

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»**

Факультет прикладной информатики

Кафедра Компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ цен на недвижимость в г. Москва»

Выполнил студент группы: ИТ2241 Антониади Константин Сергеевич

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 Антониади Константина Сергеевича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2241
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ цен на недвижимость в г. Москва»
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)

«19» февраля 2024 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 73 страницы, 39 рисунков, 10 литературных источников.

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

Целью данной работы является разработка интеллектуальных моделей, которые в полной мере отражают существующие причинно-следственные взаимосвязи между определенными фактами и ценой на недвижимость в г. Москва. 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.

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ЦЕН НА НЕДВИЖИМОСТЬ В Г. МОСКВА

Антониади Константин Сергеевич
студент факультета ИТ, группы ИТ2241
Kos-antoniadi@yandex.ru

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

Данная работа направлена на создание умных структур, полноценно отражающих причинно-следственные связи между определенными фактами и стоимостью недвижимости в Москве. Для реализации этой задачи используется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий - интеллектуальная система "Эйдос". Это обеспечивается путем изучения методов создания обобщенных представлений классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, при этом происходит принятие решений и исследование моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС».

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF REAL ESTATE PRICES IN MOSCOW

Antoniadi Konstantin Sergeevich
student of faculty of IT, group IT2241
dmitrysh3vcov@yandex.ru

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

This work is aimed at creating smart structures that fully reflect the cause-and-effect relationships between certain facts and the value of real estate in Moscow. To implement this task, Automated System Cognitive Analysis (ASK analysis) and its software tools, the intelligent Eidos system, are used. This is ensured by studying methods for creating generalized representations of classes and solving problems of identifying specific objects with classes, while making decisions and exploring the modeled subject area by exploring its system-cognitive model.

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS".

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	6
1 ПРЕДМЕТНАЯ ОБЛАСТЬ.....	7
1.1 ОПИСАНИЕ ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	7
1.2 ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	7
1.3 ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	7
1.4 ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ.....	8
2 МЕТОДЫ	11
2.1 ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	11
2.2 АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ)	13
2.3 СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	15
3 РЕЗУЛЬТАТЫ	21
3.1 Задача – 1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ.....	21
3.2 Задача – 2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	22
3.3 Задача – 3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	28
3.4 Задача – 4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	39
3.5 Задача – 5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	43
3.6 Задача – 6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	44
3.6.1 Интегральный критерий «Сумма знаний».....	47
3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	48
3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев.....	49
3.7 Задача – 7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ.....	51
3.7.1 Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	51
3.7.2 Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	51
3.8 Задача – 8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	52
3.8.1 Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	52
3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов.....	53
3.8.3 Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	56
3.8.4 Нелокальная нейронная сеть.....	58
3.8.5 3D-интегральные когнитивные карты.....	60
3.8.6 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	61
3.8.7 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	62
3.8.8 Когнитивные функции.....	63
3.8.9 Значимость описательных шкал и градаций.....	66
3.8.10 Степень детерминированности классов и классификационных шкал	67
4 ОБСУЖДЕНИЕ.....	69
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	70
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	71

ВВЕДЕНИЕ

Применение технологий искусственного интеллекта набирает обороты в самых разнообразных сферах - от финансов и тяжелой промышленности до управления персоналом и журналистики. Алгоритмическая торговля, финансовый менеджмент, робототехника, медицинская диагностика, уход за пациентами, подбор и управление персоналом, автоматическая журналистика, обслуживание клиентов - это лишь некоторые из многих областей, где активно используется искусственный интеллект.

Тема данной курсовой работы связана со специфическим применением анализа данных: исследованием ценообразования на рынке недвижимости Москвы на основе изучения определенных статистических характеристик.

Целью работы создание интеллектуальных моделей, которые могли бы отразить реально существующие причинно-следственные связи между различными параметрами недвижимости в Москве и их стоимостью.

Для реализации поставленной цели в работе предполагается использовать метод автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и интеллектуальную систему "AidosX++" в его основе.

1 ПРЕДМЕТНАЯ ОБЛАСТЬ

1.1 Описание используемой предметной области

Недвижимость в Москве представляет собой одну из наиболее интенсивных и конкурентных сред на рынке. Это область, которая привлекает внимание инвесторов, предпринимателей, агентов по недвижимости и потребителей по всему миру. В настоящее время она является одной из самых дорогих и вожделенных сфер для инвестиций, делая этот рынок многомиллиардной отраслью.

Специфика недвижимости в Москве основана на множестве факторов, включая ее местоположение, историческую значимость, а также разнообразие и качество доступных объектов. Сюда входят как первичное, так и вторичное жилье, варьируя от студий до многокомнатных квартир, а также различные виды коммерческой недвижимости.

