

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных технологий и систем

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии
на тему: «АСК-анализ цен на жилье в г. Москва и Московской области»
Выполнил студент группы: ИТ2241 Молодченко Вероника Юрьевна
Допущен к защите:

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

Защищен

(дата)

Оценка

Краснодар 2024

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ

на курсовую работу

Студента курса Молодченко Вероника Юрьевна 2 очной
формы обучения группы ИТ2241

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК-анализ цен на жилье в г. Москва и Московской
области»

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор

(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсовой работы

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

Достоинства работы

Недостатки работы:

Итоговая оценка при защите

Рецензент  (Е.В. Луценко)

«10» февраля 2024 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 81 страница, 43 рисунка, 11 таблиц, 20 литературных источников.

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

Цель данной курсовой работы заключается в создании и анализе интеллектуальных моделей, которые в полной мере отражают существующие причинно-следственные связи цен на жилье в г. Москва и Московской области.

Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

В данной курсовой работе необходимо проанализировать методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

СОДЕРЖАНИЕ

РЕФЕРАТ	2
1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	5
1.1 ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
1.2 ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	5
1.3 ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	5
1.4 ЦЕЛЬ РАБОТЫ	6
2. METHODS (МЕТОДЫ)	6
2.1 ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	6
2.2 ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	7
2.3 АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	7
2.4 СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	9
2.5 ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	14
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	17
3.1 Задача - 1. Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций	17
3.2 Задача - 2. Формализация предметной области.....	18
3.3 Задача - 3. Синтез статистических и системно- когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний	24
3.4 Задача - 4. Верификация моделей.....	33
3.5 Задача - 5. Выбор наиболее достоверной модели.....	37
3.6 Задача - 6. Системная идентификация и прогнозирование.....	38
3.6.1 Интегральные критерий «Сумма знаний».....	39
3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс званий»	40
3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев.....	41
3.6.4 Решение задачи дентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	43
3.7 Задача – 7. Поддержка принятия решений	46
3.7.1 Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	46
3.7.2 Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос».....	48
3.8 Задача – 8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели.....	54
3.8.1 Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	54
3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов	56
3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных	58
3.8.4 Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	60
3.8.5 Нелокальная нейронная сеть.....	63
3.8.6 3D-интегральные когнитивные	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).....	68
3.8.9 Когнитивные функции	70
3.8.10 Значимость описательных шкал и их градаций.....	73
3.8.11 Степень детерминированности классов и классификационных шкал	74
DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	76
CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	77
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	78

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1 Описание исследуемой предметной области

Рынок недвижимости в Москве и Московской области представляет интерес для множества участников. Владельцы жилья, покупатели, застройщики, инвесторы - все они зависят от ценовых тенденций и стремятся узнать, какой будет цена в будущем. Анализируя данные о продажах, аренде, покупках и других параметрах рынка, можно прогнозировать изменения цен и принимать взвешенные решения, связанные с покупкой и продажей недвижимости.

1.2 Объект и предмет исследования

Целью данной курсовой работы является АСК-анализ цен на жилье в г. Москва и Московской области.

Задачами, поставленными в данной курсовой работе, являются:

- подготовка исходных данных и формализация предметной области;
- синтез и верификация статистических и системно- когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели;
- решение различных задач в наиболее достоверной модели: прогнозирование, поддержка принятия решений, исследование полученных моделей.

Объектом исследования данной работы является выборка данных о ценах на жилье в г. Москва и Московской области.

1.3 Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Проблема – это несоответствие фактического положения дел и желаемого (целевого) в предмете исследования, противоречие между фактическим и желаемым, и это несоответствие и противоречие неприемлемо.

Если в работе не ставится и не решается какая-либо проблема, то эта работа не актуальна, т.е. вообще не нужна и непонятно зачем она написана. Поэтому проблема, решаемая в работе, обязательно должна быть сформулирована в самом ее начале. Предыдущие разделы являются подготовительными и создают для этого необходимые предпосылки, чтобы постановка проблемы была обоснованной и

убедительной.

О соотношении содержания понятий «Проблема» и «Задача». Задача – это простая проблема, а проблема – это сложная задача.

Сложность относительна, т.е. зависит от степени компетентности исследователя и степени его информированности и возможностей информационного поиска. Если исследователю известен метод разрешения проблемной ситуации, то для него это задача, а если неизвестен или он вообще не существует, то проблема.

Результатом данной работы можно считать получение теоретических и практических знаний в области анализа работы систем искусственного интеллекта и анализа результата их работы.

1.4 Цель работы

Цель данной курсовой работы заключается в создании и анализе интеллектуальных моделей, которые в полной мере отражают существующие причинно-следственные связи на жилье в г. Москва и Московской области. Для решения задачи, которая представлена в данной работе будет использоваться Microsoft Office Excel и система искусственного интеллекта Эйдос-X++.

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1 Обоснование требований к методу решения проблемы

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели было решено использовать новый метод искусственного интеллекта:

Автоматизированный системно-когнитивный анализ или АСК-анализ. Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время

выступает Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X.

Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от
- предметной области.

Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, в которых не требуется автоматического, т. е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области.

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 [4].

2.3 Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) как метод решения проблемы

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен проф.Е.В.Луценко в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов и фундаментальной монографии [2].

Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-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 слов.

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 665 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в WoS, 7 публикаций в журналах, входящих в Скопус [6, 7, 8].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США.

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 8 докторских диссертациях по экономическим, техническим, биологическим наукам и в 8 кандидатских диссертациях по экономическим, техническим, психологическими и медицинским наукам, еще несколько докторских и кандидатских диссертаций с применением АСК-анализа находятся в стадии выхода на защиту.

Автор является основателем междисциплинарной научной школы:

«Автоматизированный системно-когнитивный анализ». Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ). 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 автора есть личный сайт [7] и страничка в РесечГейт [8], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК- анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК- анализе и системе «Эйдос» обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [6]. Сама метризация номинальных шкал достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной урожайности [5]. Для работы с лингвистическими переменными применяется лингвистический АСК-анализ [4].

2.4 Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа

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

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

– находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (<http://lc.kubagro.ru/AidosALL.txt>): открытая лицензия: CC BY-SA

– (<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 400, соответственно:

http://lc.kubagro.ru/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://lc.kubagro.ru/map5.php>);

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

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

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

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

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения

целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

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

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

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

«Подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен акт внедрения на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см. 2-й акт по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>).

«Эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы. Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены свидетельства Роспатента, первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта (слева приведена титульная видеogramма

финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

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

«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.

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



Рисунок 1 – Титульная видеोगрамма DOS-версии системы «Эйдос» (до 2012 года)



Рисунок 2 –Титульные видеोगраммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5 Цель и задачи работы

Целью данной курсовой работы является АСК-анализ цен на жилье в г. Москва и Московской области

Поскольку для решения поставленных задач используется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время

выступает интеллектуальная система «Эйдос», то достижение поставленной цели обеспечивается решением следующих задач и подзадач, которые являются этапами достижения цели:

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

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 (Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы); Кластерно-конструктивный анализ классов; Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал; Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны; Нелокальная нейронная сеть; 3d-интегральные когнитивные карты; 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); Когнитивные функции; Значимость описательных шкал и их градаций; Степень детерминированности классов и классификационных шкал).

Задача-8 исследование объекта моделирования путем исследования его модели, включает ряд подзадач. 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»:

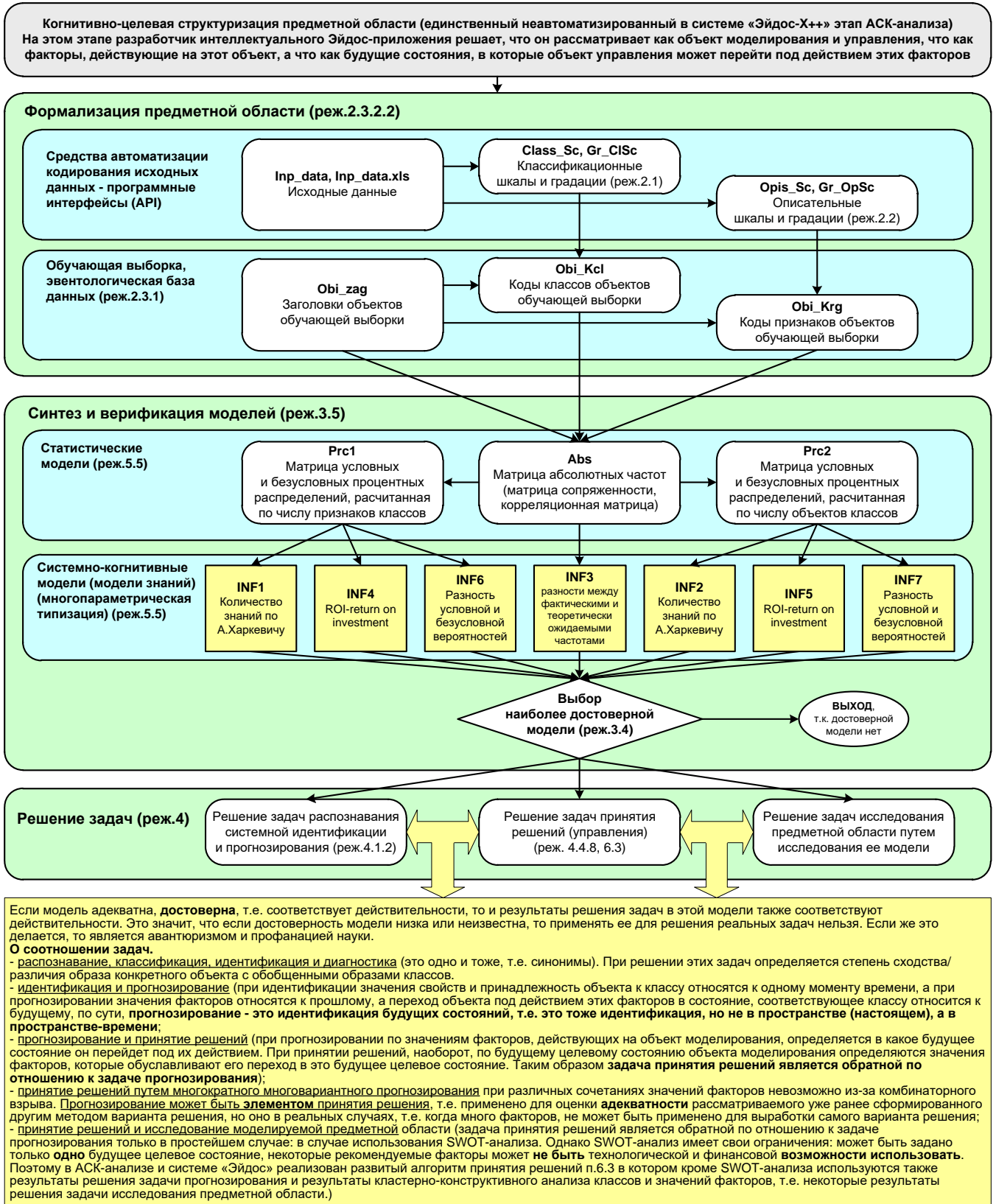


Рисунок 3 – Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы неформализуемым путем решаем на качественном уровне, что будем рассматривать в качестве объекта моделирования, что в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий). По сути это постановка решаемой проблемы.

Описательные шкалы служат для формального описания факторов, а классификационные – результатов их действия на объект моделирования. Шкалы могут быть числовые и текстовые. Текстовые шкалы могут быть номинальные и порядковые.

Когнитивная структуризация предметной области является первым и единственным неавтоматизированным в системе «Эйдос» этапом АСК-анализа, т.е. все последующие этапы АСК анализа в ней полностью автоматизированы.

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

Статичная интерпретация и терминология:

- градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);

- описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

- Динамичная интерпретация и терминология:

- градации классификационных шкал – это обобщающие категории будущих состояний объекта моделирования (классы), описывающие результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении: например количество и качество продукции, прибыль и

рентабельность;

– описательные шкалы – факторы, действующие на объект моделирования, градации описательных шкал – значения факторов, действующие на объект моделирования.

Обобщающая терминология:

– классификационные шкалы и градации;
– описательные шкалы и градации.
– В данной работе в качестве объекта моделирования выступает недвижимость, (таблица 1), а в качестве результатов действия этих станции метро (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Number
2	Metro station
3	Price
4	Minutes to metro
5	Area
6	Living area
7	Kitchen area
8	Floor
9	Number of floors
10	Renovation

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Metro station

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 файл Excel.

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

Number	Metro station	Price	Minutes to metr	Area	Living area	Kitchen an	Floor	Number of	Renovation
1	Опалиха	6300000	6	30,6	11,1	8,5	25	25	Cosmetic
2	Павшино	9000000	2	49,2	20	10	6	15	European-style renovation
3	Мякинино	11090000	14	44,7	16,2	13,1	10	25	Cosmetic
4	Строгино	8300000	8	35,1	16	11	12	33	European-style renovation
5	Опалиха	6450000	6	37,7	15,2	4	5	5	Without renovation
6	Опалиха	7150000	6	38,4	18	8	8	18	European-style renovation
7	Нахабино	7400000	11	33	16	8	7	7	European-style renovation
8	Строгино	7500000	27	25	14,8	8,7	16	34	European-style renovation
9	Красногорская	7800000	6	41,8	18	10	6	17	Cosmetic
10	Тушинская	7999999	35	44	19	11	11	24	Designer
11	Аникеевка	9000000	17	44,8	15	10,3	5	6	European-style renovation
12	Волоколамская	12300000	16	39	21,9	9,9	26	30	Designer
13	Волоколамская	14000000	12	48	23	9	12	28	Designer
14	Павшино	6000000	3	33,8	17	7	4	9	Without renovation
15	Красногорская	6200000	19	32,7	18	6	9	9	European-style renovation
16	Красногорская	6300000	19	32,1	18,4	9,3	2	9	Without renovation
17	Опалиха	6500000	7	34,9	17	9	2	14	Cosmetic
18	Опалиха	6800000	7	38	17,4	9	8	14	European-style renovation
19	Опалиха	7350000	6	40	16,1	9,8	17	24	European-style renovation
20	Красногорская	8100000	6	47,6	26	12	8	11	Cosmetic

Таблица имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 20 наблюдений;
- каждое наблюдение описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов. Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и

модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;

- 1-я колонка – номер наблюдения (не является шкалой);
- колонка 2 – это классификационные шкалы – это шкалы числового типа описывающие результаты действия факторов, в данном случае наименование видеокарты. В системе «Эйдос» существует не очень жестко ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

- колонки с 3 по 10-ю – это описательные шкалы, формализующие информацию о недвижимости. Эти шкалы имеют текстовый тип и их градациями являются лингвистические переменные;

- Математическая модель системы «Эйдос» обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно- следственных зависимостей в неполных (фрагментированных) зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения. Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например, подобные представленным в таблице 5.

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 5, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

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

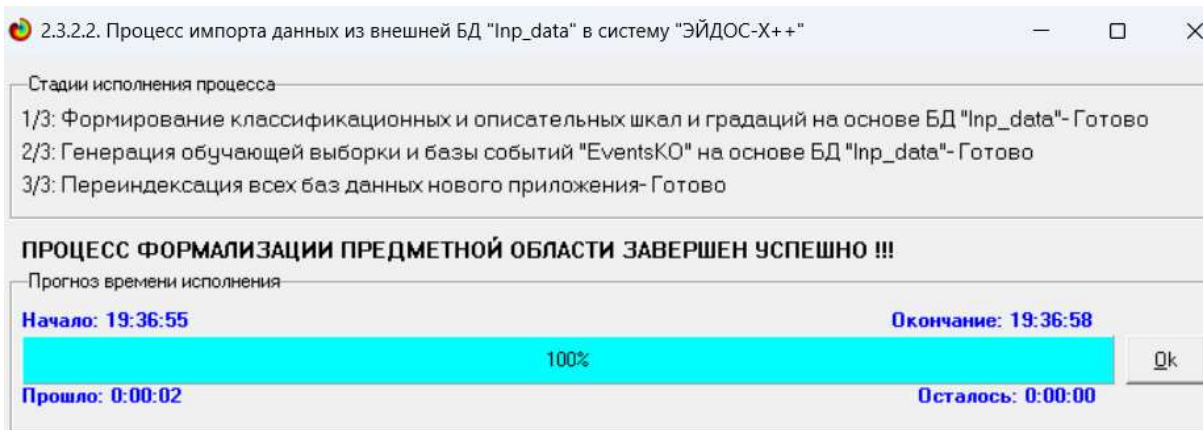
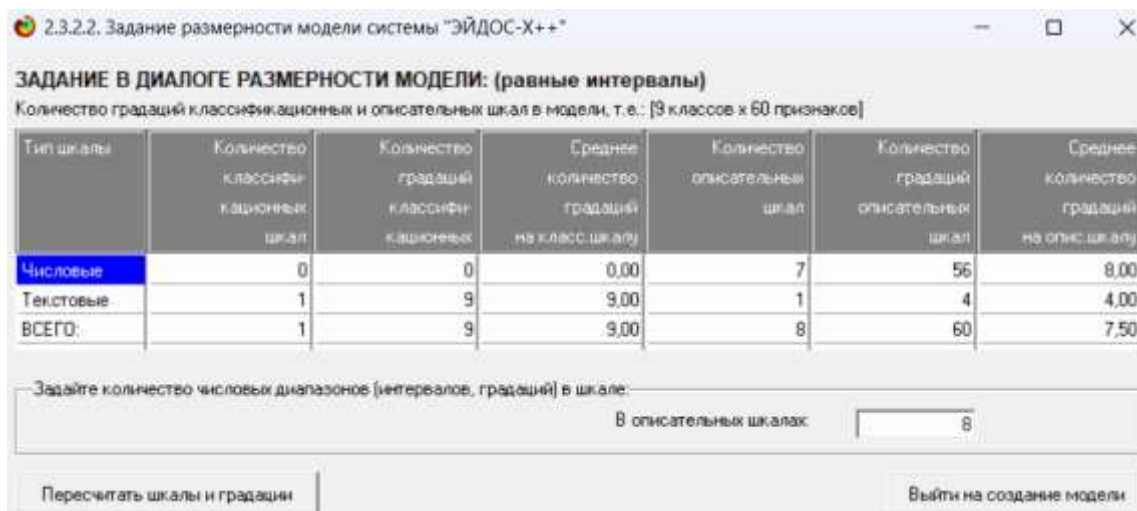
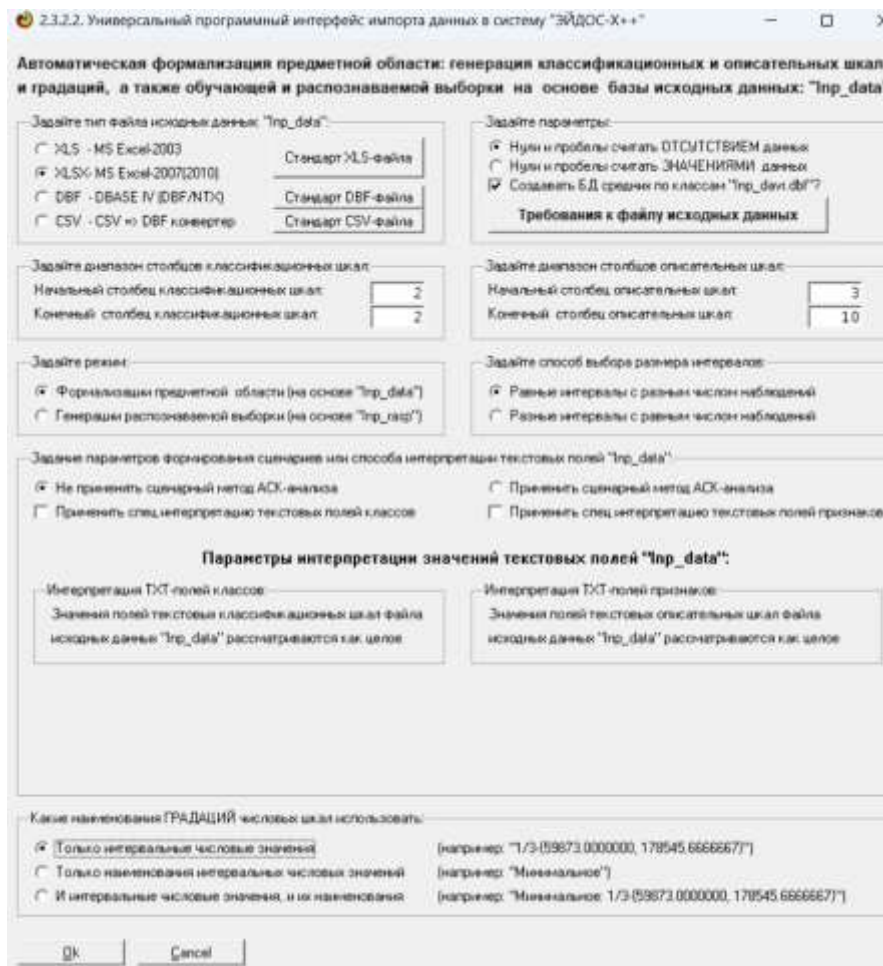


