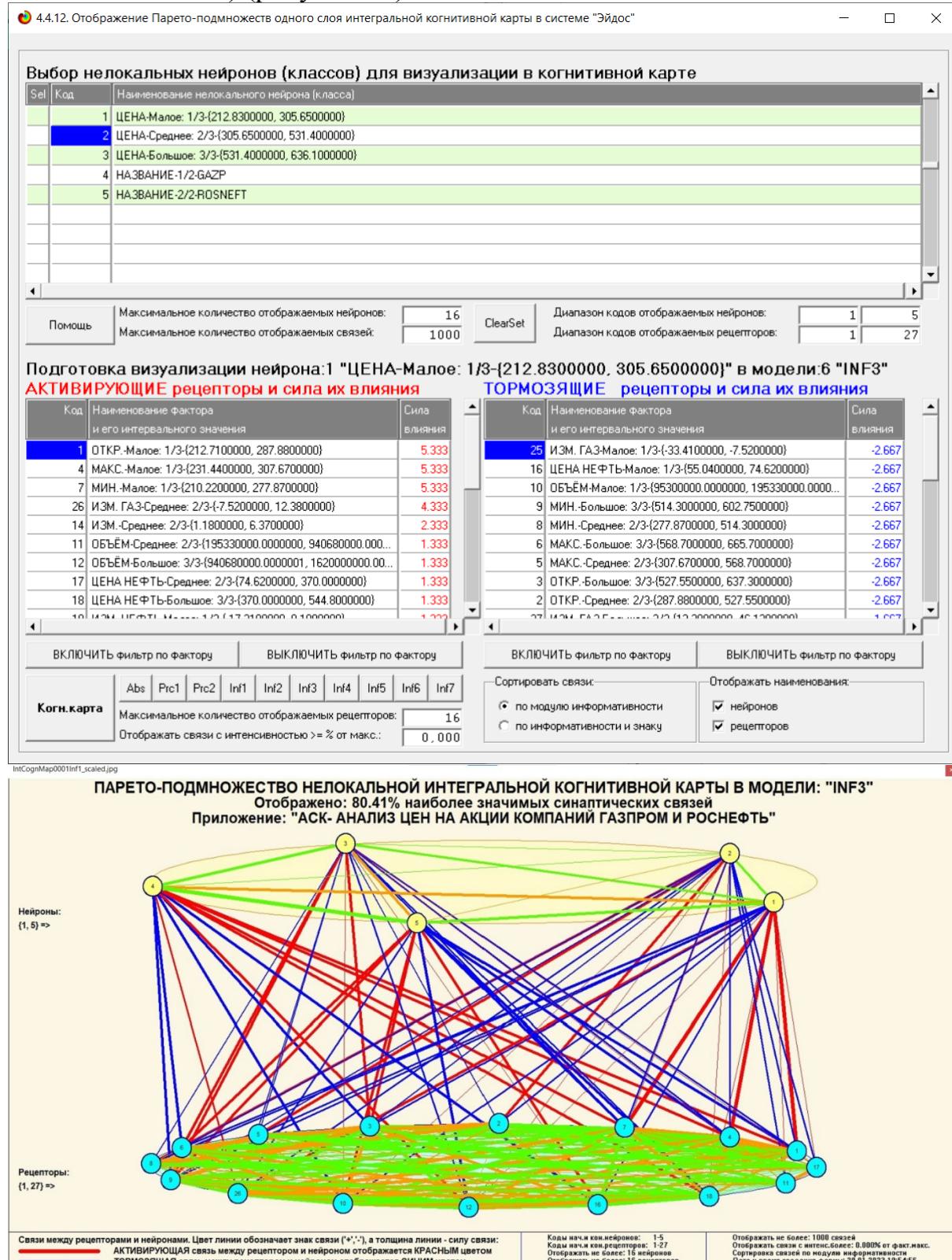


Рисунок 34. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

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

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

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

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть одним из первых писал Дьердь Пойа [20]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [1] на странице 521¹¹. Позже об этом писалось в работе [2]¹² и ряде других работ проф. Е.В.Луценко, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 35. Всего системой в данной модели генерируется 729 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-

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.

приложение №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	ЦЕНА-Малое: 1/3-(212.8300000, 305.6500000)
2	ЦЕНА-Среднее: 2/3-(305.6500000, 531.4000000)
3	ЦЕНА-Большое: 3/3-(531.4000000, 636.1000000)
4	НАЗВАНИЕ-1/2-GAZP
5	НАЗВАНИЕ-2/2-ROSNEFT

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

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕ	1	27
1	ОТКР.	1	3
2	МАКС.	4	6
3	МИН.	7	9
4	ОБЪЁМ	10	12
5	ИЭМ	13	15