Отрасль недвижимости в Москве характеризуется постоянно меняющимися трендами и ценами, что делает сложными как прогнозирование будущих тенденций, так и определение текущих цен.

1.2 Объект и предмет исследования

Объект исследования – выявление зависимостей цен на недвижимость в г. Москва от различных факторов.

Предмет исследования – выявление зависимостей цен на недвижимость в г. Москва, используя данные из открытых источников

1.3 Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Актуальность исследования недвижимости в Москве подтверждается неустанным и динамичным развитием этой отрасли, а также ее влиянием на все сектора экономики. В связи с этим, анализ факторов, влияющих на цену недвижимости, становится не только важным научным вопросом, но также приобретает практическую значимость.

Целью данной работы является автоматизированный системно-когнитивный анализ цен на недвижимость в Москве, основанный на

существующих данных рынка. Это предполагает проведение тщательного методологического анализа исследования, включающего анализ методов формирования обобщенных категорий и форм классов в контексте данной предметной области.

Основное внимание уделяется аспектам классификации объектов недвижимости, определению факторов, влияющих на стоимость, а также разработке методов сбора и анализа данных. Применение системно-когнитивного подхода позволит провести детальный анализ взаимосвязей между различными параметрами и факторами, влияющими на цены на недвижимость.

Для успешного достижения поставленной цели планируется использование методов математического моделирования и статистического анализа данных, что позволит получить объективные результаты и понимание взаимосвязей в предметной области. Полученные выводы помогут улучшить стратегии и тактики на рынке недвижимости и обогатят теоретические основы анализа недвижимости.

1.4 Цель и задачи работы

Для решения задач, представленных в работе, будет использоваться: Microsoft Excel и система искусственного интеллекта «Эйдос».

Основная цель этой курсовой работы - провести автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) зависимости заболеваемости детей в зависимости от их пола и места проживания.

Так как осуществление поставленного задания предполагает использование АСК-анализа и связанного с ним инструментария, где в качестве основного средства используется система "Эйдос", то достижение цели обеспечивается выполнением нижеуказанных задач и подзадач, каждая из которых, по сути, является этапом на пути к поставленной цели:

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

2. Формализация предметной области;

3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний;

4. Верификация моделей;

5. Выбор наиболее достоверной модели;

6. Системная идентификация и прогнозирование;

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);

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

**Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»,
повышение уровня системности данных, информации и знаний,
повышение уровня системности моделей**