Рисунок 4 – Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

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.

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

1	METRO STATION-Опалиха
2	METRO STATION-Павшино
3	METRO STATION-Мякинино
4	METRO STATION-Строгино
5	METRO STATION-Опалиха
6	METRO STATION-Опалиха
7	METRO STATION-Нахабино
8	METRO STATION-Строгино
9	METRO STATION-Красногорская

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

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (лингвистические переменные)

KOD_AIK	NAME_AIK
1	PRICE-1/11-{6000000.0000000, 6727272.7272727}
2	PRICE-2/11-{6727272.7272727, 7454545.4545455}
3	PRICE-3/11-{7454545.4545455, 8181818.1818182}
4	PRICE-4/11-{8181818.1818182, 8909090.9090909}
5	PRICE-5/11-{8909090.9090909, 9636363.6363636}
6	PRICE-6/11-{9636363.6363636, 10363636.3636364}
7	PRICE-7/11-{10363636.3636364, 11090909.0909091}
8	PRICE-8/11-{11090909.0909091, 11818181.8181818}
9	PRICE-9/11-{11818181.8181818, 12545454.5454545}
10	PRICE-10/11-{12545454.5454545, 13272727.2727273}
11	PRICE-11/11-{13272727.2727273, 14000000.0000000}
12	MINUTES TO METRO-1/11-{2.0000000, 5.0000000}
13	MINUTES TO METRO-2/11-{5.0000000, 8.0000000}
14	MINUTES TO METRO-3/11-{8.0000000, 11.0000000}

15	MINUTES TO METRO-4/11-{11.0000000, 14.0000000}
16	MINUTES TO METRO-5/11-{14.0000000, 17.0000000}
17	MINUTES TO METRO-6/11-{17.0000000, 20.0000000}
18	MINUTES TO METRO-7/11-{20.0000000, 23.0000000}
19	MINUTES TO METRO-8/11-{23.0000000, 26.0000000}
20	MINUTES TO METRO-9/11-{26.0000000, 29.0000000}
21	MINUTES TO METRO-10/11-{29.0000000, 32.0000000}
22	MINUTES TO METRO-11/11-{32.0000000, 35.0000000}
23	AREA-1/11-{25.0000000, 27.2000000}
24	AREA-2/11-{27.2000000, 29.4000000}
25	AREA-3/11-{29.4000000, 31.6000000}
26	AREA-4/11-{31.6000000, 33.8000000}
27	AREA-5/11-{33.8000000, 36.0000000}
28	AREA-6/11-{36.0000000, 38.2000000}
29	AREA-7/11-{38.2000000, 40.4000000}
30	AREA-8/11-{40.4000000, 42.6000000}
31	AREA-9/11-{42.6000000, 44.8000000}
32	AREA-10/11-{44.8000000, 47.0000000}
33	AREA-11/11-{47.0000000, 49.2000000}
34	LIVING AREA-1/11-{11.1000000, 12.4545455}
35	LIVING AREA-2/11-{12.4545455, 13.8090909}
36	LIVING AREA-3/11-{13.8090909, 15.1636364}
37	LIVING AREA-4/11-{15.1636364, 16.5181818}
38	LIVING AREA-5/11-{16.5181818, 17.8727273}
39	LIVING AREA-6/11-{17.8727273, 19.2272727}
40	LIVING AREA-7/11-{19.2272727, 20.5818182}
41	LIVING AREA-8/11-{20.5818182, 21.9363636}
42	LIVING AREA-9/11-{21.9363636, 23.2909091}
43	LIVING AREA-10/11-{23.2909091, 24.6454545}
44	LIVING AREA-11/11-{24.6454545, 26.0000000}
45	KITCHEN AREA-1/11-{4.0000000, 4.8272727}
46	KITCHEN AREA-2/11-{4.8272727, 5.6545455}
47	KITCHEN AREA-3/11-{5.6545455, 6.4818182}
48	KITCHEN AREA-4/11-{6.4818182, 7.3090909}
49	KITCHEN AREA-5/11-{7.3090909, 8.1363636}
50	KITCHEN AREA-6/11-{8.1363636, 8.9636364}

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

Таблица 6 – Обучающая выборка (не полностью)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11
1	6	1	13	25	34	50	66	74	78	1
2	7	5	12	33	40	52	57	70		2
3	4	7	15	31	37	55	59	74	78	3
4	8	4	13	27	37	53	60	77		4
5	6	1	13	28	37	45	57	67		5
6	6	2	13	29	39	49	58	71		6
7	5	2	14	26	37	49	58	67		7
8	8	3	20	23	36	50	62	77		8
9	3	3	13	30	39	52	57	71	78	9
10	9	3	22	31	39	53	60	74	79	10
11	1	5	16	31	36	52	57	67		11
12	2	9	16	29	41	52	66	76	79	12

13	2	11	15	33	42	51	60	75	79	13
14	7	1	12	26	38	48	56	68		14
15	3	1	17	26	39	47	59	68		15
16	3	1	17	26	39	51	56	68		16
17	6	1	13	27	38	51	56	70	78	17
18	6	2	13	28	38	51	58	70		18
19	6	2	13	29	37	52	62	74		19
20	3	3	13	33	44	54	58	69	78	20

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

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

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы

«Эйдос». Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и СК-модели, подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко. Отметим лишь, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов).

Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 3).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике и обеспечивает [2, 3] сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах

шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

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

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

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

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

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

На практике часто встречается существенная несбалансированность данных, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 9) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 10) является весьма обоснованным и логичным.

Таблица 7 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

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

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

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 9), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 10) и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 12), в частности матрица информативностей.

Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных

видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [6].

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

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

В таблице 11 приведены формулы:

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

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 11), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или признаков, или объектов обучающей выборки в j -м классе, а нормировка к нулю (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы.

Когда мы сравниваем фактические и теоретические абсолютные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний: «хи- квадрат» (СК-модель INF3), когда же мы сравниваем их путем деления, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2) или «коэффициент возврата инвестиций ROI» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

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
<p>ABS, матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i-го признака у объектов j-го класса; \bar{N}_y - 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)</p>	$N_i = \sum_{j=1}^M N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^W N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_y = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота}.$	
<p>PRC1, матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу</p>	--	$P_y = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<p>PRC2, матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу</p>		
<p>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</p>	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{N_j} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<p>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.</p>		
<p>INF3, частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами</p>	--	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<p>INF4, частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j-му классу</p>	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<p>INF5, частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j-му классу</p>		
<p>INF6, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j-му классу</p>	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<p>INF7, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j-му классу</p>		

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. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний. Ясно, что вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на практике (также как и другие математические и физические абстракции, типа математической точки, материальной точки, бесконечно малой и т.п.). На практике встречается только относительная частота. Но она может быть весьма близкой к вероятности. Например, при 480 наблюдений различие между относительной частотой и вероятностью (погрешность) составляет около 5%, при 1250 наблюдениях – около 2.5%, при 10000 наблюдениях – 1%.

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

задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК- анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 12).

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК- анализе все модели рассматриваются как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК- анализа (таблица 13):

Таблица 11 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

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 источник данных для расчета модели ABS:

Обучающая выборка Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот:

- 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

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

Какие объекты обуч.выборки копировать:

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

Удалять из обуч.выборки скопированные объекты:

- Не удалять
- Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Подробнее

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Для каждой заданной модели выполнить:

- Синтез и верификацию
- Только верификацию
- Только синтез

Задайте процессор:

- CPU
- GPU

Задайте алгоритм:

- Классика - дольше
- Упрощенно-быстрее

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

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 9194 байт, т.е.: 0.0004281 % от МАХ-возможного, (от 2Гб)

УЧИТЫВАТЬ только наиболее достоверные результаты распознавания с МОДУЛЕМ инт.крит. "Резонанс знаний" выше %

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

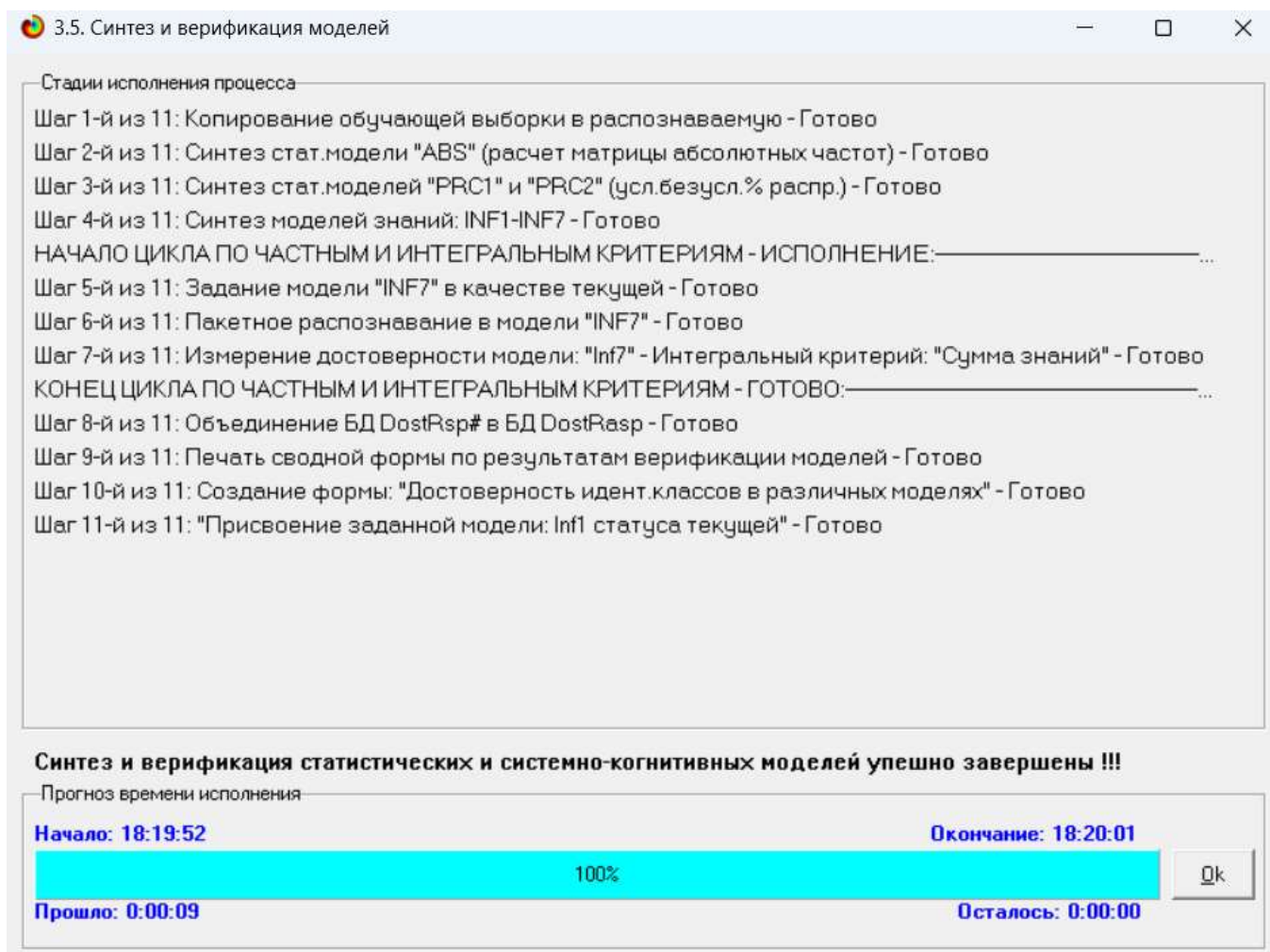


Рисунок 7 – Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

Стоит отметить, что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 9 секунд. Далее перейдем непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

В результате работы режима 5.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 8-10:

Код признака	Наименование абсолютной частоты признака	1. METRO STATION АННЕСЗКА	2. METRO STATION ВОЛОКОВИЦА	3. METRO STATION ПРАХОЎГОРС	4. METRO STATION ПРАЖАНО	5. METRO STATION НАВАШНО	6. METRO STATION ДАБЛКА	7. METRO STATION ПАВАННО	8. METRO STATION СТРЭЎНО	9. METRO STATION ТУШНОВА	Сума	Сярэня
1.0	PRICE 1/9 (8000000,000000; 7000000,000000)			2.0			4.0	1.0			7.0	0.7
2.0	PRICE 2/9 (7000000,000000; 8000000,000000)			1.0		1.0	2.0		1.0	1.0	6.0	0.6
3.0	PRICE 3/9 (6000000,000000; 9000000,000000)	1.0		1.0				1.0	1.0		4.0	0.4
4.0	PRICE 4/9 (5000000,000000; 10000000,000000)											
5.0	PRICE 5/9 (10000000,000000; 11000000,000000)											
6.0	PRICE 6/9 (11000000,000000; 12000000,000000)				1.0						1.0	0.1
7.0	PRICE 7/9 (12000000,000000; 13000000,000000)		1.0								1.0	0.1
8.0	PRICE 8/9 (13000000,000000; 14000000,000000)		1.0								1.0	0.1
9.0	MINUTES TO METRO 1/9 (2,000000; 6,125000)			2.0			4.0	2.0			8.0	0.8
10.0	MINUTES TO METRO 2/9 (6,125000; 10,250000)						2.0		1.0		3.0	0.3
11.0	MINUTES TO METRO 3/9 (10,250000; 14,375000)		1.0		1.0	1.0					3.0	0.3
12.0	MINUTES TO METRO 4/9 (14,375000; 18,500000)	1.0	1.0								2.0	0.2
13.0	MINUTES TO METRO 5/9 (18,500000; 22,625000)			2.0							2.0	0.2
14.0	MINUTES TO METRO 6/9 (22,625000; 26,750000)											
15.0	MINUTES TO METRO 7/9 (26,750000; 30,875000)								1.0		1.0	0.1
16.0	MINUTES TO METRO 8/9 (30,875000; 35,000000)									1.0	1.0	0.1
17.0	AREA 1/9 (28,000000; 34,025000)								1.0		1.0	0.1
18.0	AREA 2/9 (34,025000; 37,050000)						1.0		1.0		1.0	0.1
19.0	AREA 3/9 (37,050000; 40,075000)			2.0		1.0		1.0			4.0	0.4
20.0	AREA 4/9 (40,075000; 43,100000)						1.0		1.0		2.0	0.2
21.0	AREA 5/9 (43,100000; 46,125000)		1.0				4.0				5.0	0.5
22.0	AREA 6/9 (46,125000; 49,150000)			1.0							1.0	0.1
23.0	AREA 7/9 (49,150000; 52,175000)	1.0			1.0					1.0	3.0	0.3
24.0	AREA 8/9 (52,175000; 55,200000)			1.0				1.0			3.0	0.3
25.0	LIVING AREA 1/9 (11,100000; 12,962500)						1.0				1.0	0.1
26.0	LIVING AREA 2/9 (12,962500; 14,825000)								1.0		1.0	0.1

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

Код признака	Наименование абсолютной частоты признака	1. METRO STATION АННЕСЗКА	2. METRO STATION ВОЛОКОВИЦА	3. METRO STATION ПРАХОЎГОРС	4. METRO STATION ПРАЖАНО	5. METRO STATION НАВАШНО	6. METRO STATION ДАБЛКА	7. METRO STATION ПАВАННО	8. METRO STATION СТРЭЎНО	9. METRO STATION ТУШНОВА	Сума	Сярэня
1.0	PRICE 1/9 (8000000,000000; 7000000,000000)			0.377			0.482	0.277			1.437	
2.0	PRICE 2/9 (7000000,000000; 8000000,000000)			-0.193		1.274	0.111		0.541	1.274	3.007	
3.0	PRICE 3/9 (6000000,000000; 9000000,000000)	1.703		0.235				0.970	0.970		3.878	
4.0	PRICE 4/9 (5000000,000000; 10000000,000000)											
5.0	PRICE 5/9 (10000000,000000; 11000000,000000)											
6.0	PRICE 6/9 (11000000,000000; 12000000,000000)				3.170						3.170	
7.0	PRICE 7/9 (12000000,000000; 13000000,000000)		2.436								2.436	
8.0	PRICE 8/9 (13000000,000000; 14000000,000000)		2.436								2.436	
9.0	MINUTES TO METRO 1/9 (2,000000; 6,125000)			0.235			0.541	0.970			1.746	
10.0	MINUTES TO METRO 2/9 (6,125000; 10,250000)								1.274		1.274	
11.0	MINUTES TO METRO 3/9 (10,250000; 14,375000)		1.274		2.007	2.007					6.288	
12.0	MINUTES TO METRO 4/9 (14,375000; 18,500000)	2.436	1.703								4.139	
13.0	MINUTES TO METRO 5/9 (18,500000; 22,625000)			1.703							1.703	
14.0	MINUTES TO METRO 6/9 (22,625000; 26,750000)											
15.0	MINUTES TO METRO 7/9 (26,750000; 30,875000)								2.436		2.436	
16.0	MINUTES TO METRO 8/9 (30,875000; 35,000000)									3.170	3.170	
17.0	AREA 1/9 (28,000000; 34,025000)								2.436		2.436	
18.0	AREA 2/9 (34,025000; 37,050000)						1.274				1.274	
19.0	AREA 3/9 (37,050000; 40,075000)			0.970		1.703		0.970			3.643	
20.0	AREA 4/9 (40,075000; 43,100000)						0.541		1.703		2.244	
21.0	AREA 5/9 (43,100000; 46,125000)		0.733				3.038				3.771	
22.0	AREA 6/9 (46,125000; 49,150000)			1.703							1.703	
23.0	AREA 7/9 (49,150000; 52,175000)	2.007			2.007						4.014	
24.0	AREA 8/9 (52,175000; 55,200000)		1.274	0.541				1.274			3.088	
25.0	LIVING AREA 1/9 (11,100000; 12,962500)						1.274				1.274	
26.0	LIVING AREA 2/9 (12,962500; 14,825000)								2.436		2.436	

Рисунок 9 – Системно-когнитивная модель «INF2», 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.