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей: Помощь

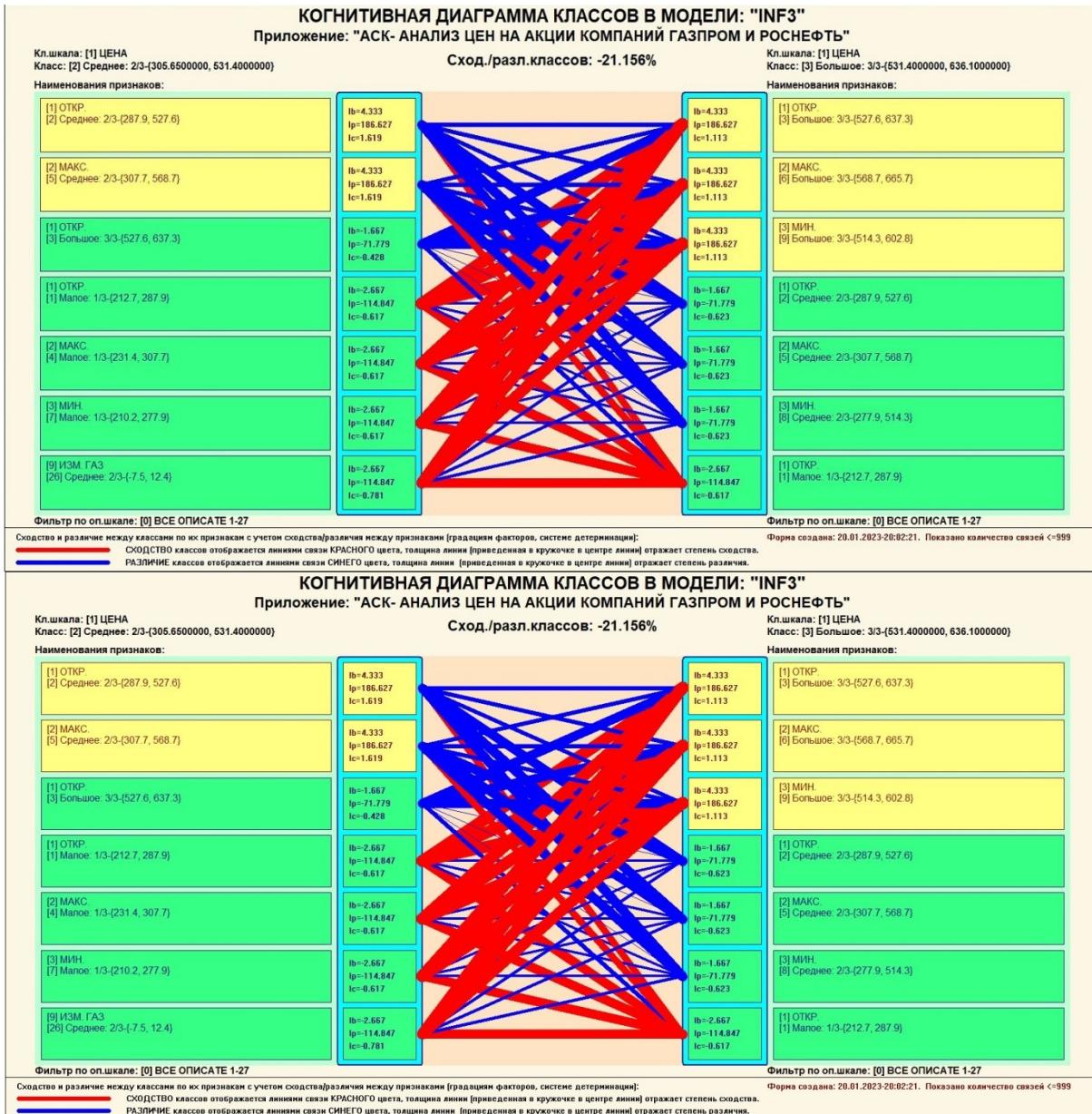
В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

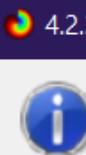
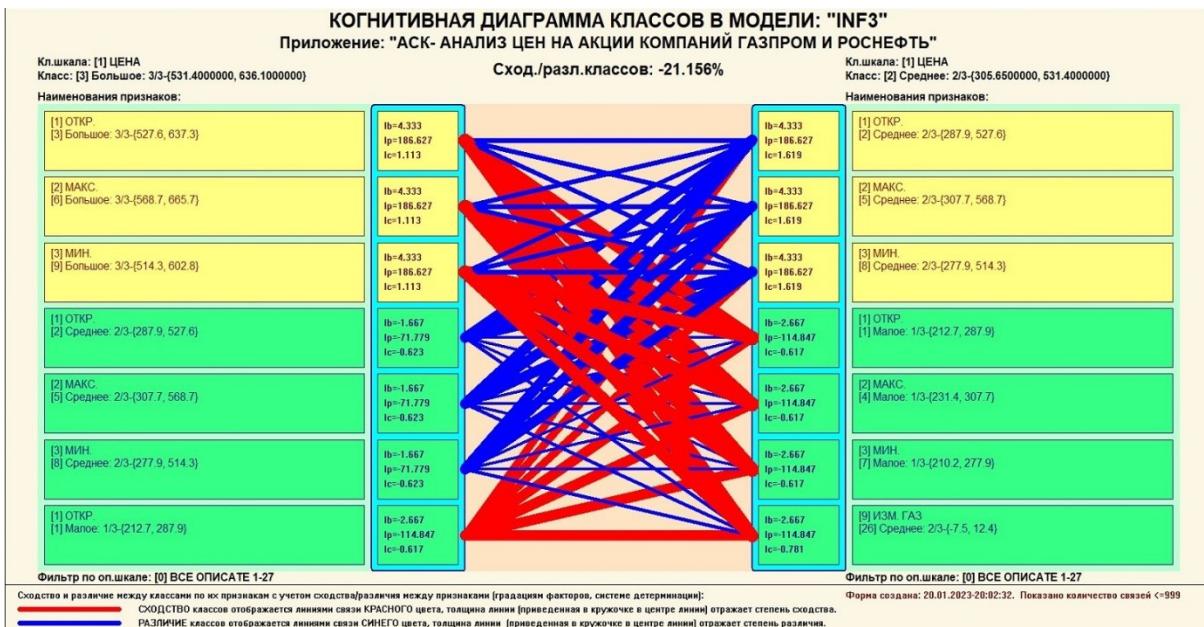
Класс для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
 Класс для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
 Описат.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕ
 Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕ
 Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

Ok Cancel





4.2.3. Когнитивные диаграммы классов

Ok

Процесс генерации и записи когнитивных диаграмм
содержательного сравнения классов успешно звершен !!!

В папку: "E:\AIDOS\AIDOS-X\AID_DATA\A0000001\SYSTEM\CognDiagrCls\" сохранено 25 диаграмм.

Рисунок 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

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

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

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

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 36.