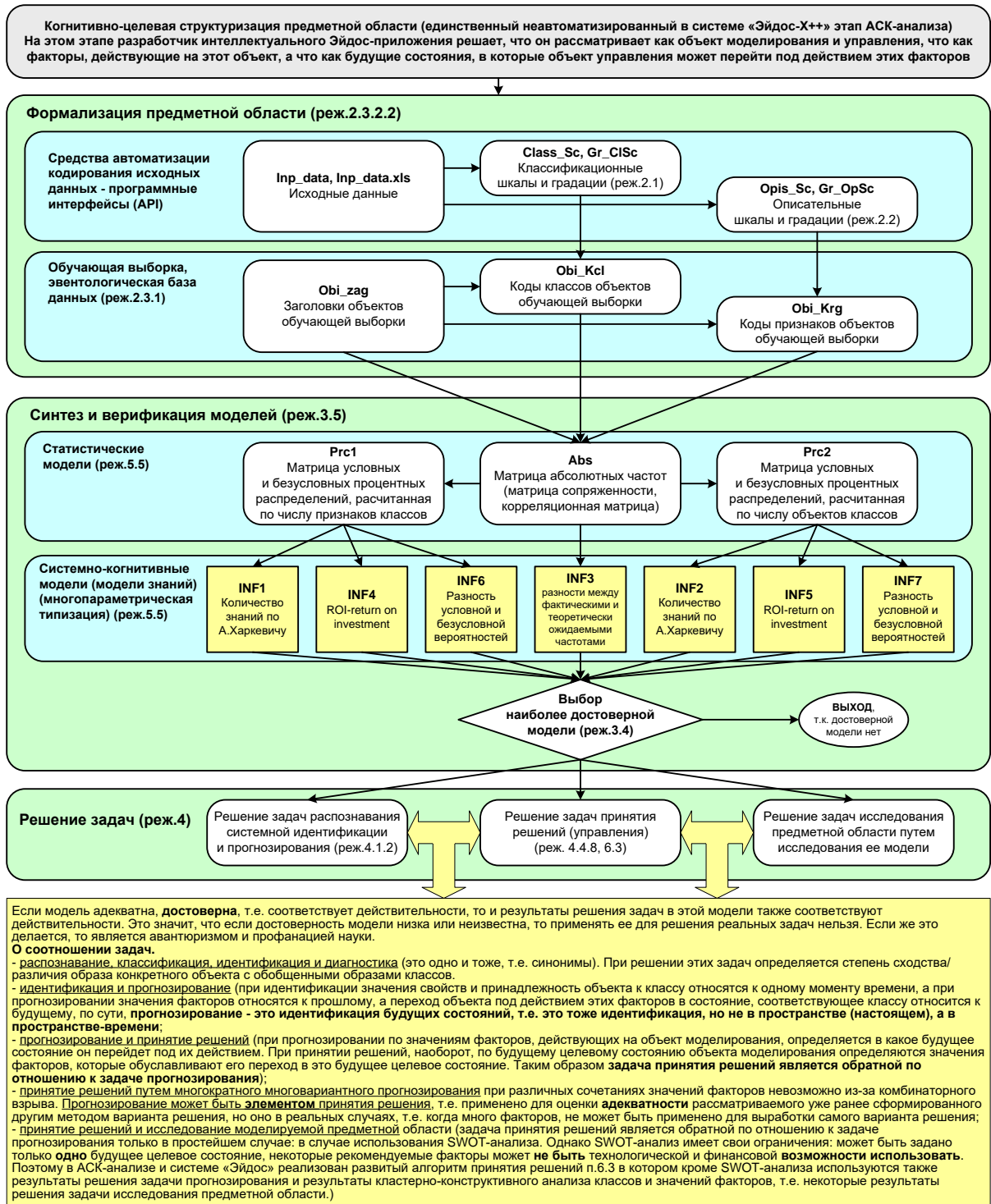


Рисунок 1 – Последовательность преобразования исходных данных в информацию и знаний в системе «Эйдос»

2 МЕТОДЫ

2.1 Обоснование требований к методу решения проблемы

Для выполнения исследования, решения поставленных проблем и достижения целей работы было принято решение применить новый метод искусственного интеллекта, который называется автоматизированный системно-когнитивный анализ, или АСК-анализ. Основным аргументом в пользу использования АСК-анализа было то, что он охватывает теорию и методологию количественного определения причинно-следственных связей в шумных, неполных данных большой размерности, как числовой, так и нечисловой природы, измеряемых в разнообразных шкалах и единицах измерения.

Разумеется, нельзя обойти вниманием и то, что АСК-анализ имеет свои доступные и продвинутое программные средства, в основе которых в наши дни лежит Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X. «Эйдос» преимущественно отличается от прочих интеллектуальных систем по некоторым параметрам:

- 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;

- находится в полном открытом бесплатном доступе причем с актуальными исходными текстами;

- 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»;

— 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);

— содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и более 300 учебных и научных интеллектуальных облачных Эйдос-приложений;

— поддерживает онлайн среду накопления знаний и широко используется во всем мире;

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

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

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

— 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 повторности 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.

2.2 Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)

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

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»).

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.

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 текстовых 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 и страничка в ResearchGate, на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

2.3 Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа

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

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

текстами (<http://lc.kubagro.ru/AidosALL.txt>): открытая лицензия: CC BY-SA 4.0, и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В. Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

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

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

— имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 336, соответственно: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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

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

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

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

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

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

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

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2022 года по настоящее время. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке Аляска+Экспресс, обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge) с использованием ADS (Advantage Database Server), а также на языке C# (Visual Studio | C#).

На рисунке 2 приведена титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 3 – текущей версии системы «Эйдос».



Рисунок 2 – Титульная видеограмма DOS-версии «Эйдос»