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 L2-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF4 с интегральным критерием:

«Сумма знаний»: $L2=0.935$ (1-й рисунок 11).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF5 (хи- квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: $L1=0.871$ (2-й рисунок 12). Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач

Наименование модели и название критерия	Интегральный критерий	Средний интегральный индекс достоверности	Средний интегральный индекс достоверности	Средний индекс достоверности	А-Точность модели (R-коэфф.)	А-Точность модели (R-коэфф.)	L1-мера (L1-коэфф.)	Процент успешных решений	Процент успешных решений	Процент успешных решений	Процент успешных решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абсолютных с собр.	0.107	0.139	0.844	1.000	0.915	100.000	41.912	58.088		
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абсолютных по признаку	0.145	0.145	0.814	1.000	0.898	100.000	9.971	90.029		
2. PRS1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред.	Корреляция абсолютных с собр.	0.107	0.120	0.844	1.000	0.915	100.000	41.912	58.088		
2. PRS1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред.	Сумма абсолютных по признаку	0.172	0.172	0.774	1.000	0.872	100.000	9.971	90.029		
3. PRS2 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред.	Корреляция абсолютных с собр.	0.107	0.130	0.844	1.000	0.915	100.000	41.912	58.088		
3. PRS2 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред.	Сумма абсолютных по признаку	0.158	0.158	0.775	1.000	0.873	100.000	9.971	90.029		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харковому, в.	Семантический резонанс знан.	0.095	0.100	0.853	1.000	0.921	100.000	73.944	26.056		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харковому, в.	Сумма знаний	0.080	0.114	0.820	1.000	0.901	100.000	12.471	87.529		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харковому, в.	Семантический резонанс знан.	0.099	0.099	0.855	1.000	0.922	100.000	73.944	26.056		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харковому, в.	Сумма знаний	0.080	0.109	0.822	1.000	0.902	100.000	12.471	87.529		
6. INF3 - частный критерий: Ланкастер, разности между фактин.	Семантический резонанс знан.	0.171	0.113	0.856	1.000	0.922	100.000	74.631	25.369		
6. INF3 - частный критерий: Ланкастер, разности между фактин.	Сумма знаний	0.178	0.114	0.878	1.000	0.935	100.000	74.631	25.369		
7. INF4 - частный критерий: RD (Risk On Investment), вероятно	Семантический резонанс знан.	0.088	0.084	0.861	1.000	0.925	100.000	84.071	15.929		
7. INF4 - частный критерий: RD (Risk On Investment), вероятно	Сумма знаний	0.080	0.069	0.850	1.000	0.919	100.000	12.471	87.529		
8. INF5 - частный критерий: RD (Risk On Investment), вероятно	Семантический резонанс знан.	0.097	0.087	0.858	1.000	0.924	100.000	84.071	15.929		
8. INF5 - частный критерий: RD (Risk On Investment), вероятно	Сумма знаний	0.080	0.063	0.852	1.000	0.929	100.000	12.471	87.529		
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей, вер.	Семантический резонанс знан.	0.103	0.114	0.853	1.000	0.921	100.000	55.322	44.678		
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей, вер.	Сумма знаний	0.080	0.125	0.785	1.000	0.888	100.000	12.471	87.529		
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей, вер.	Семантический резонанс знан.	0.101	0.115	0.853	1.000	0.921	100.000	55.877	44.123		
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей, вер.	Сумма знаний	0.080	0.113	0.788	1.000	0.882	100.000	12.471	87.529		

Рисунок 11 – Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

3.4. Обзор формы по достоверности при ранжировании. Текущая модель: "INF1"

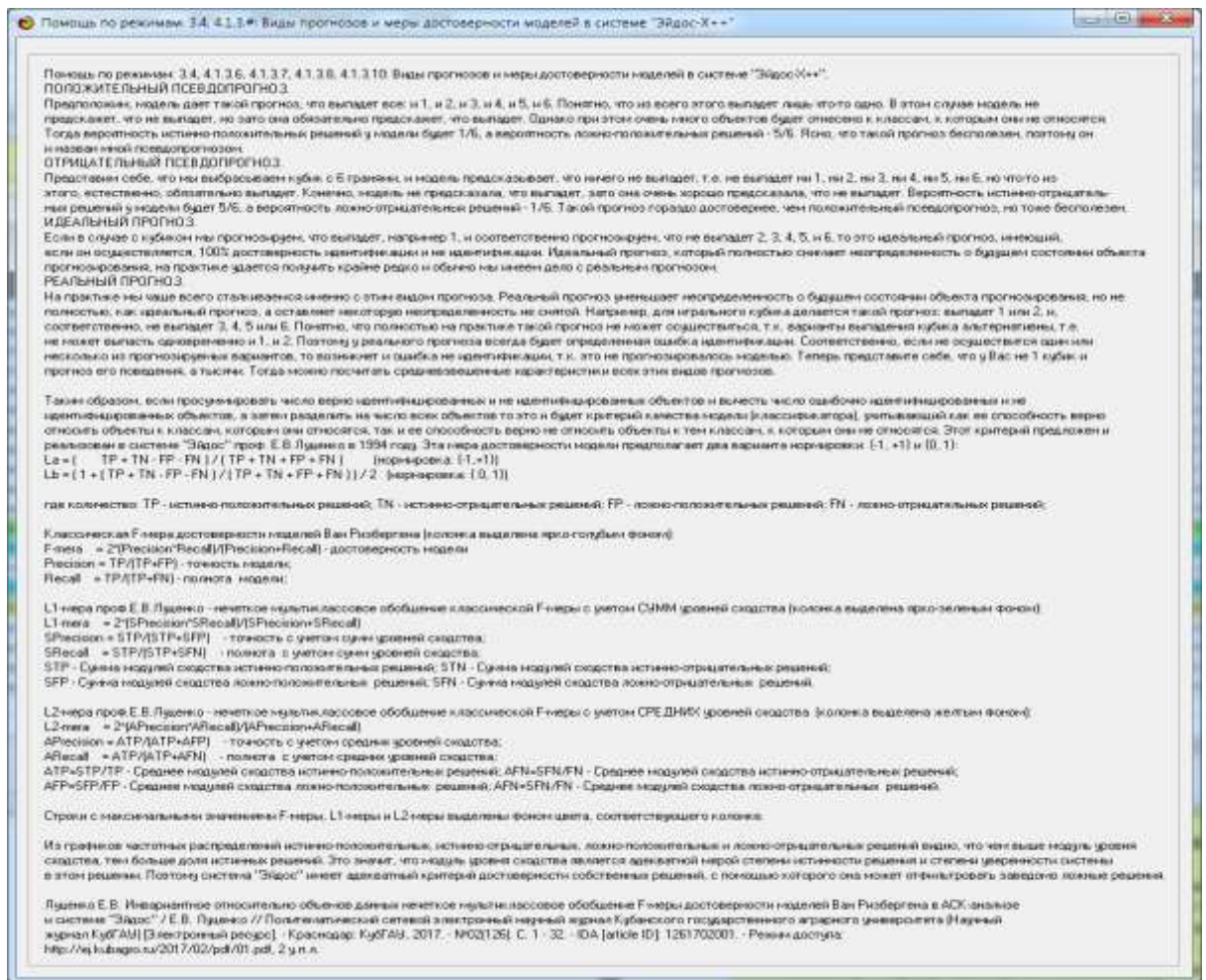
Наименование модели и критерия ранжирования	Итого решений (сумма)	Число решений с истинными значениями (TP)	Число решений с ложными значениями (FP)	Число решений с истинными значениями (TN)	Число решений с ложными значениями (FN)	L2-мера проф. Е.В.Луценко	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний уровень истинности решений	Средний уровень истинности отрицательных решений	Средний уровень истинности положительных решений	Средний уровень истинности решений
1. ABS - частный критерий: количество истинных решений "улик"	14 118	7 488	11 728			0.544	1.000	0.704	0.705	0.107	0.130
1. ABS - частный критерий: количество истинных решений "улик"	12 737		19 853			0.401	1.000	0.572	0.637		0.145
2. PRCT - частный критерий: доля вероятности ист. признаков сред.	14 118	7 488	11 728			0.544	1.000	0.704	0.705	0.107	0.130
2. PRCT - частный критерий: доля вероятности ист. признаков сред.	11 743		22 511			0.347	1.000	0.611	0.587		0.172
3. PRCT - частный критерий: условия вероятности ист. признаков	14 118	7 488	11 728			0.544	1.000	0.704	0.705	0.107	0.130
3. PRCT - частный критерий: условия вероятности ист. признаков	10 896		20 677			0.345	1.000	0.613	0.545		0.158
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Каравану, в.	11 834	10 597	5 294			0.687	1.000	0.815	0.582	0.099	0.100
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Каравану, в.	10 443	0 814	14 742			0.415	1.000	0.536	0.522	0.008	0.114
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Каравану, в.	11 637	10 591	5 222			0.698	1.000	0.815	0.582	0.099	0.099
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Каравану, в.	10 049	0 811	14 560			0.417	1.000	0.538	0.522	0.008	0.109
6. INF3 - частный критерий: интеграл: разности между частот.	13 291	19 844	4 964			0.738	1.000	0.844	0.670	0.171	0.117
6. INF3 - частный критерий: интеграл: разности между частот.	15 909	20 444	4 874			0.744	1.000	0.867	0.790	0.178	0.110
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	10 596	12 823	3 278			0.769	1.000	0.870	0.530	0.098	0.086
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	7 765	0 804	8 848			0.467	1.000	0.435	0.388	0.008	0.069
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	10 803	12 855	3 249			0.771	1.000	0.871	0.530	0.097	0.087
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	7 210	0 603	8 069			0.472	1.000	0.441	0.360	0.008	0.063
9. INF6 - частный критерий: разн. доли и безуслов. вероятностей: вер.	13 214	9 856	8 236			0.618	1.000	0.764	0.666	0.103	0.114
9. INF6 - частный критерий: разн. доли и безуслов. вероятностей: вер.	9 147	0 810	16 111			0.362	1.000	0.532	0.437	0.008	0.125
10. INF7 - частный критерий: разн. доли и безуслов. вероятностей: ве.	13 209	9 824	8 152			0.628	1.000	0.766	0.646	0.101	0.115
10. INF7 - частный критерий: разн. доли и безуслов. вероятностей: ве.	8 377	0 807	14 517			0.366	1.000	0.536	0.419	0.008	0.113

Панель по неравнодоверности | Панель по частотным распределениям | TPR|FN|FP | TP|FP|(TN|FN) | TP|TN|FP|FN | Задать интервал отжимания

Рисунок 12 – Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4



Рисунок 13 – Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L2-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3



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

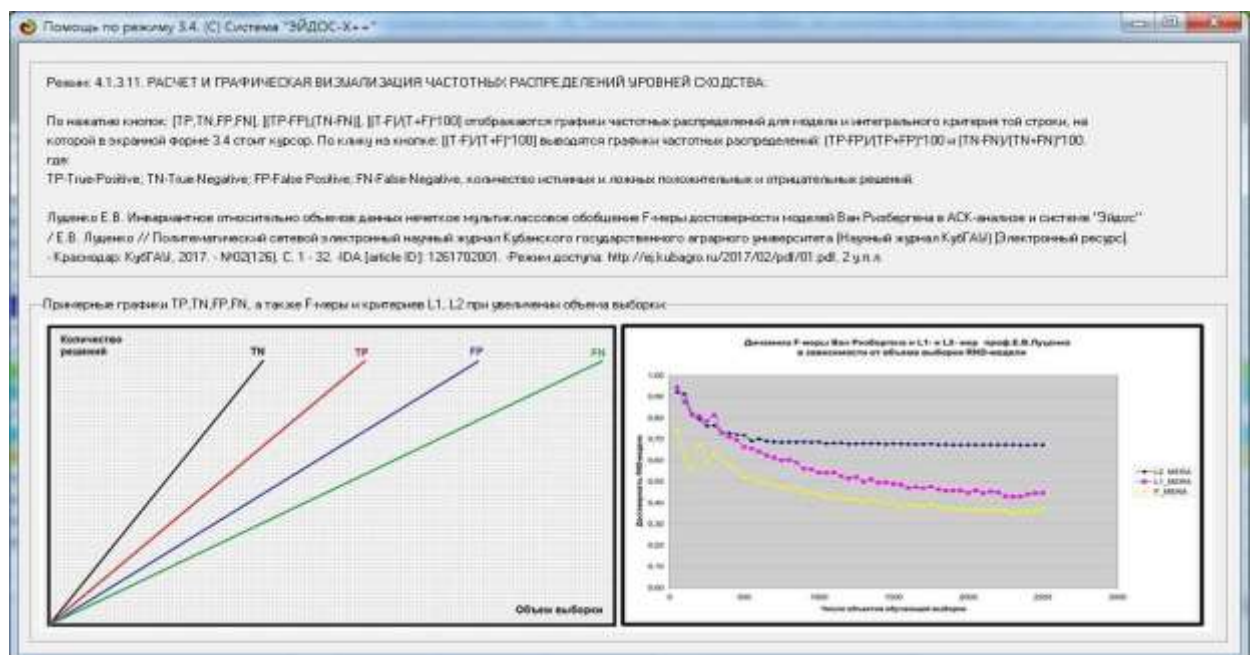


Рисунок 14 – Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5 Задача - 5. Выбор наиболее достоверной модели

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 14). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