4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	ОТКР.-Малое: 1/3-{212.7100000, 287.8800000}
2	ОТКР.-Среднее: 2/3-{287.8800000, 527.5500000}
3	ОТКР.-Большое: 3/3-{527.5500000, 637.3000000}
4	МАКС.-Малое: 1/3-{231.4400000, 307.6700000}
5	МАКС.-Среднее: 2/3-{307.6700000, 568.7000000}
6	МАКС.-Большое: 3/3-{568.7000000, 665.7000000}

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

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	5
1	ЦЕНА	1	3
2	НАЗВАНИЕ	4	5

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Признак для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Признак для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Классиф.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Классиф.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

Ok Cancel

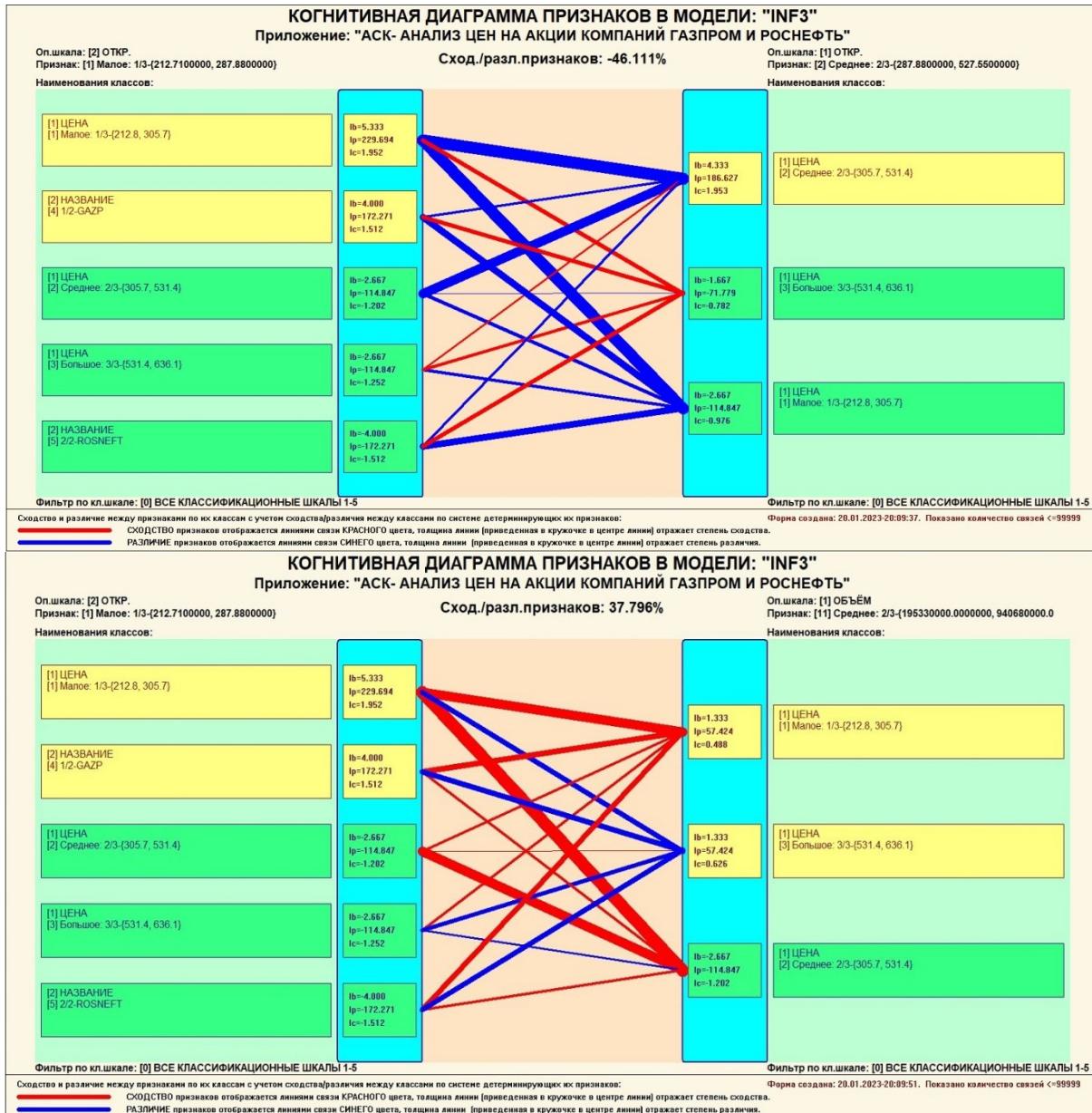


Рисунок 36. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF3

Всего системой в данной модели генерируется множество 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 данное интеллектуальное облачное Эйдос-приложение 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 [22, 23].

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

Когнитивные функции являются одним из наиболее мощных и наглядных средств когнитивной графики, 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 37). 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 проф. Е.В.Луценко со списком этих работ и работ 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 [18]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [19].



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 // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2011. - №03(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. , 2,688 у.п.л. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

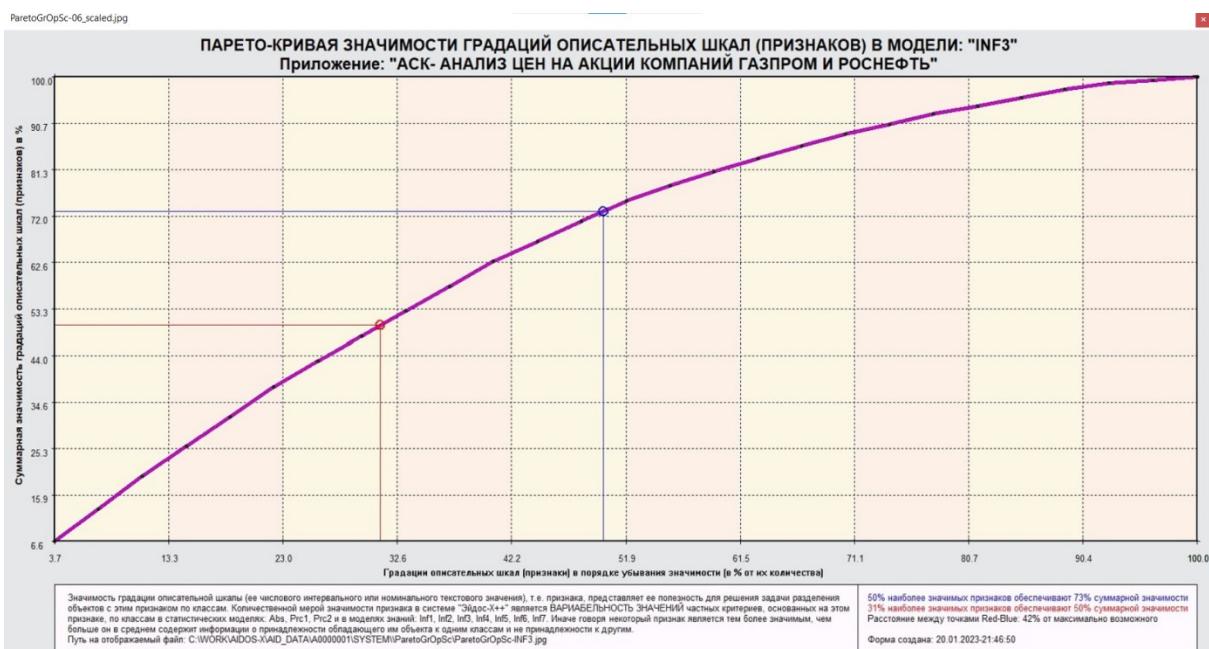
Задайте нужный режим:

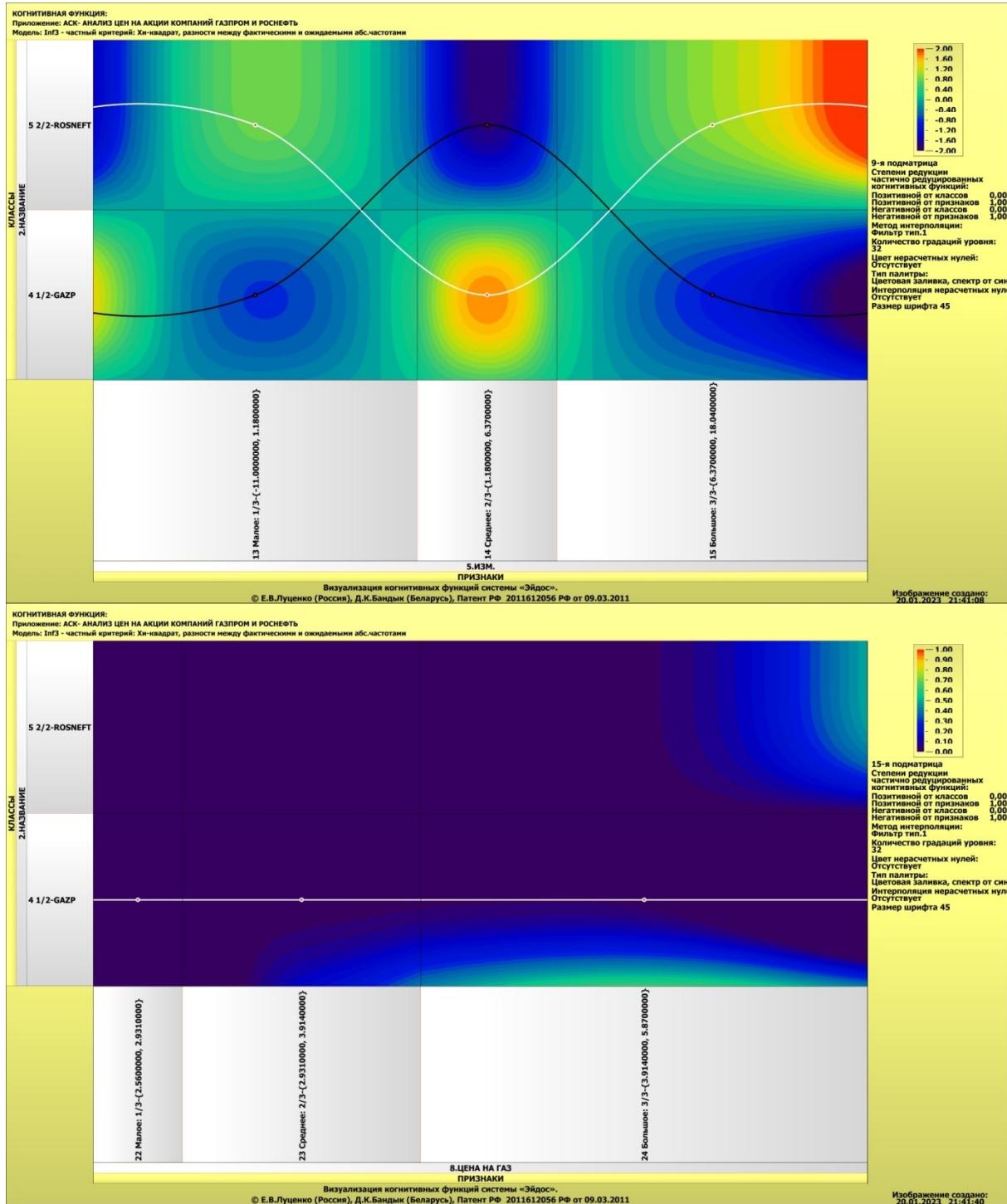
Визуализации когнитивных функций

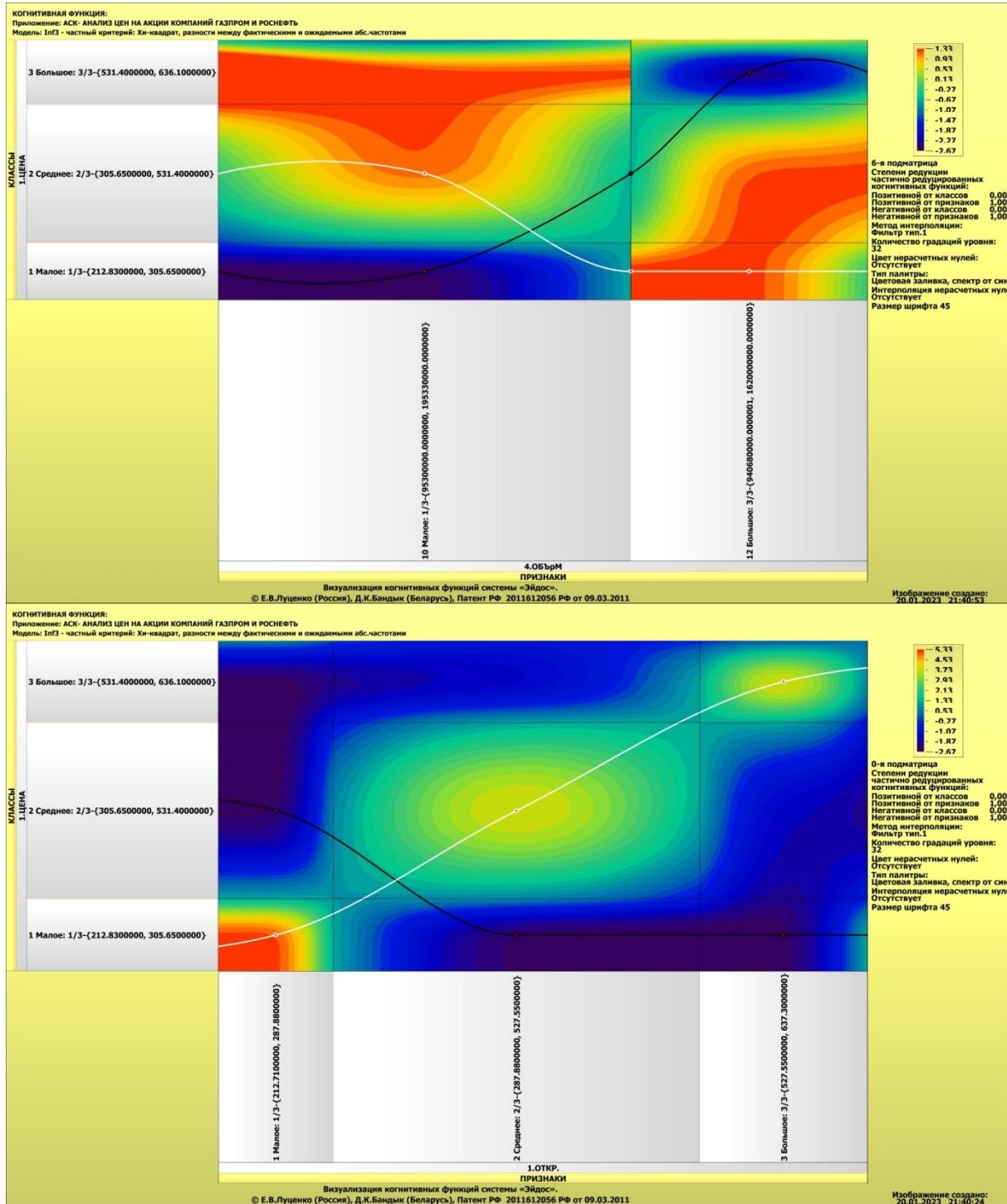
Литератур. ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур. ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур. ссылки