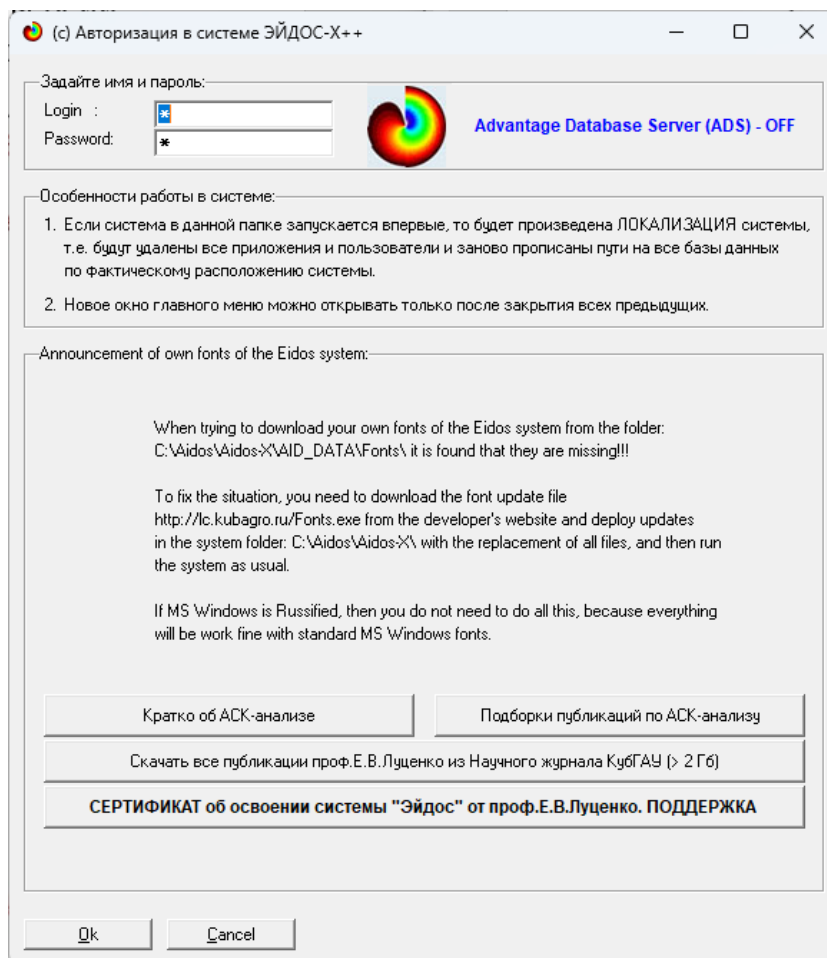


Рисунок 3 – Титульная видеограмма текущей версии системы «Эйдос»

3 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.

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 данных с электронного ресурса kaggle.com был взят набор данных «Moscow Housing Price Dataset», <https://www.kaggle.com/datasets/egorkainov/moscow-housing-price-dataset>

Набор данных содержит 12 столбцов, рассмотрим их:

- Price – цена недвижимости;
- Apartment type – тип недвижимости;
- Metro station – станция метро;
- Minutes to metro – сколько минут идти до метро;
- Region – регион;
- Number of rooms – количество комнат;
- Area – площадь;
- Living area – жилая площадь;
- Kitchen area – площадь кухни;
- Floor – номер этажа;
- Number of floors – количество этажей;
- Renovation – тип ремонта.

Для загрузки модели в систему «Эйдос» необходимо конвертировать CSV-файл в файл формата XLSX. Для конвертации был использован встроенный механизм импорта из CSV в Microsoft Excel.