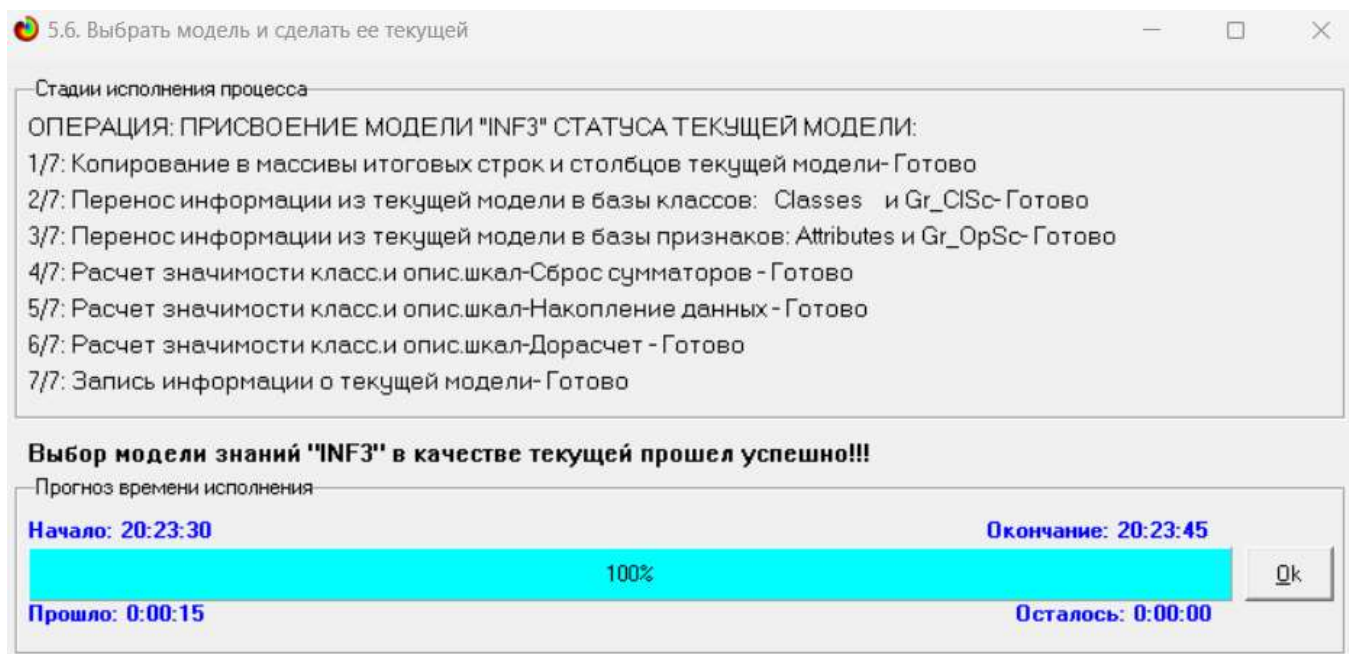
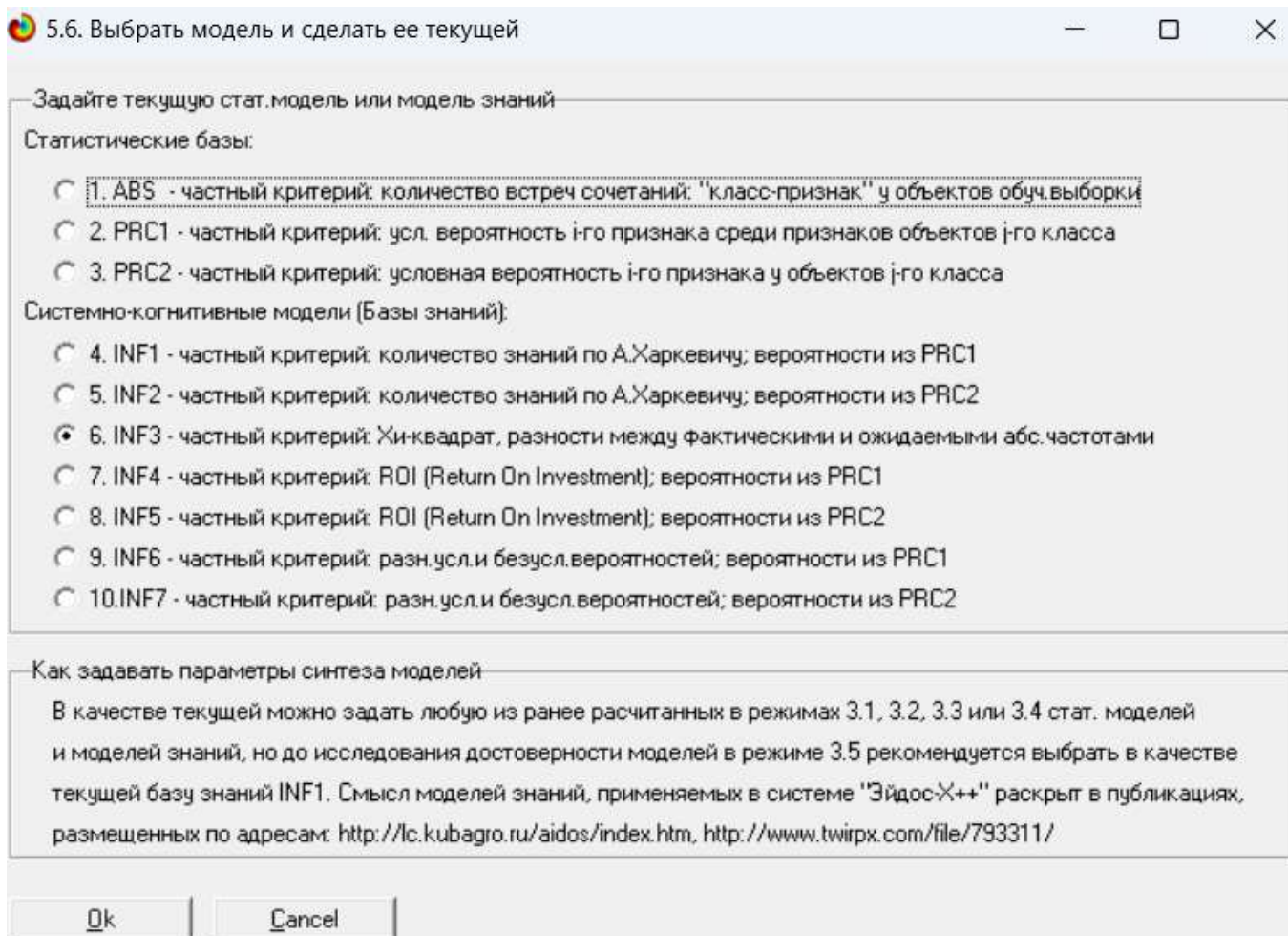


Рисунок 14 – Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

3.6 Задача - 6. Системная идентификация и прогнозирование

При решении задачи идентификации каждый объект распознаваемой выборки сравнивается по всем своим признакам с каждым из обобщенных образов

классов. Смысл решения задачи идентификации заключается в том, что при определении принадлежности конкретного объекта к обобщенному образу класса об этом конкретном объекте по аналогии становится известно все, что известно об объектах этого класса, по крайней мере, самое существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему (рисунок 3).

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда с разработкой и реализацией в системе «Эйдос» высокоэффективных алгоритмов распознавания и использованием графического процессора (GPU) для расчетов эта проблема практически снялась.

Сравнение осуществляется путем применения неметрических интегральных критериев, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны⁹ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1 Интегральные 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:

$$I_j = (\overline{I_j}, L_j).$$

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)

$\overrightarrow{I_{ij}} = \{I_{ij}\}$ — вектор состояния j -го класса;

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

$$\overrightarrow{L_i} = \begin{cases} 1, & \text{Если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где } n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует} \end{cases}$$

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 званий»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой нормированное суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния. Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 3.3 и имеет вид:

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

где:

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

σ_i – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса; σ_1 – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

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

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

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

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij}-\bar{I}_j}{\sigma_i}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i-\bar{L}}{\sigma_i}$. Поэтому по своей сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности линейной интерполяции: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij}-I_j^{\min}}{I_j^{\max}-I_j^{\min}}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i-L^{\min}}{L^{\max}-L^{\min}}$. Это позволяет предложить неограниченное количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев

Данные интегральные критерии обладают очень интересными математическими свойствами, которые обеспечивают ему важные достоинства:

Во-первых, интегральный критерий имеет неметрическую природу, т.е.

он 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 является фильтром, подавляющим белый шум, который всегда присутствует в эмпирических исходных данных и в моделях, созданных на их основе. Это свойство подавлять белый шум проявляется у данного критерия тем ярче, чем больше в модели градаций описательных шкал.

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

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

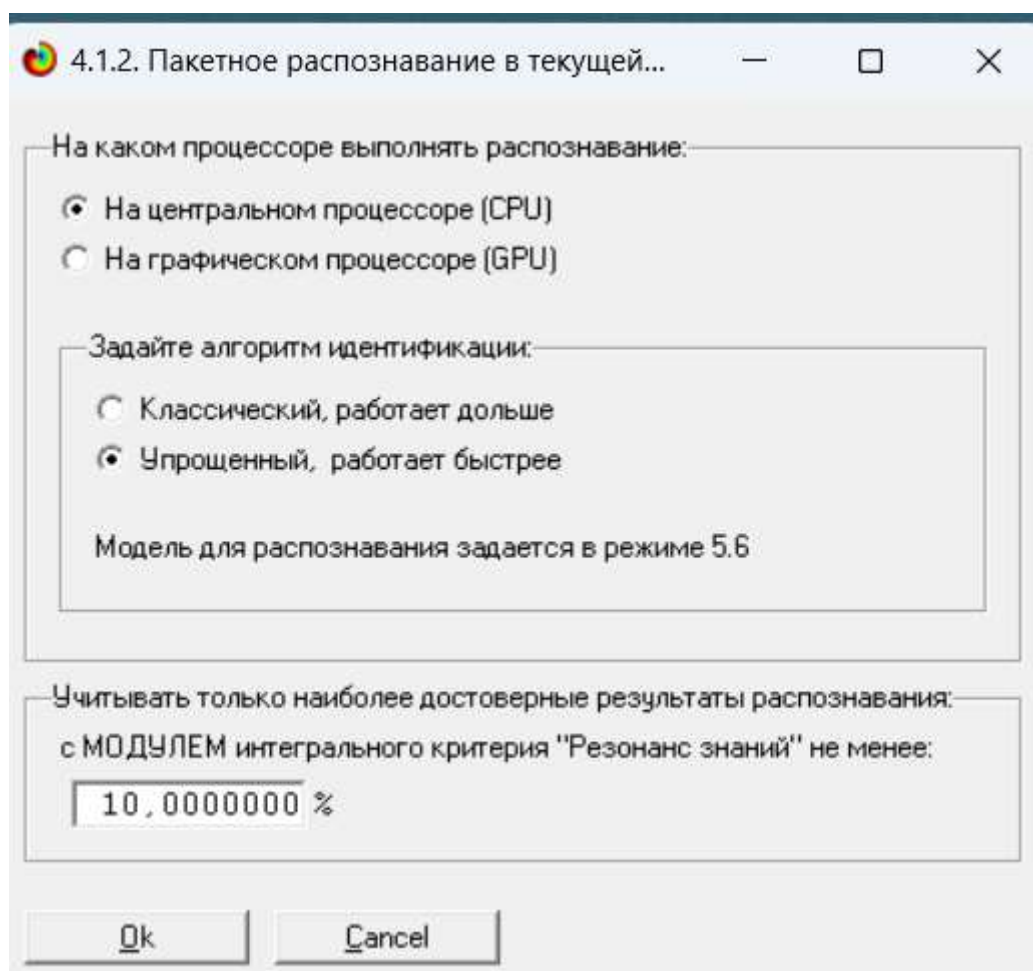
В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется вес каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии [11, 12].

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

3.6.4 Решение задачи дентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»

В АСК-анализе разработаны а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК- анализа или сценарном АСК-анализе. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно освещены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [13, 14] и в ряде других.

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 15):



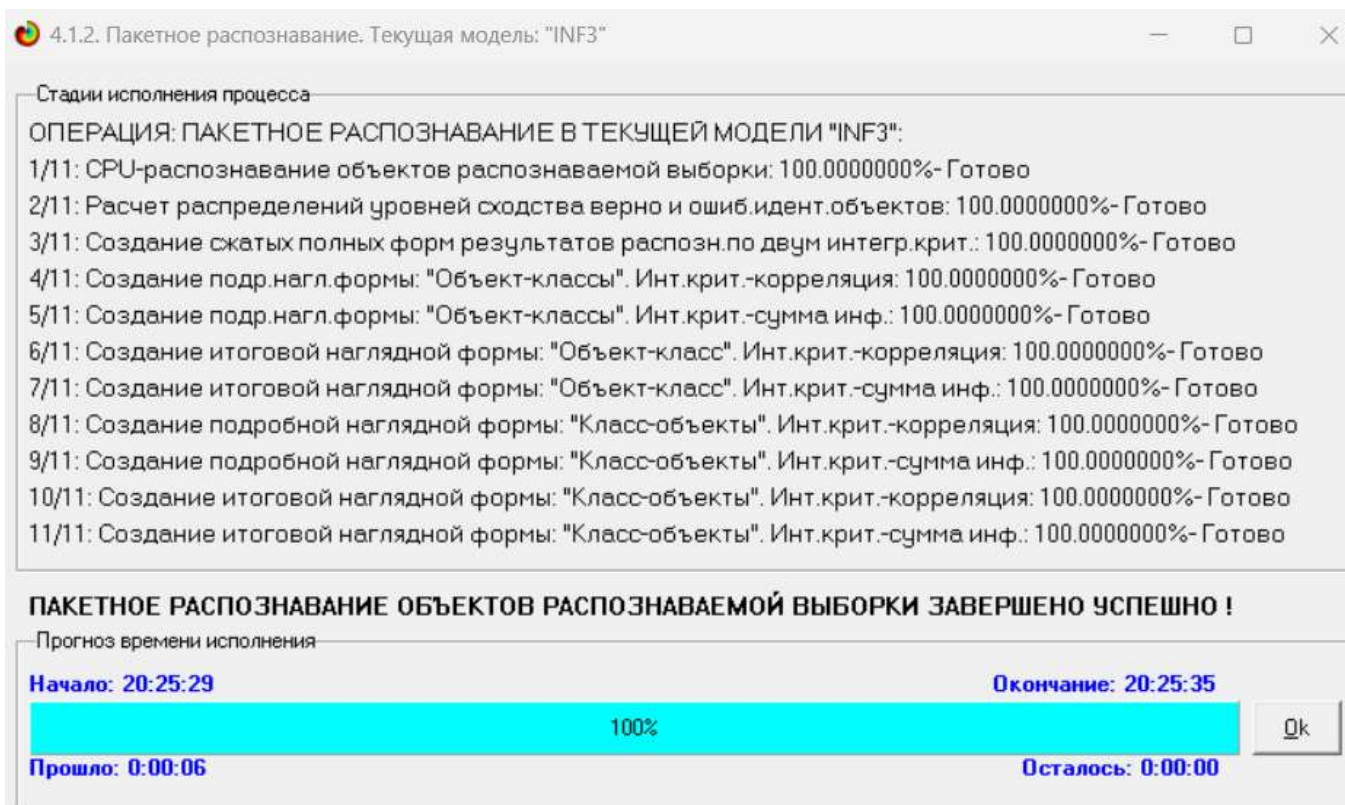


Рисунок 15 – Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14 (рисунок 16):

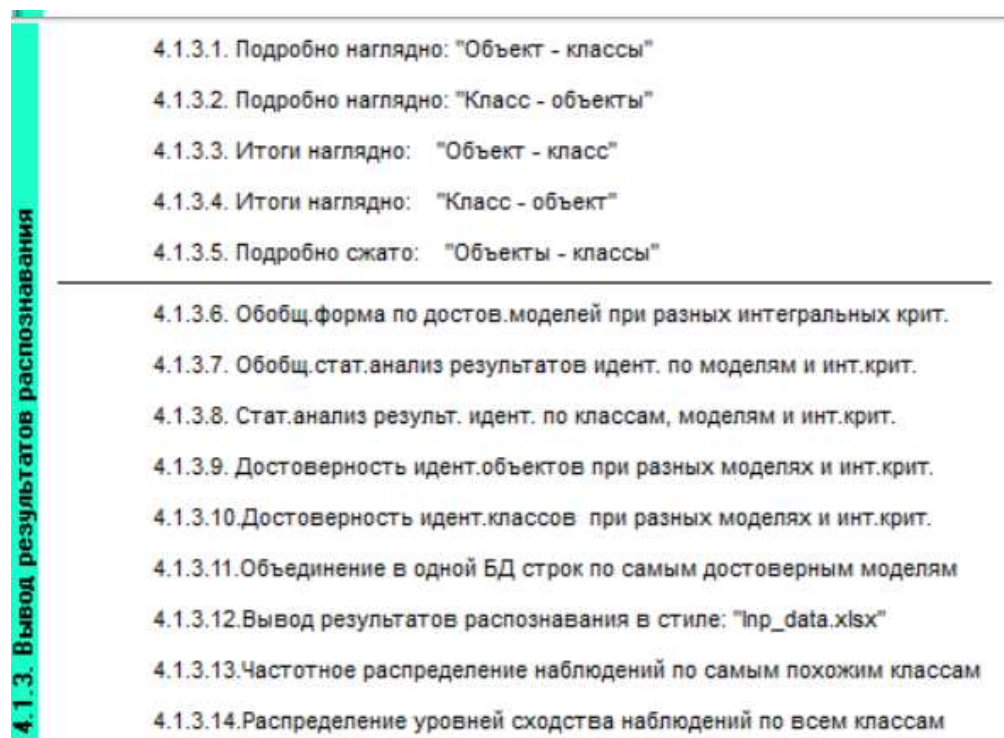


Рисунок 16 – Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

17):