на работы по управлению знаниями







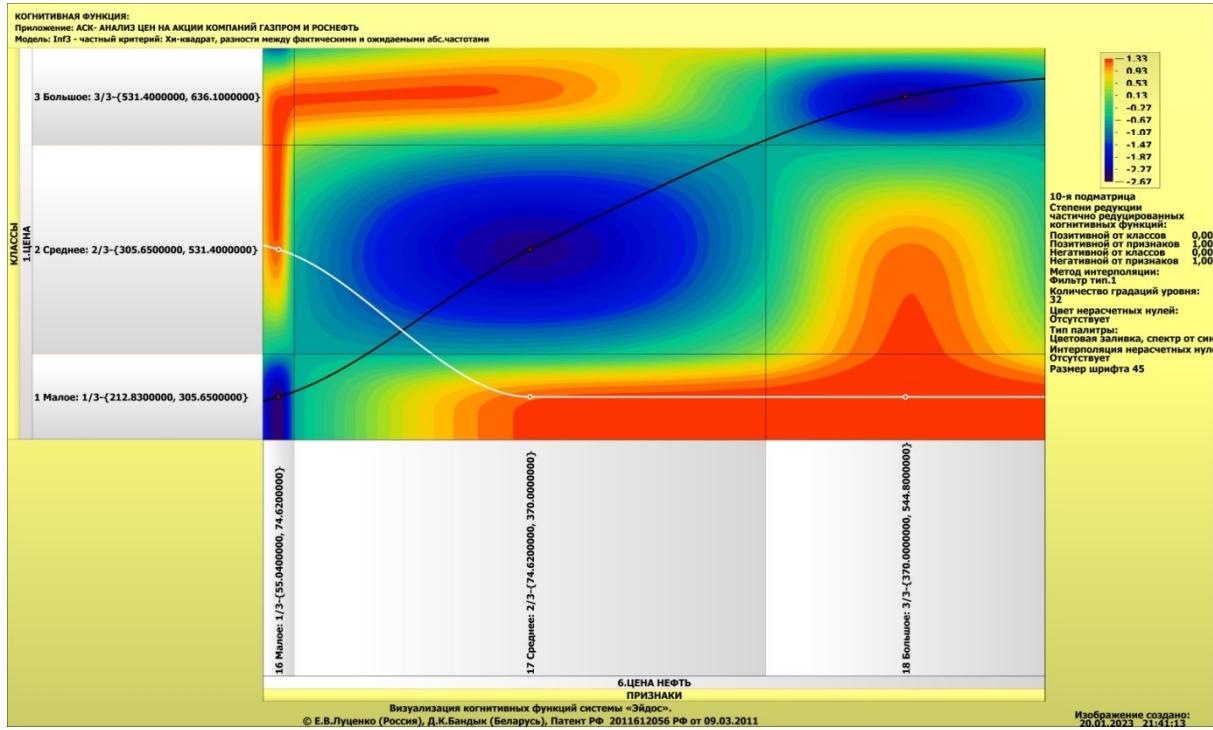


Рисунок 37. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [19].

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 [4].

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf3, 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 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:

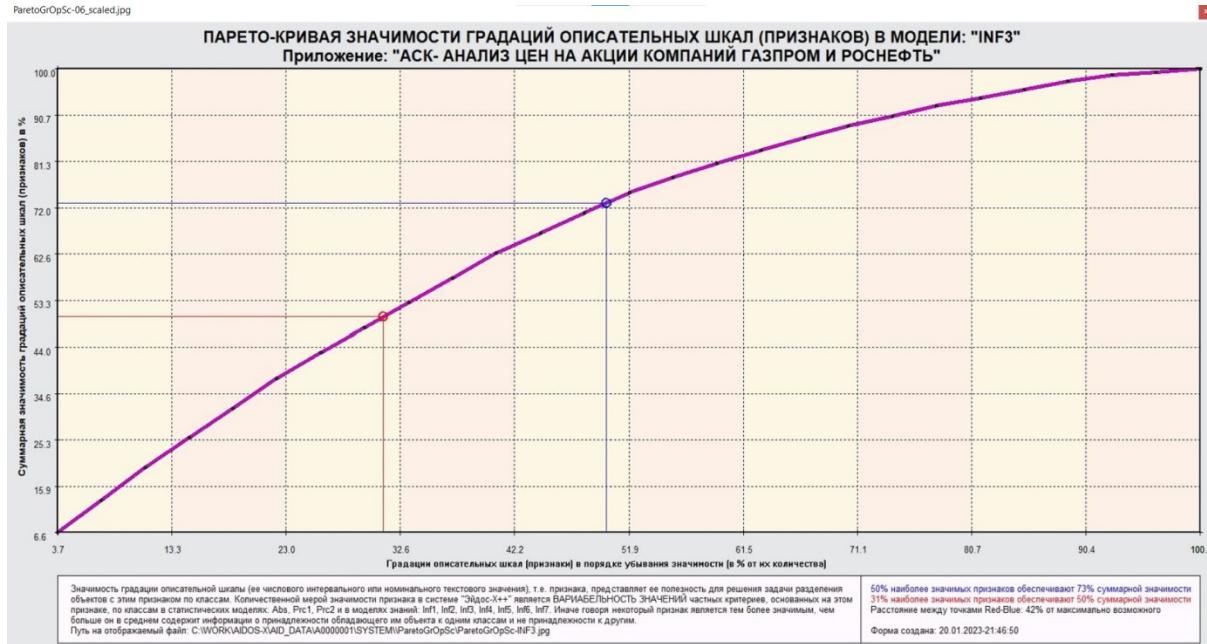


Рисунок 38. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

В таблице 14 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 38. Из таблицы 14 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

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

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	3,7037037	1	ОТКР.-Малое: 1/3-[212.7100000, 287.8800000]	1	4,3204938	4,3204938	6,5984712	6,5984712
2	7,4074074	4	МАКС.-Малое: 1/3-[231.4400000, 307.6700000]	2	4,3204938	8,6409876	6,5984712	13,1969425
3	11,1111111	7	МИН.-Малое: 1/3-[210.2200000, 277.8700000]	3	4,3204938	12,9614814	6,5984712	19,7954137
4	14,8148148	3	ОТКР.-Большое: 3/3-[527.5500000, 637.3000000]	1	3,8944405	16,8559219	5,9477816	25,7431953
5	18,5185185	6	МАКС.-Большое: 3/3-[568.7000000, 665.7000000]	2	3,8944405	20,7503624	5,9477816	31,6909770
6	22,2222222	9	МИН.-Большое: 3/3-[514.3000000, 602.7500000]	3	3,8944405	24,6448029	5,9477816	37,6387586
7	25,9259259	26	ИЗМ. ГАЗ-Среднее: 2/3-[7.5200000, 12.3800000]	9	3,4156503	28,0604532	5,2165496	42,8553082
8	29,6296296	10	ОБЪЁМ-Малое: 1/3-[9530000.0000000, 195330000.0000000]	4	3,2659863	31,3264395	4,9879754	47,8432836
9	33,3333333	12	ОБЪЁМ-Большое: 3/3-[940680000.0000001, 1620000000.0000000]	4	3,2659863	34,5924258	4,9879754	52,8312589
10	37,0370370	16	ЦЕНА НЕФТЬ-Малое: 1/3-[55.0400000, 74.6200000]	6	3,2659863	37,8584121	4,9879754	57,8192343
11	40,7407407	18	ЦЕНА НЕФТЬ-Большое: 3/3-[370.0000000, 544.8000000]	6	3,2659863	41,1243984	4,9879754	62,8072097
12	44,4444444	2	ОТКР.-Среднее: 2/3-[287.8800000, 527.5500000]	1	2,6770631	43,8014615	4,0885428	66,8957525
13	48,1481481	5	МАКС.-Среднее: 2/3-[307.6700000, 568.7000000]	2	2,6770631	46,4785246	4,0885428	70,9842953
14	51,8518519	8	МИН.-Среднее: 2/3-[277.8700000, 514.3000000]	3	2,6770631	49,1555877	4,0885428	75,0728381
15	55,5555556	14	ИЗМ.-Среднее: 2/3-[1.1800000, 6.3700000]	5	2,0412415	51,1968292	3,1174847	78,1903228
16	59,2592593	25	ИЗМ. ГАЗ-Малое: 1/3-[33.4100000, -7.5200000]	9	1,7795130	52,9763422	2,7177600	80,9080828
17	62,9629630	27	ИЗМ. ГАЗ-Большое: 3/3-[12.3800000, 46.1300000]	9	1,7795130	54,7558552	2,7177600	83,6258429
18	66,6666667	11	ОБЪЁМ-Среднее: 2/3-[195330000.0000000, 940680000.0000001]	4	1,6329932	56,3888484	2,4939878	86,1198306
19	70,3703704	17	ЦЕНА НЕФТЬ-Среднее: 2/3-[74.6200000, 370.0000000]	6	1,6329932	58,0218416	2,4939878	88,6138184
20	74,0740741	13	ИЗМ.-Малое: 1/3-[11.0000000, 1.1800000]	5	1,2909944	59,3128360	1,9716703	90,5854887
21	77,7777778	19	ИЗМ. НЕФТЬ-Малое: 1/3-[17.3100000, 0.1800000]	7	1,2909944	60,6038304	1,9716703	92,5571590
22	81,4814815	20	ИЗМ. НЕФТЬ-Среднее: 2/3-[0.1800000, 7.3800000]	7	1,0801234	61,6839538	1,6496177	94,2067768
23	85,1851852	22	ЦЕНА НА ГАЗ-Малое: 1/3-[2.5600000, 2.9310000]	8	1,0801234	62,7640772	1,6496177	95,8563945
24	88,8888889	24	ЦЕНА НА ГАЗ-Большое: 3/3-[3.9140000, 5.8700000]	8	1,0801234	63,8442006	1,6496177	97,5060122
25	92,5925926	15	ИЗМ.-Большое: 3/3-[6.3700000, 18.0400000]	5	0,8164966	64,6606972	1,2469939	98,7530061
26	96,2962963	21	ИЗМ. НЕФТЬ-Большое: 3/3-[7.3800000, 17.0400000]	7	0,4082483	65,0689455	0,6234969	99,3765031
27	100,0000000	23	ЦЕНА НА ГАЗ-Среднее: 2/3-[2.9310000, 3.9140000]	8	0,4082483	65,4771938	0,6234969	100,0000000