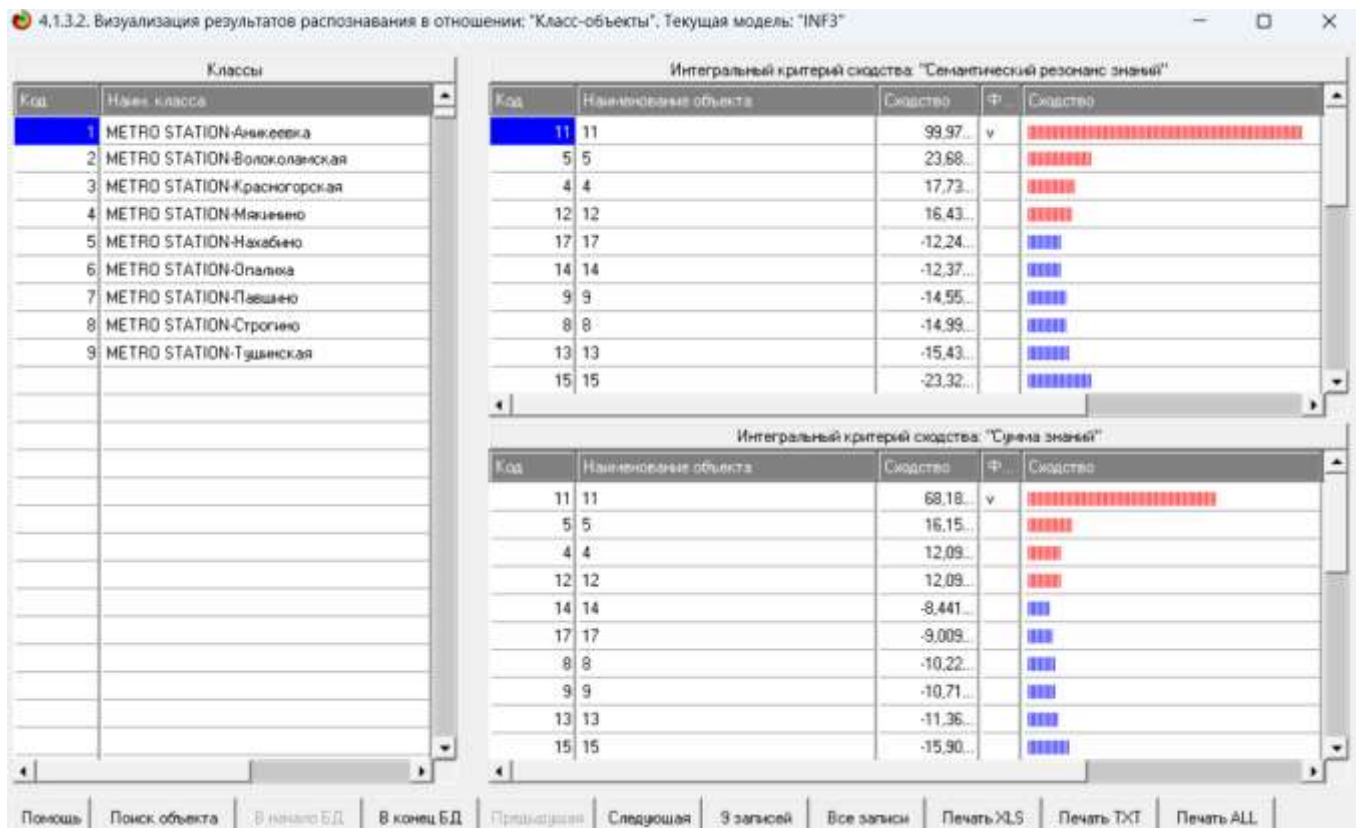
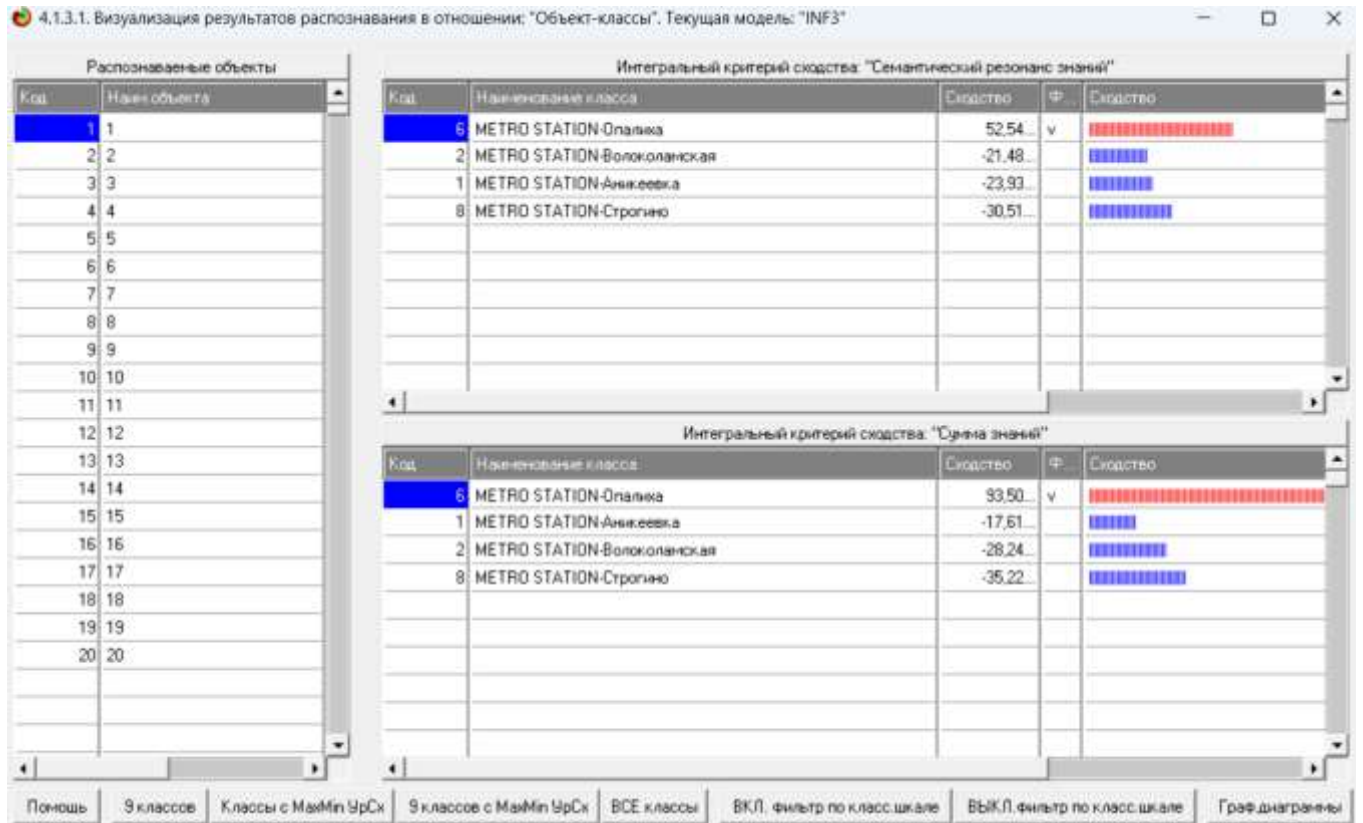


Рисунок 18 – Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

3.7 Задача – 7. Поддержка принятия решений

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

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

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

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

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (abs)	N объектов (%)
1	METRO STATION-Аникеевка	0.3108905	7	5.0000000
2	METRO STATION-Волоколамская	0.5553179	16	10.0000000
3	METRO STATION-Красногорская	0.6389564	30	20.0000000
4	METRO STATION-Мякино	0.3406343	8	5.0000000
5	METRO STATION-Нахабино	0.3030561	7	5.0000000
6	METRO STATION-Опалка	0.7516186	44	30.0000000

SWOT-анализ класса:1 "METRO STATION-Аникеевка" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
12	MINUTES TO METRO-4/8-(14.3750000, 18.5000000)	0.905
23	AREA-7/8-(43.1500000, 46.1750000)	0.858
49	NUMBER OF FLOORS-1/8-(5.0000000, 8.6250000)	0.858
3	PRICE-3/8-(8000000.0000000, 9000000.0000000)	0.811
38	KITCHEN AREA-6/8-(9.6875000, 10.8250000)	0.764
41	FLOOR-1/8-(2.0000000, 5.0000000)	0.764
27	LIVING AREA-3/8-(14.8250000, 16.6875000)	0.716

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
9	MINUTES TO METRO-1/8-(2.0000000, 6.1250000)	-0.378
28	LIVING AREA-4/8-(16.6875000, 18.5500000)	-0.331
1	PRICE-1/8-(6000000.0000000, 7000000.0000000)	-0.331
42	FLOOR-2/8-(5.0000000, 8.0000000)	-0.284
2	PRICE-2/8-(7000000.0000000, 8000000.0000000)	-0.284
57	RENOVATION-Cosmetic	-0.236
37	KITCHEN AREA-5/8-(8.5500000, 9.6875000)	-0.236
21	AREA-5/8-(37.1000000, 40.1250000)	-0.236
54	NUMBER OF FLOORS-6/8-(23.1250000, 26.7500000)	-0.189
50	NUMBER OF FLOORS-2/8-(8.6250000, 12.2500000)	-0.189
19	AREA-3/8-(31.0500000, 34.0750000)	-0.189
58	RENOVATION-Designer	-0.142
51	NUMBER OF FLOORS-3/8-(12.2500000, 15.8750000)	-0.142
43	FLOOR-3/8-(8.0000000, 11.0000000)	-0.142

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

SWOT-диаграмма

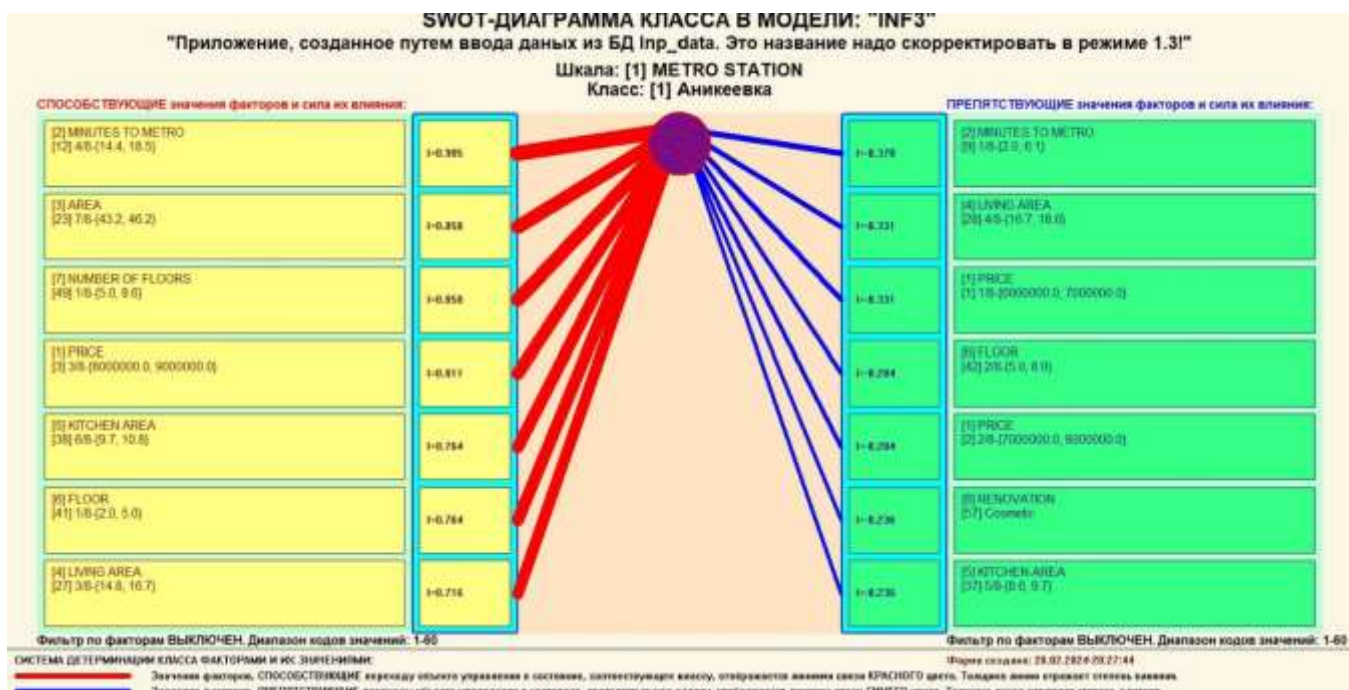


Рисунок 18 – Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

На первом рисунке 18 приведена экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой экранной форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает

модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

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

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

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [13, 14, 16] и в ряде других работ.

Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 19).

Шаг 1-й. Руководство ставит цели управления, т.е. определяет будущие целевые состояния объекта управления. Обычно целевые состояния в натуральном выражении - это количество и качество продукции, а в

стоимостном выражении - прибыль и рентабельность. Объект управления как система, эффективность объекта управления как системное свойство, повышение уровня системности объекта управления как цель управления (нелинейность). Модель отражает определенный уровень технологий, поэтому целевые состояния, недостижимые в одной модели, могут оказаться достижимыми в другой с большим числом факторов [16, 17, 18].

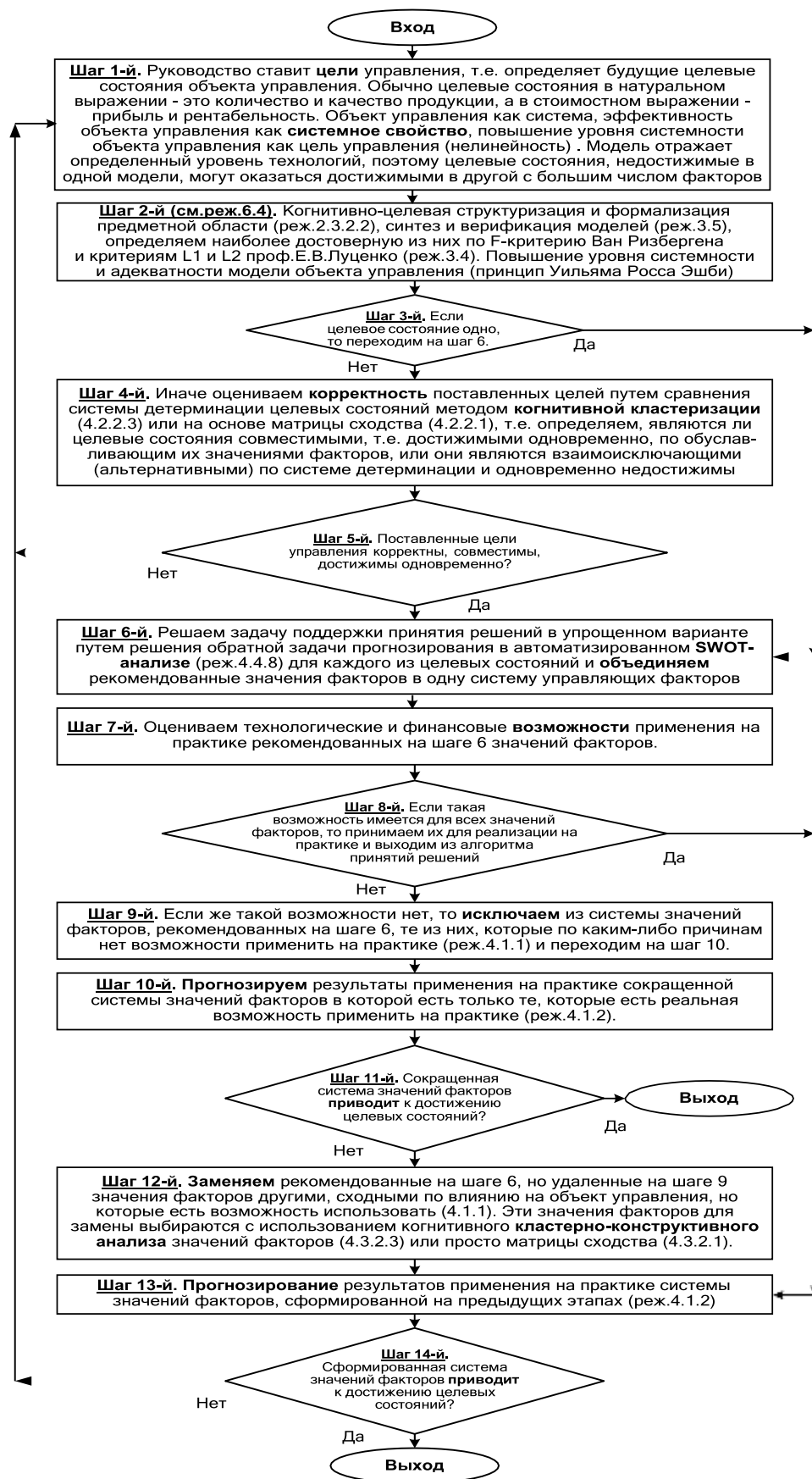


Рисунок 19 – Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Шаг 2-й (см.реж.6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [5]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [17].

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

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

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

Шаг 6-й. Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем решения обратной задачи прогнозирования в автоматизированном SWOT-анализе (реж.4.4.8) для каждого из целевых состояний и объединяем рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов [15].

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

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

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

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

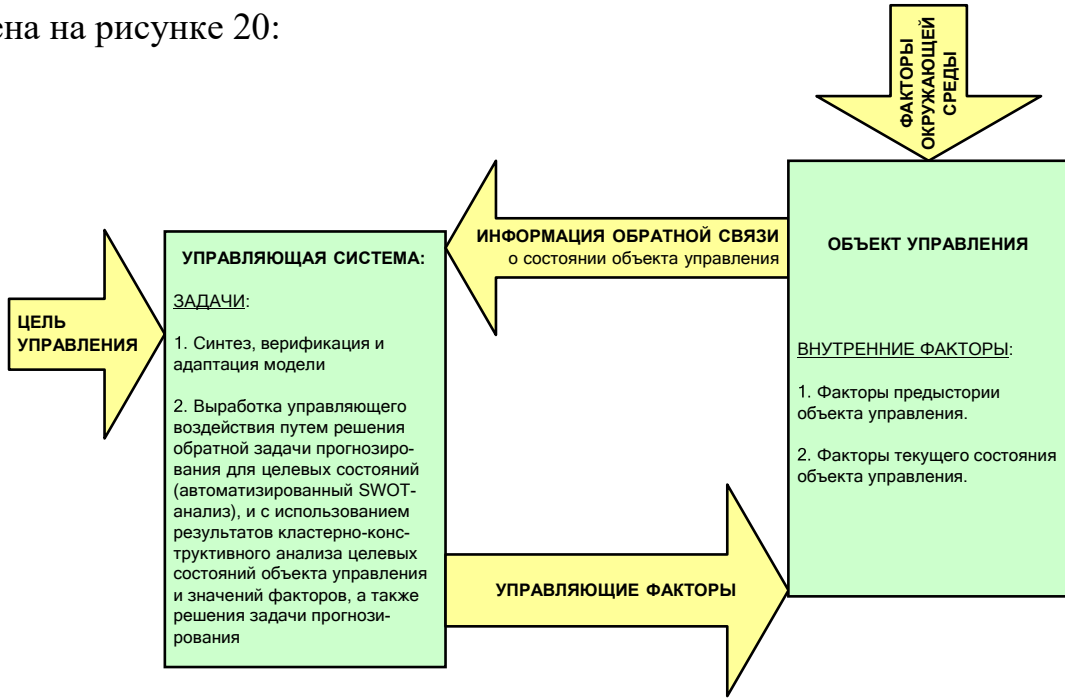
Шаг 11-й. Сокращенная система значений факторов приводит к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

Шаг 12-й. Заменяем рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием когнитивного кластерно-конструктивного анализа значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) .

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 20:



1. Решения всегда принимаются на основе модели. Модели могут быть различной степени формализации: интуитивные (субъективные осознанные и неосознанные) неформализованные модели, вербализованные модели, лингвистические модели (различные структуры текста), алгоритмические модели и модели данных, статистические и информационные модели, математические (аналитические) модели. Формализация нужна чтобы передавать модели людям и техническим системам.
2. Виды управления: оперативное, тактическое, стратегическое. Что это значит в экономических и технических системах управления.
3. Различие между АСУ и САУ: участие человека в реальном времени в принятии решений. Кто несет ответственность за ошибочные решения. Адаптивность: принцип дуальности управления Александра Фельдбаума.
4. Критерий различия управляющих факторов от факторов окружающей среды с точки зрения управляющей системы и объекта управления. Иерархическая структура окружающей среды. Мы прогнозируем курс рубля на завтра, а ЦБ принимает решение об этом, для нас это фактор окружающей среды, а для ЦБ - это управляющий фактор.
5. Решение задачи принятия решений путем **многократного** многовариантного решения задачи прогнозирования быстро приводит к **комбинаторному взрыву** при увеличении количества факторов. Обычно в реальных задачах очень большое количество факторов. Поэтому при реальном количестве факторов задача принятия решений может быть решена только путем решения обратной задачи прогнозирования, т.е. SWOT-анализа. **Однако** в SWOT-анализе задается только **одно** целевое состояние и некоторые рекомендуемые значения факторов **не могут** быть применены по технологическим и финансовым причинам. Поэтому необходимо их исключить или заменить на основе результатов кластерно-конструктивного анализа значений факторов и оценить адекватность такого варианта решения путем прогнозирования результатов применения такой измененной системы значений факторов.

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

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

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

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

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

Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [15]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть смысл (семантический потенциал) этой градации описательной шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы

«Эйдос».

Инвертированные SWOT-диаграммы для каждого значения фактора,

которые представляют собой лингвистические переменные, приведены ниже на рисунке 22

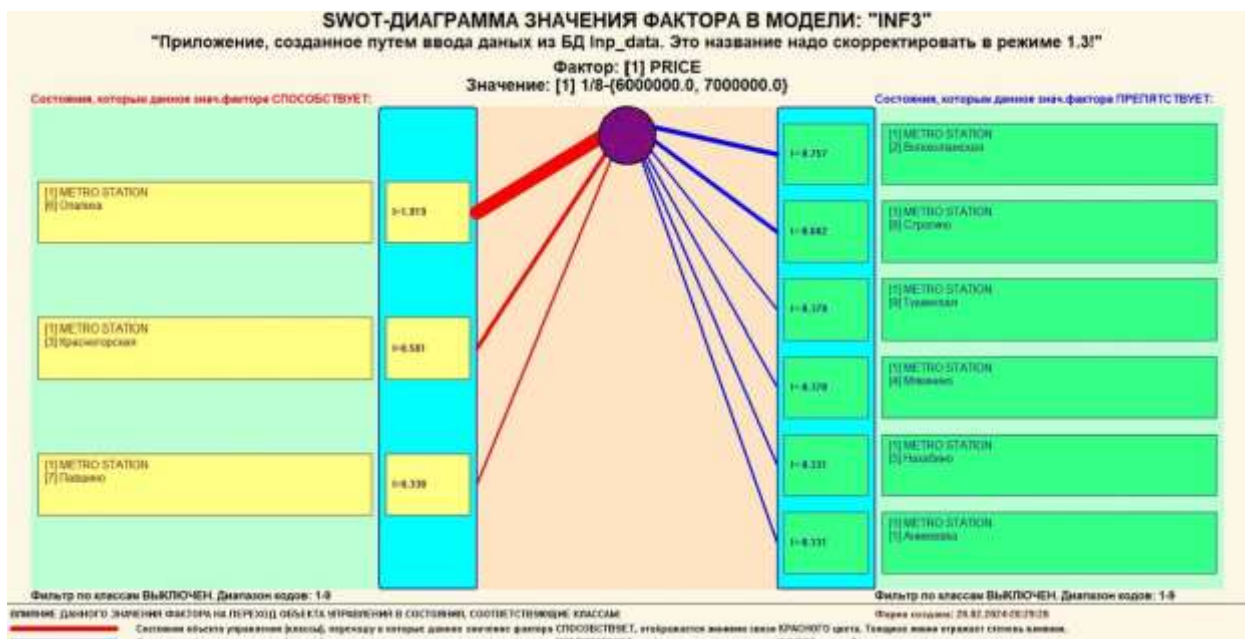
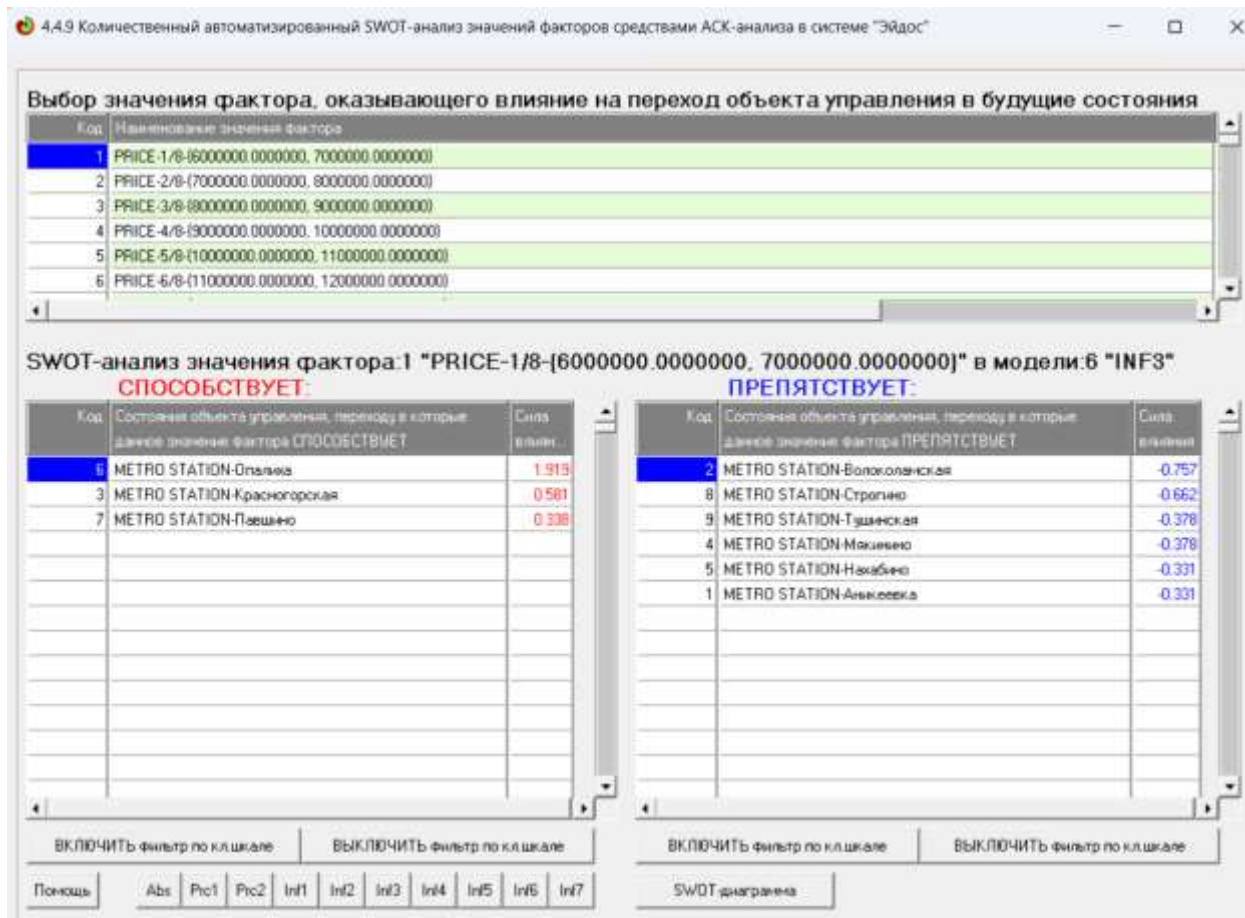


Рисунок 22 – Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам
 Приведенные на рисунке 22 инвертированные SWOT-диаграммы

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 по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

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

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

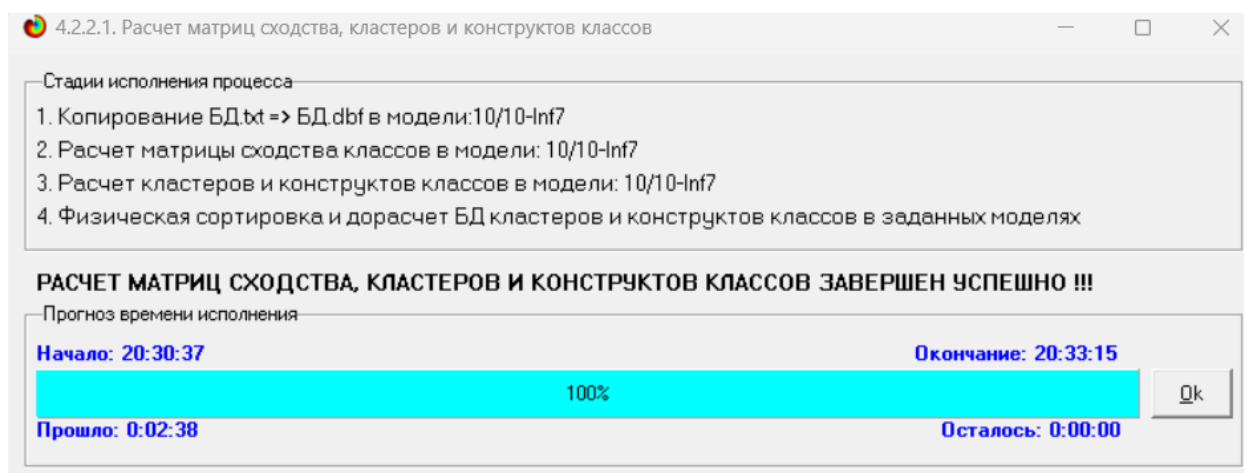


Рисунок 23 – Расчёт матриц

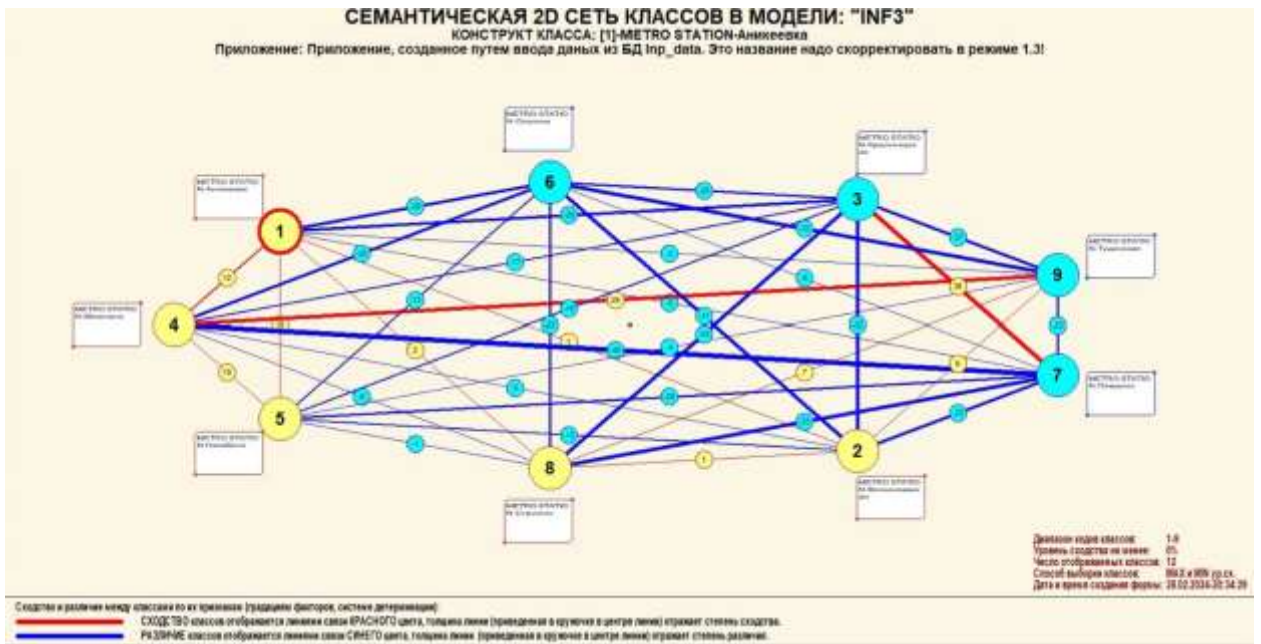


Рисунок 24 – Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

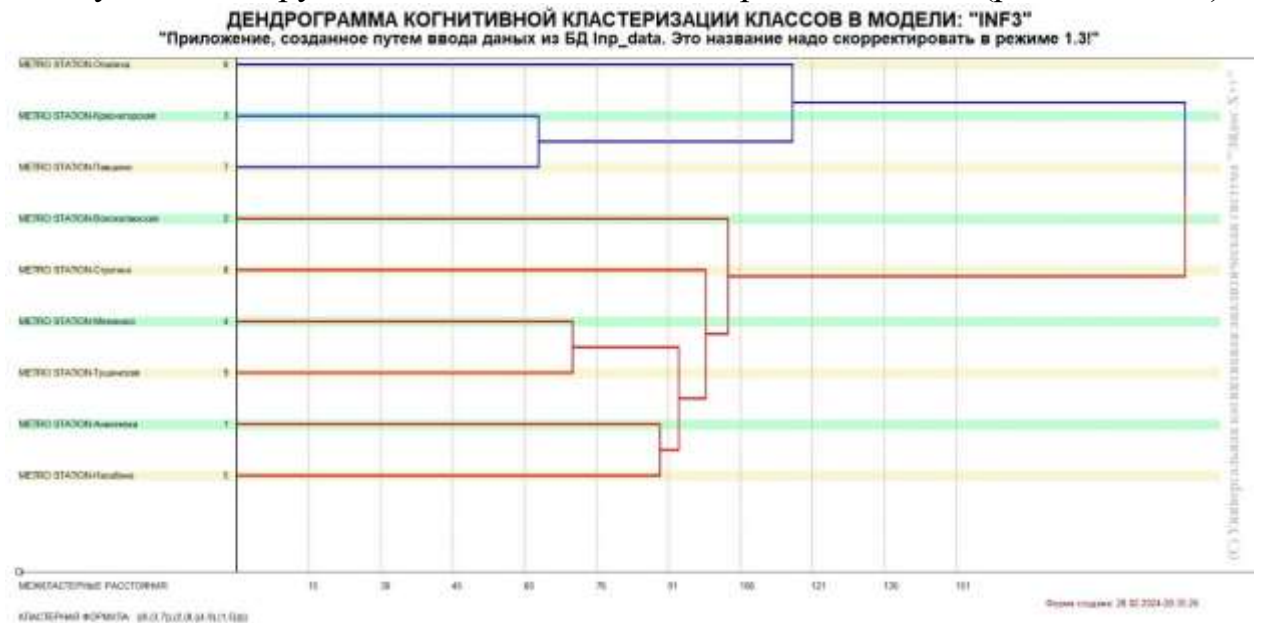


Рисунок 25 – Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

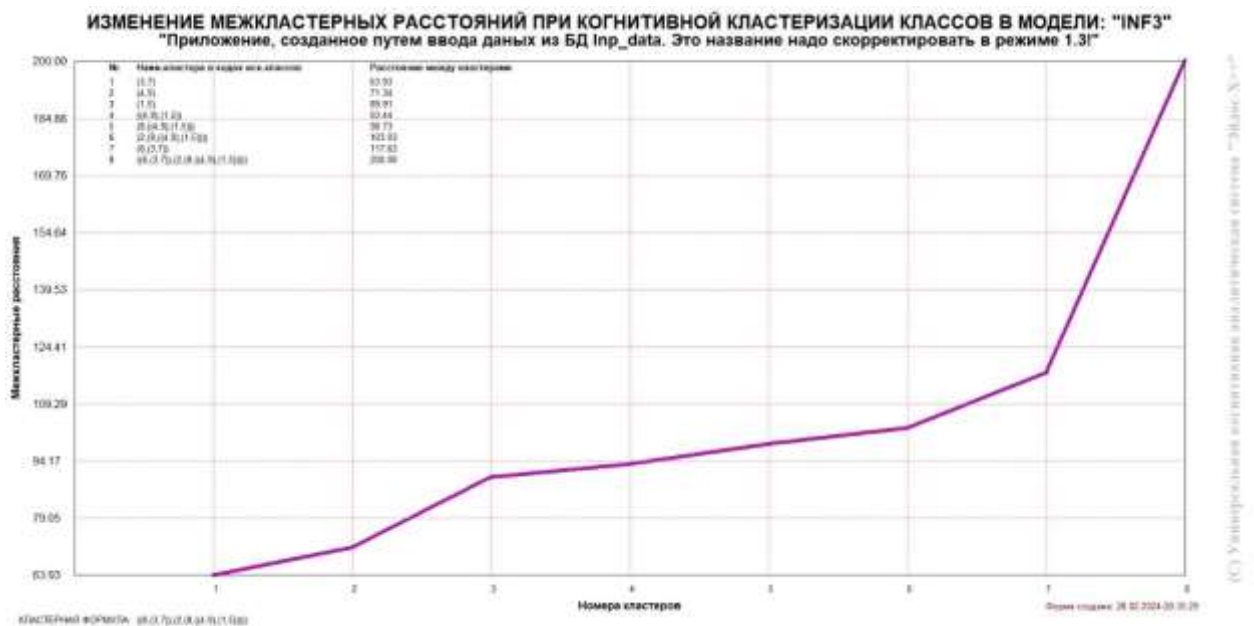


Рисунок 26 – График изменения межкластерных расстояний

3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных

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

- круговая 2D-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 28);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3) рисунок 29);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) (рисунок 30).