На экранной форме рисунка 39 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях.

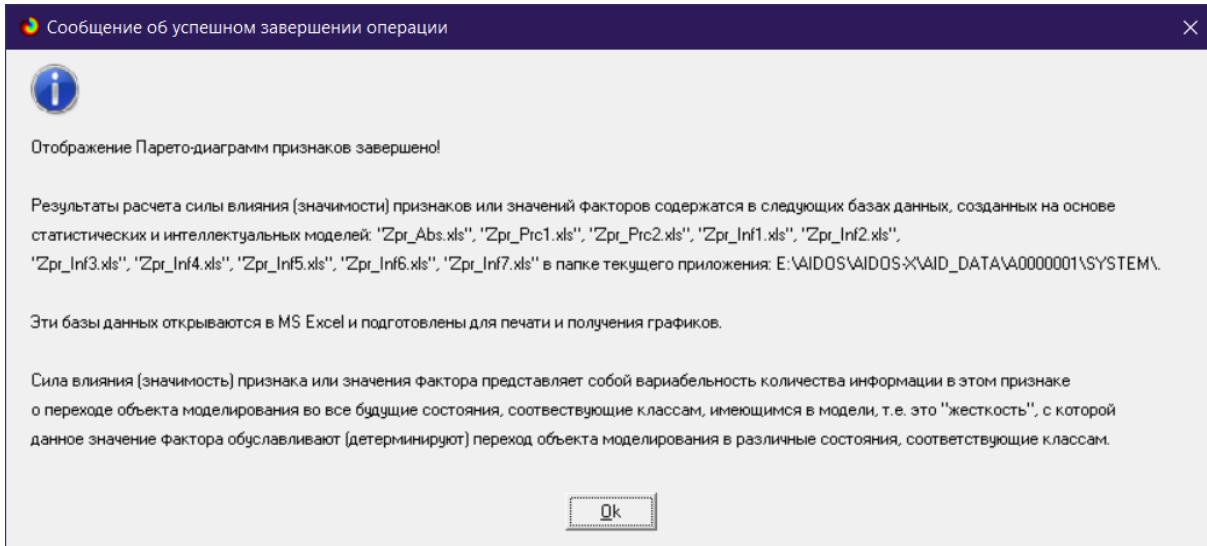


Рисунок 39. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

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

В таблице 15 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF3.

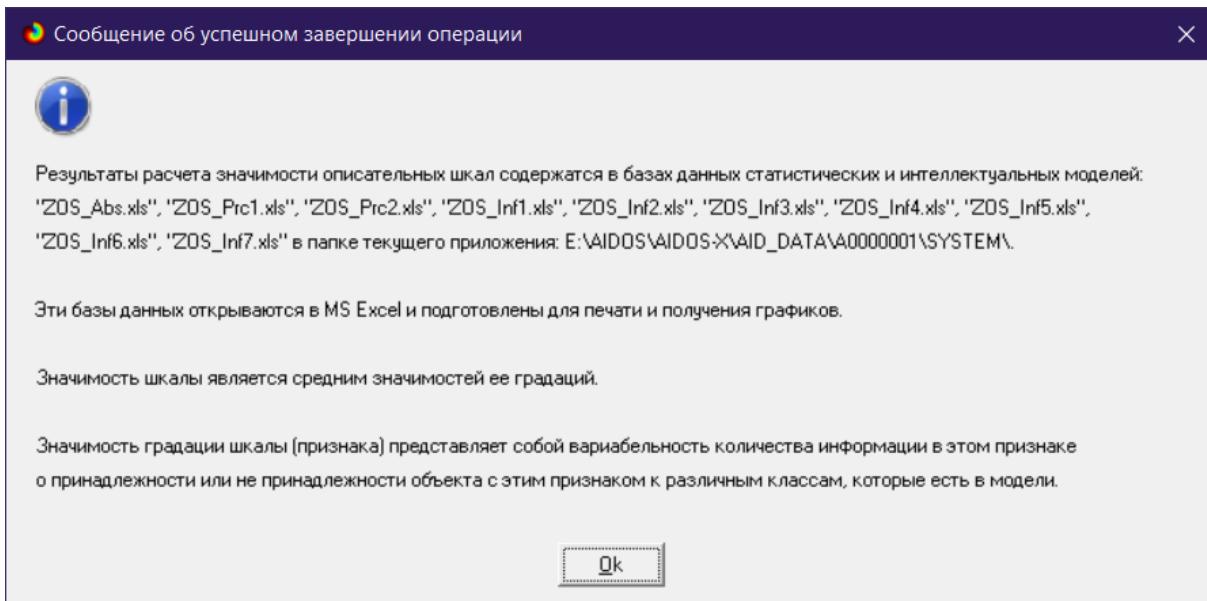


Рисунок 40. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

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

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	10,0000000	5	CLIP CAPACITY	3	35	37	6,0153652	6,0153652	15,3733281	15,3733281
2	20,0000000	6	FIRE RATE	3	38	40	5,8426686	11,8580338	14,9319714	30,3052995
3	30,0000000	8	ACCURACY	3	44	46	5,5429676	17,4010014	14,1660326	44,4713320
4	40,0000000	7	RANGE	3	41	43	5,4064276	22,8074290	13,8170805	58,2884125
5	50,0000000	2	ENERGY DAMAGE	3	4	6	4,6728499	27,4802789	11,9422931	70,2307057
6	60,0000000	1	PHYSICAL DAMAGE	3	1	3	4,0792224	31,5595013	10,4251732	80,6558789
7	70,0000000	10	WEIGHT	3	50	52	4,0362649	35,5957662	10,3153877	90,9712666
8	80,0000000	9	COST	3	47	49	1,9215845	37,5173507	4,9109485	95,8822152
9	90,0000000	4	AMMUNITION	25	10	34	1,1878097	38,7051604	3,0356575	98,9178726
10	100,0000000	3	RADIATION DAMAGE	3	7	9	0,4234211	39,1285815	1,0821274	100,0000000