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

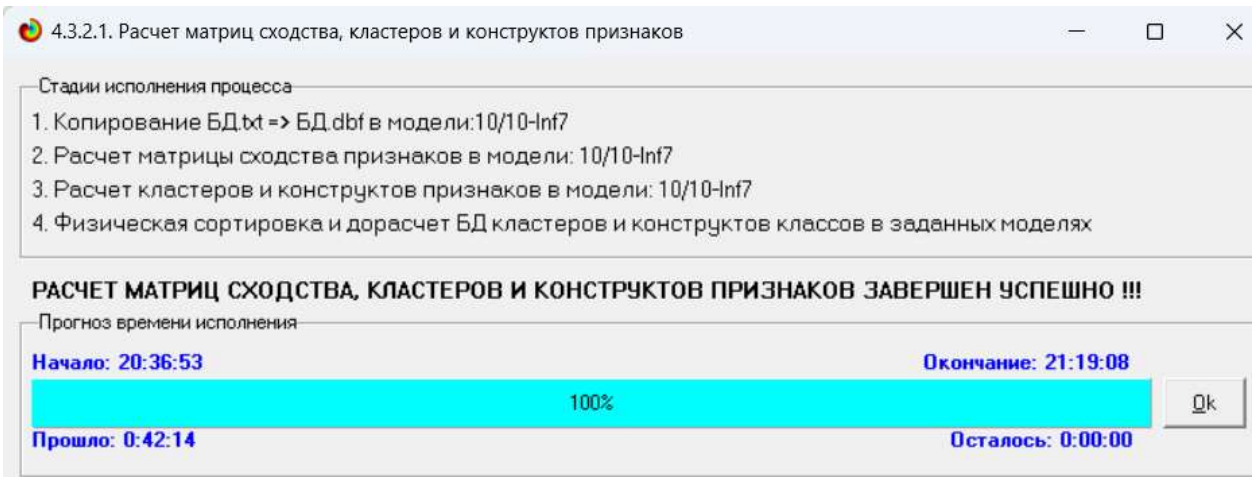


Рисунок 27 – Исполнение расчета матриц

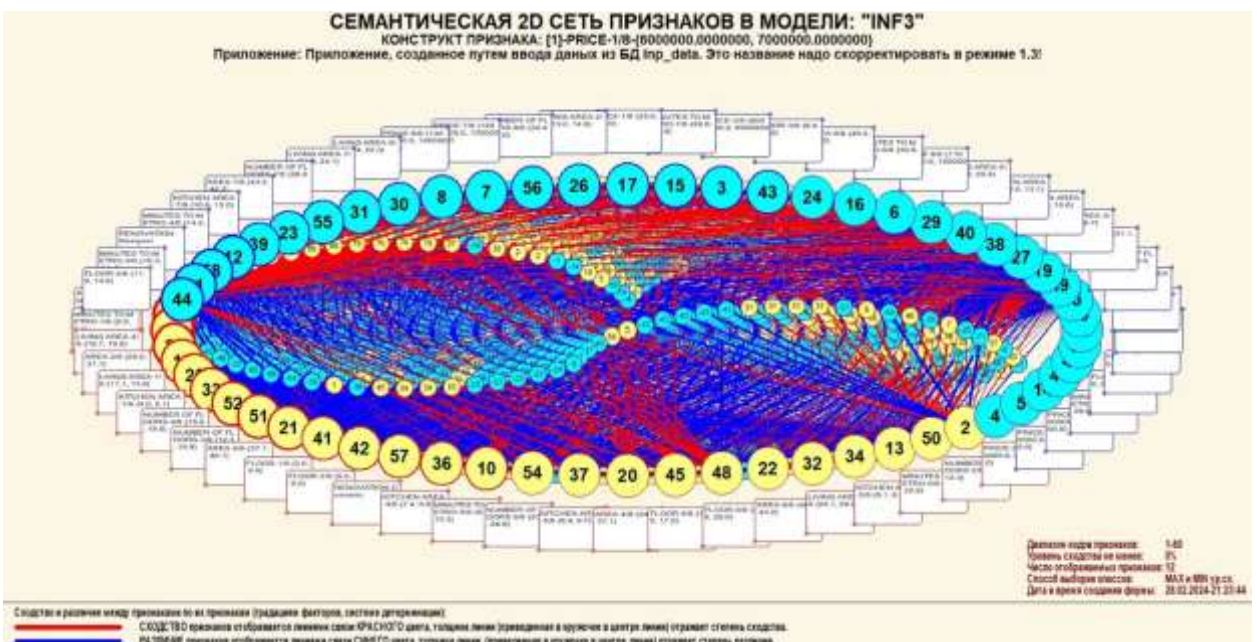


Рисунок 28 – Круговая 2D-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3

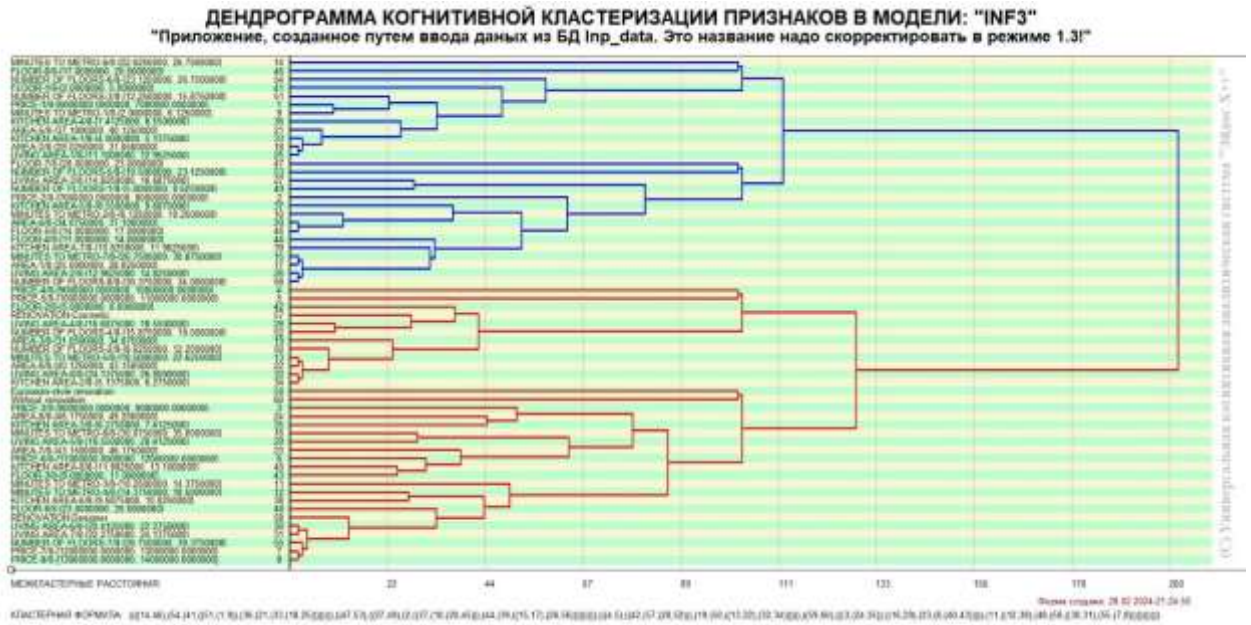


Рисунок 29 – Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной кластеризации признаков



Рисунок 30 – График изменений межкластерных расстояний

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:

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 (рисунок 31) есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

4.4.10. Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	METRO STATION-Аникеевка
2	METRO STATION-Волоколамская
3	METRO STATION-Красногорская
4	METRO STATION-Маяковско
5	METRO STATION-Нахабено
6	METRO STATION-Опалка
7	METRO STATION-Пашино
8	METRO STATION-Строино
9	METRO STATION-Тушинская

Подготовка визуализации нейрона: 1 "METRO STATION-Аникеевка" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
12	MINUTES TO METRO-4/8-(14.3750000, 18.5000000)	0.905
23	AREA-7/8-(43.1500000, 46.1750000)	0.858
49	NUMBER OF FLOORS-1/8-(5.0000000, 8.6250000)	0.858
3	PRICE-3/8-(8000000.0000000, 9000000.0000000)	0.811
38	KITCHEN AREA-6/8-(9.6875000, 10.6250000)	0.764
41	FLOOR-1/8-(2.0000000, 5.0000000)	0.764
27	LIVING AREA-3/8-(14.8250000, 16.6875000)	0.716

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
9	MINUTES TO METRO-1/8-(2.0000000, 6.1250000)	-0.378
28	LIVING AREA-4/8-(16.6875000, 18.5500000)	-0.331
1	PRICE-1/8-(6000000.0000000, 7000000.0000000)	-0.331
42	FLOOR-2/8-(5.0000000, 8.0000000)	-0.284
2	PRICE-2/8-(7000000.0000000, 8000000.0000000)	-0.284
57	RENOVATION-Cosmetic	-0.236
37	KITCHEN AREA-5/8-(8.5500000, 9.6875000)	-0.236
21	AREA-5/8-(37.1000000, 40.1250000)	-0.236
54	NUMBER OF FLOORS-6/8-(23.1250000, 26.7500000)	-0.189
60	NUMBER OF FLOORS-3/8-(6.0000000, 11.6250000)	-0.189

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

НЕЙРОН Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999
 Минимальный вес коэф. отображаемых рецепторов: 0.000

Сортировать рецепторы:
 по информативности
 по модулю информативности

Отображать рецепторы:
 с наименованиями
 только с кодами

Рисунок 31 – Форма управления визуализацией нейрона

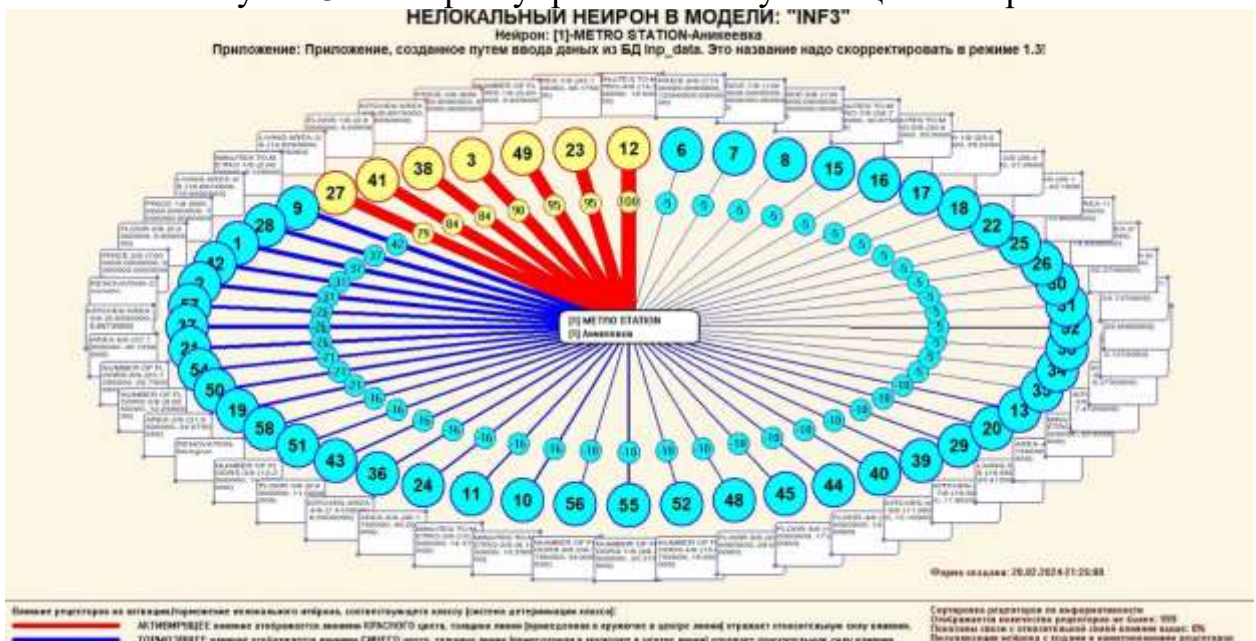


Рисунок 32 – Нелокальный нейрон, соответствующий классу METRO STATION-Аникеевка

3.8.5 Нелокальная нейронная сеть

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

Есть также возможность визуализации любого одного слоя нелокальной нейронной сети (режим 4.4.11 системы «Эйдос», рисунок 33).

Такой слой в наглядной форме отражает силу и направление влияния рецепторов ряда нейрона на степень их активации/торможения в форме цвета и толщины дендритов.

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 34). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	METRO STATION-Аникеевка
2	METRO STATION-Волоколамская
3	METRO STATION-Красногорская
4	METRO STATION-Мажино
5	METRO STATION-Нахабино
6	METRO STATION-Опалка
7	METRO STATION-Павшино
8	METRO STATION-Строене
9	METRO STATION-Тухеская

Поиск: Максимальное количество отображаемых нейронов: 16, Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1-9
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000, Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1-60

Подготовка визуализации нейрона: 1 "METRO STATION-Аникеевка" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
12	MINUTES TO METRO-4/8-(14.3750000, 18.5000000)	0.905
23	AREA-7/8-(43.1500000, 46.1750000)	0.858
49	NUMBER OF FLOORS-1/8-(5.0000000, 8.6250000)	0.858
3	PRICE-3/8-(8000000.0000000, 9000000.0000000)	0.811
38	KITCHEN AREA-6/8-(9.6875000, 10.8250000)	0.764
41	FLOOR-1/8-(2.0000000, 5.0000000)	0.764
27	LIVING AREA-3/8-(14.8250000, 16.6875000)	0.716

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
3	MINUTES TO METRO-1/8-(2.0000000, 6.1250000)	-0.378
28	LIVING AREA-4/8-(16.6875000, 18.5500000)	-0.331
1	PRICE-1/8-(6000000.0000000, 7000000.0000000)	-0.331
42	FLOOR-2/8-(5.0000000, 8.0000000)	-0.284
2	PRICE-2/8-(7000000.0000000, 8000000.0000000)	-0.284
57	RENOVATION-Cosmetic	-0.236
37	KITCHEN AREA-5/8-(8.9500000, 9.6875000)	-0.236
21	AREA-5/8-(37.1000000, 40.1250000)	-0.236
54	NUMBER OF FLOORS-6/8-(23.1250000, 26.7500000)	-0.189

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору / ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7
 Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0.000

Сортировать связи: по модулю информативности, по информативности и знаку
 Отображать наименования: нейроны, рецепторы

Рисунок 33 – Визуализация слоя нелокальной нейронной сети

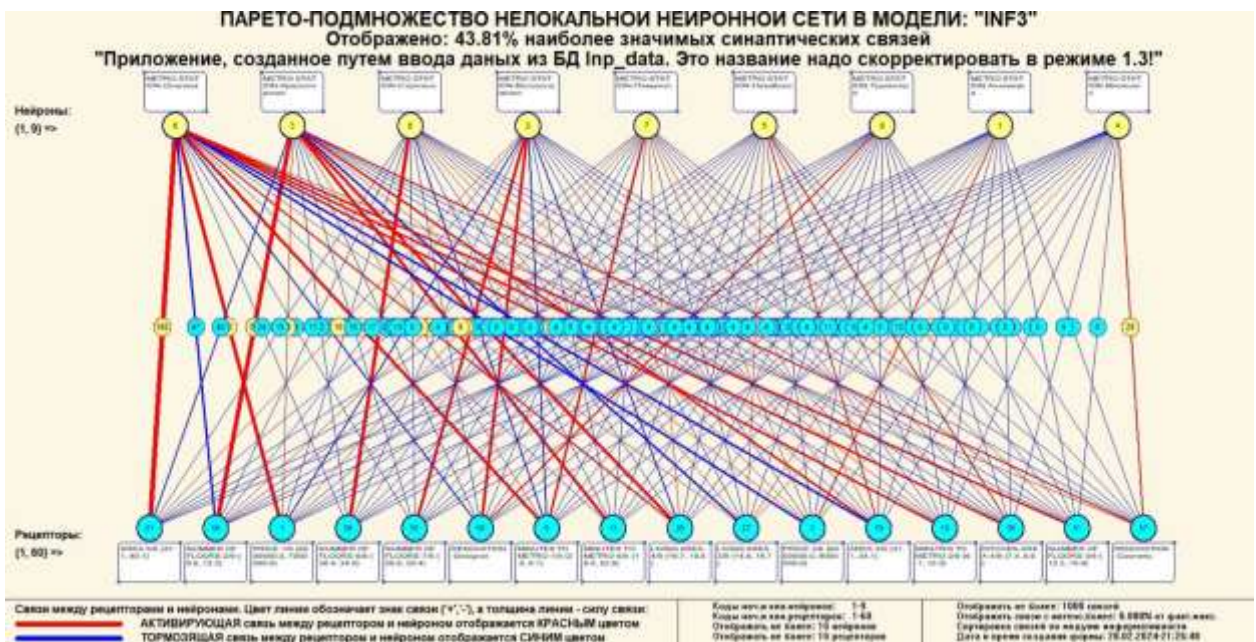


Рисунок 34 – Нейронная сеть в СК-модели INF3

3.8.6 3D-интегральные когнитивные

3D-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 24) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 28) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 34) (режим 4.4.12 системы «Эйдос» рисунок 35) (рисунок 36):

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1		METRO STATION-Аникеевка
2		METRO STATION-Волоколамская
3		METRO STATION-Красногорская
4		METRO STATION-Мякино
5		METRO STATION-Нахабино
6		METRO STATION-Опалка
7		METRO STATION-Павшино
8		METRO STATION-Строгино
9		METRO STATION-Тудевская

Помощь: Максимальное количество отображаемых нейронов: 16; Максимальное количество отображаемых связей: 1000; ClearSet; Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1-9; Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1-60

Подготовка визуализации нейрона: 1 "METRO STATION-Аникеевка" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интегрального значения	Сила влияния
12	MINUTES TO METRO-4/8-{14.3750000, 18.5000000}	0.905
23	AREA-7/8-{43.1500000, 46.1750000}	0.858
49	NUMBER OF FLOORS-1/8-{5.0000000, 8.6250000}	0.858
3	PRICE-3/8-{8000000.0000000, 9000000.0000000}	0.811
38	KITCHEN AREA-6/8-{9.6875000, 10.8250000}	0.764
41	FLOOR-1/8-{2.0000000, 5.0000000}	0.764
27	LIVING AREA-3/8-{14.8250000, 16.6875000}	0.716

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интегрального значения	Сила влияния
9	MINUTES TO METRO-1/8-{2.0000000, 6.1250000}	-0.378
28	LIVING AREA-4/8-{16.6875000, 18.9500000}	-0.331
1	PRICE-1/8-{6000000.0000000, 7000000.0000000}	-0.331
42	FLOOR-2/8-{5.0000000, 8.0000000}	-0.284
2	PRICE-2/8-{7000000.0000000, 8000000.0000000}	-0.284
57	RENOVATION-Cosmetic	-0.236
37	KITCHEN AREA-5/8-{8.5500000, 9.6875000}	-0.236
21	AREA-5/8-{37.1000000, 40.1250000}	-0.236
54	NUMBER OF FLOORS-6/8-{23.1250000, 26.7500000}	-0.189
60	NUMBER OF FLOORS-3/8-{3.0000000, 4.3750000}	-0.100

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

Когн. карта: Abs, Prc1, Prc2, In1, In2, In3, In4, In5, In6, In7; Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16; Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0.000

Сортировать связи: по модулю информативности; по информативности и знаку; Отображать наименования: нейронов; рецепторов

Рисунок 35 – Составление слоя интегральной когнитивной карты

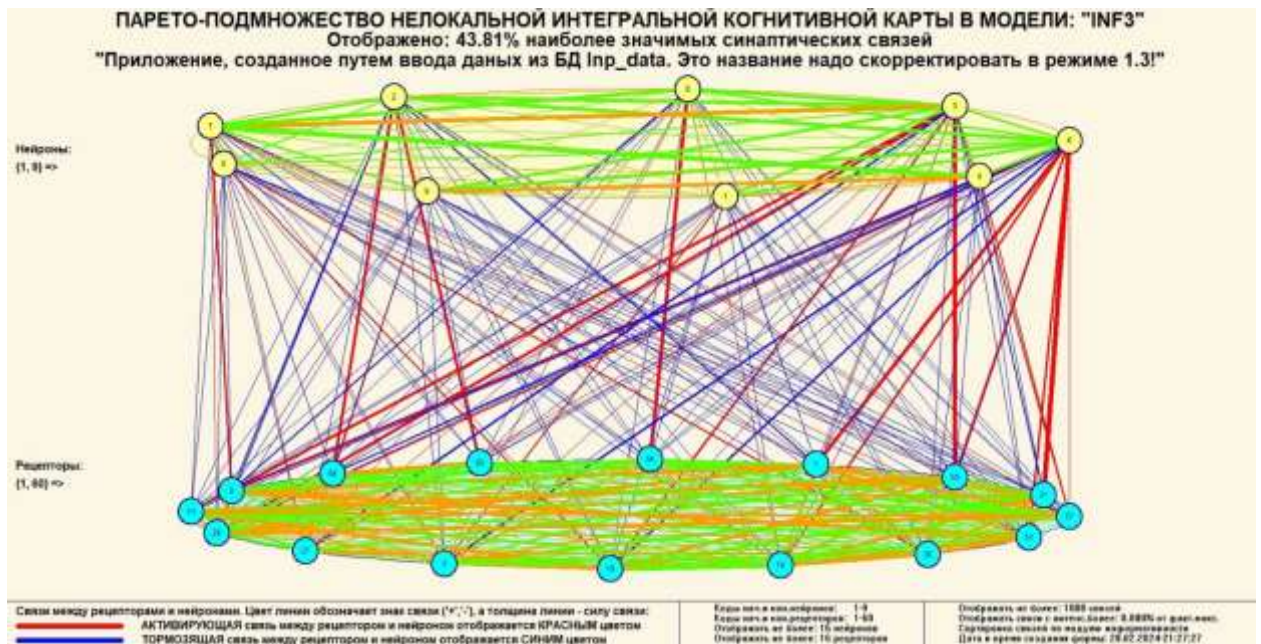


Рисунок 36 – 3D-когнитивная диаграмма классов и признаков

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. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году.