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



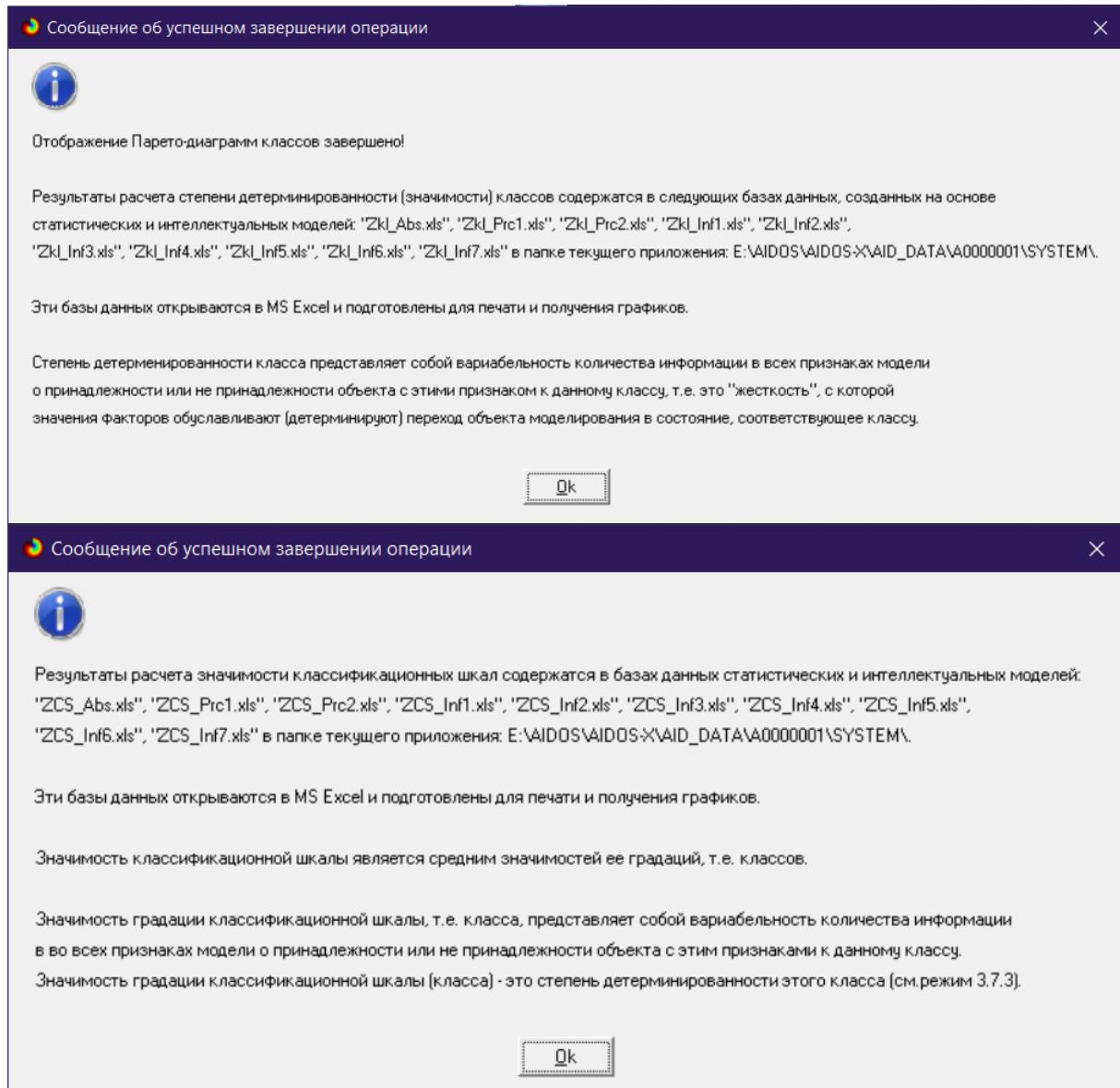


Рисунок 41. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 41. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс.

Таблица 16 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_CLSC	NAME_CLSC	N_GRCLSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_CS	ZN_CSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	50,0000000	2	НАЗВАНИЕ	2	4	5	2,6457513	2,6457513	52,8515935	52,8515935
2	100,0000000	1	ЦЕНА	3	1	3	2,3602497	5,0060010	47,1484065	100,0000000

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

Полученные результаты можно оценить, как успешно решавшие сформулированную в работе проблему и обеспечивающие достижение

поставленной в работе цели. Эти результаты получены путем применения программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [8], 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. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является возможность применения системно-когнитивных моделей для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области. Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений.

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

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

Как показывает анализ результатов численного эксперимента, предложенного и реализованного в системе «Эйдос», решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута, поставленная проблема решена. В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным ценам на акции, изучено влияние биржевых факторов на цены акций, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос». Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. 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 информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
4. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.
5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
8. [Котировки Gazprom \(GAZP\) за прошлые периоды — Investing.com:](https://ru.investing.com/equities/gazprom_rts-historical-data) https://ru.investing.com/equities/gazprom_rts-historical-data.
9. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
10. Луценко, Е. В. 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 // Политематический 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) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного

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

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

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

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

17. Луценко, Е. В. 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 Дьерьдь. 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/rassuzhdjenija.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.