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 (рисунок 37) и 2D-интегральной когнитивной карты содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунке 38. Всего системой в данной модели генерируется 81 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся.

Меню классов для левых и правых инф. портретов
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	METRO STATION-Анжеевка
2	METRO STATION-Волоколамская
3	METRO STATION-Красногорская
4	METRO STATION-Машино
5	METRO STATION-Нахабино
6	METRO STATION-Опалка

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

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ	1	60
1	PRICE	1	8
2	MINUTES TO METRO	9	16
3	AREA	17	24
4	LIVING AREA	25	32
5	KITCHEN AREA	33	40

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 макс. количество отображаемых связей:

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. шкалы для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ
Описат. шкалы для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ
Модели, заданные для расчета: Inf3

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:
 Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

Рисунок 37 – Задание параметров генерации когнитивной диаграммы классов

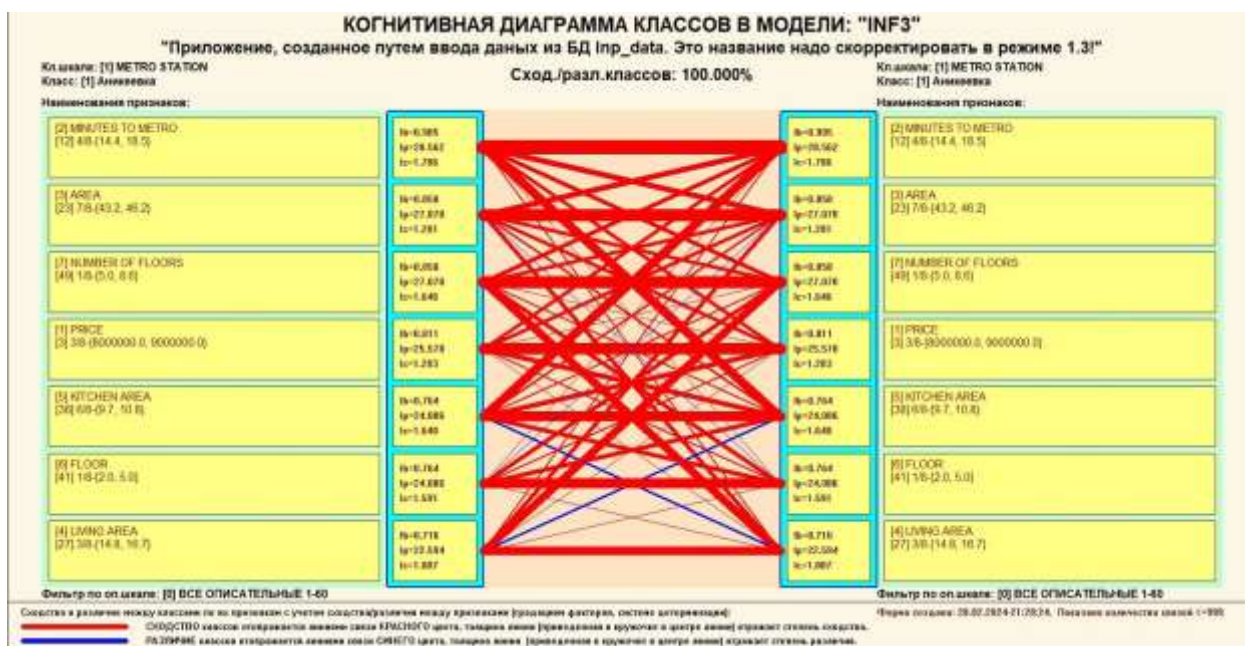


Рисунок 38 – Пример 2D-интегральной когнитивной карты содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

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

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

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» (рисунок 39).

Примеры экранной формы управления и 2D-интегральной когнитивной карты содержательного сравнения значений факторов по их силе и

направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам, приведена ниже на рисунке 40.

Модель генерации для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	PRICE-1/8-(6000000 0000000, 7000000 0000000)
2	PRICE-2/8-(7000000 0000000, 8000000 0000000)
3	PRICE-3/8-(8000000 0000000, 9000000 0000000)
4	PRICE-4/8-(9000000 0000000, 10000000 0000000)
5	PRICE-5/8-(10000000 0000000, 11000000 0000000)
6	PRICE-6/8-(11000000 0000000, 12000000 0000000)

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

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы:

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

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	9
1	METRO STATION	1	9

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

Задайте модели, в которых провести расчеты когнитивной диаграммы

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивной диаграммы:

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: Inf3

Задайте режим вывода когнитивной диаграммы:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

Рисунок 39 – Задание параметров генерации когнитивной диаграммы признаков

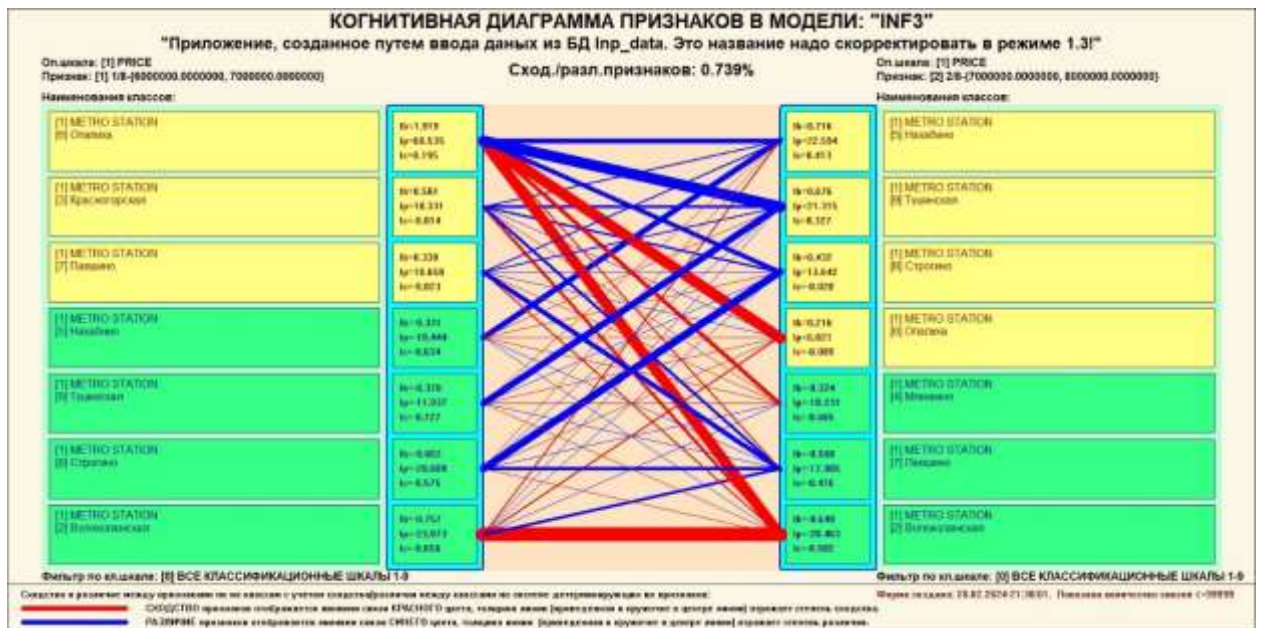


Рисунок 40 – Пример интегральной когнитивной карты содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующей классу в СК-модели INF3

Всего системой в данной модели генерируется 6 561 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся.

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.

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

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

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

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

Статистические базы:

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

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

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

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

- 1. Сетка триангуляции Делоне без цветовой заливки.
- 2. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне без цветовой заливки.
- 3. Сетка триангуляции Делоне с цветовой заливкой.
- 4. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне с цветовой заливкой.
- 5. Сглаженная цветочная заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета.

— Задайте дополнительные параметры визуализации когнитивных функций: —

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

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

Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

Визуализация когнитивных функций new

Визуализация когнитивных функций old

Работы по когнитивным функциям-1

Работы по когнитивным функциям-2

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

— Стадии исполнения процесса —

Записана когнитивная функция: "5. Сглаженная цветочная заливка изолиний с заданн"...в модели: "6. INF3"

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

— Прогноз времени исполнения —

Начало: 21:39:13

Прошло: 0:02:28

100%

Окончание: 21:41:42

Осталось: 0:00:00

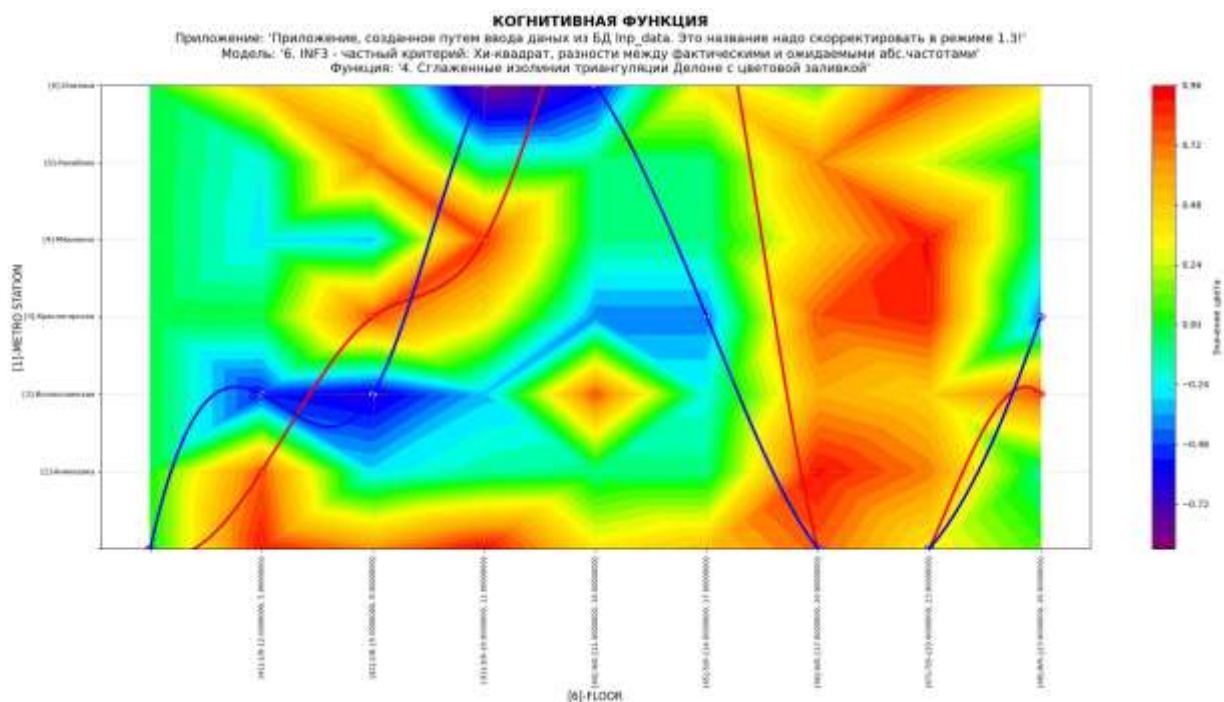


Рисунок 41 – Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3
 Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования.

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.

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf1, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос»).

Значимость всей описательной шкалы является средним от степени значимости ее градаций (режим 3.7.4 системы «Эйдос»).

Если рассортировать все градации факторов (признаки) в порядке убывания селективной силы и получить сумму селективной силы системы значений факторов нарастающим итогом, то получим Парето-кривую.

На рисунке 42 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:

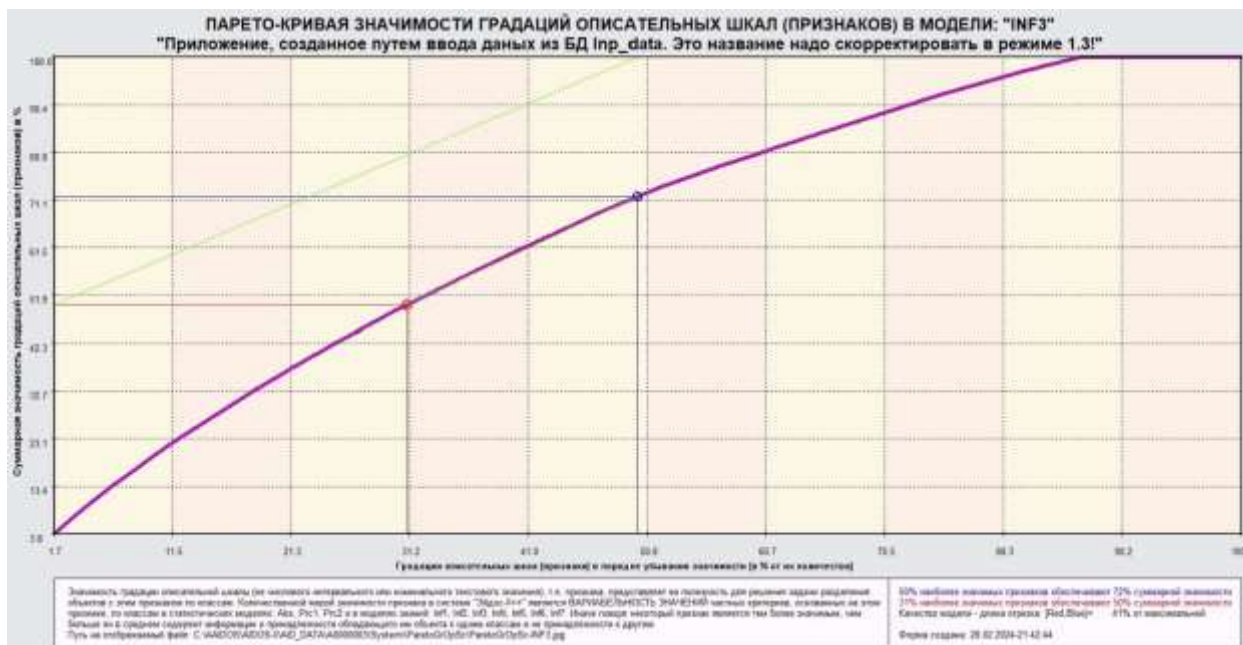


Рисунок 42 – Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3.

Из рисунка 42 видно, что примерно пятая часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 85% суммарного влияния.

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 рисунке 43 приведена экранная форма режима 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



Рисунок 43 – Парето-кривая степени детерминированности классов в СК-модели INF3

DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

Полученные результаты можно оценить как успешно решающие сформулированную в работе проблему и обеспечивающие достижение поставленной в работе цели. Эти результаты получены путем применения лингвистического Автоматизированного системно-когнитивного анализа (лингвистический АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы, на исходных данных которой они основаны. С другой стороны, применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с методами, применяемыми в работе. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

Возможность построения системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих лингвистические переменные.

Возможность применения системно-когнитивных моделей для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области.

В качестве перспективы продолжения исследований можно было бы рекомендовать существенно увеличить объем исходных данных, количество исследуемых факторов, а также количество классификационных шкал и их градаций (классов) для описания будущих состояний объекта моделирования.

CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В работе решена задача выявления зависимости цен и местоположения недвижимости. На основе знания этих зависимостей решены задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется лингвистический АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика. При этом сами характеристики недвижимости измеряются в числовых шкалах.

В данной работе была создана гибридная модель, которая объединяет текстовые и числовые шкалы. Для обеспечения сопоставимости обработки данных разных типов, представленных в разных шкалах и единицах измерения, номинальные шкалы были метризованы, то есть преобразованы в числовые шкалы.

В работе также представлено краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария - интеллектуальной системы "Эйдос". Эта работа может быть использована в качестве основы для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 у.п.л.

2. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

3. Луценко Е.В., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» ("Эйдос-кластер"). Пат. № 2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл.От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л.

4. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

5. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергера в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (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.п.л.

6. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал

КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

7. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

8. 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(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим

доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Сценарный АСК-анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации по теореме А.Н.Колмогорова (1957) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №07(161). С. 76 – 120. – IDA [article ID]: 1612007009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Детальный численный пример сценарного Автоматизированного системно-когнитивного анализа в интеллектуальной системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №08(162). С. 273 – 355. – IDA [article ID]: 1622008020. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/08/pdf/20.pdf>, 5,188 у.п.л.