Классифицирующим столбцом было решено выбрать Win Rate, итоговую таблицу можно увидеть на рисунке 4.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	Region	Price	Apartment	Metro stati	Minutes to Region		Number of Area	Living area	Kitchen arc	Floor		Number of	Renovating	
2	Moscow region	6300000	Secondary	Опалка	6	Moscow region	1	30,5	11,1	8,5	25	25	Cosmetic	
3	Moscow region	9000000	Secondary	Павино	2	Moscow region	1	49,2	20	10	6	15	European-style renovation	
4	Moscow region	11090000	Secondary	Мянино	14	Moscow region	1	44,7	16,2	13,1	10	25	Cosmetic	
5	Moscow region	8300000	Secondary	Строино	8	Moscow region	1	35,1	16	13	12	33	European-style renovation	
6	Moscow region	6450000	Secondary	Опалка	6	Moscow region	1	37,7	15,2	4	5	5	Without renovation	
7	Moscow region	7150000	Secondary	Опалка	6	Moscow region	1	38,4	18	8	8	18	European-style renovation	
8	Moscow region	7400000	Secondary	Навино	11	Moscow region	1	33	16	8	7	7	European-style renovation	
9	Moscow region	7500000	Secondary	Строино	27	Moscow region	1	25	14,8	8,7	16	34	European-style renovation	
10	Moscow region	7800000	Secondary	Красногор	6	Moscow region	1	41,8	18	10	6	17	Cosmetic	
11	Moscow region	7999999	Secondary	Тушинские	35	Moscow region	1	44	19	11	11	24	Designer	
12	Moscow region	9000000	Secondary	Анновка	17	Moscow region	1	44,8	15	10,3	5	6	European-style renovation	
13	Moscow region	12300000	Secondary	Волокола	16	Moscow region	1	39	21,9	9,9	26	30	Designer	
14	Moscow region	14000000	Secondary	Волокола	12	Moscow region	1	48	23	9	12	28	Designer	
15	Moscow region	6000000	Secondary	Павино	3	Moscow region	1	33,8	17	7	4	9	Without renovation	
16	Moscow region	6200000	Secondary	Красногор	19	Moscow region	1	32,7	18	6	9	9	European-style renovation	
17	Moscow region	6300000	Secondary	Красногор	19	Moscow region	1	32,1	18,4	9,3	2	9	Without renovation	
18	Moscow region	6500000	Secondary	Опалка	7	Moscow region	1	34,9	17	9	2	14	Cosmetic	
19	Moscow region	6800000	Secondary	Опалка	7	Moscow region	1	38	17,4	9	8	14	European-style renovation	
20	Moscow region	7350000	Secondary	Опалка	6	Moscow region	1	40	16,1	9,8	17	24	European-style renovation	
21	Moscow region	8100000	Secondary	Красногор	6	Moscow region	1	47,6	26	12	8	11	Cosmetic	
22	Moscow region	8200000	Secondary	Опалка	12	Moscow region	1	32,5	18,6	9,3	1	8	Designer	
23	Moscow region	8400000	Secondary	Строино	8	Moscow region	1	36,5	13	15	23	33	Designer	
24	Moscow region	9200000	Secondary	Опалка	5	Moscow region	1	33,75	16,5	8,6	3	8	Designer	
25	Moscow region	9300000	Secondary	Волокола	15	Moscow region	1	39,1	18	11	17	29	Without renovation	
26	Moscow region	10099000	Secondary	Мянино	16	Moscow region	1	38	21,3	9,8	6	19	Designer	
27	Moscow region	11000000	Secondary	Строино	11	Moscow region	1	50,8	23,2	11,6	14	22	Cosmetic	
28	Moscow region	14000000	Secondary	Мянино	16	Moscow region	1	38,1	21,4	9,8	5	19	Designer	
29	Moscow region	7800000	Secondary	Опалка	6	Moscow region	1	39,5	16,6	12	20	26	European-style renovation	
30	Moscow region	7750000	Secondary	Опалка	7	Moscow region	1	39,5	14	14,1	2	26	European-style renovation	
31	Moscow region	8300000	Secondary	Опалка	5	Moscow region	1	44	18	11,6	10	25	Cosmetic	
32	Moscow region	8500000	Secondary	Павино	16	Moscow region	1	32,1	9	18	23	45	European-style renovation	
33	Moscow region	9400000	Secondary	Павино	9	Moscow region	1	42	9	10,1	4	23	Cosmetic	
34	Moscow region	9500000	Secondary	Мянино	20	Moscow region	1	37,7	18,9	7,4	8	17	Without renovation	
35	Moscow region	9600000	Secondary	Мянино	20	Moscow region	1	38,6	21,6	9,8	16	17	Cosmetic	
36	Moscow region	9700000	Secondary	Митино	7	Moscow region	1	42,3	23,5	10,1	7	17	European-style renovation	
37	Moscow region	10100000	Secondary	Строино	8	Moscow region	1	38,6	17	17	16	32	European-style renovation	
38	Moscow region	11000000	Secondary	Мянино	13	Moscow region	1	43	19,6	5	3	17	European-style renovation	
39	Moscow region	11680000	Secondary	Павино	16	Moscow region	1	36,5	20,6	9,7	5	45	Designer	
40	Moscow region	11900000	Secondary	Павино	2	Moscow region	1	28	18	7	12	31	Designer	
41	Moscow region	4200000	Secondary	Красногор	36	Moscow region	1	18,3	13	2,3	5	5	Cosmetic	
42	Moscow region	5200000	Secondary	Павино	6	Moscow region	1	31	18	6	1	4	Cosmetic	
43	Moscow region	5450000	Secondary	Красногор	13	Moscow region	1	31	18	6	5	5	Cosmetic	
44	Moscow region	5700000	Secondary	Опалка	29	Moscow region	1	45	28	7	1	3	Cosmetic	
45	Moscow region	5790000	Secondary	Опалка	7	Moscow region	1	26,6	16,9	5	23	26	European-style renovation	

Рисунок 4 – Фрагмент обучающей выборки

Для импорта обучающей выборки в систему AIDOS-X необходимо скопировать ее в папку Inp_data и переименовать в Inp_data.xlsx, после этого можно запустить саму программу и универсальный программный интерфейс импорта данных в систему (режим 2.3.2.2), результат заполнения которого представлен на рисунке 5.



Рисунок 5 – Интерфейс импорта данных

Следует выделить следующие настройки:

- Тип файла – xlsx;
- Классификационная шкала – 2;
- Описательные шкалы – 3-11.

После импорта данных система просит задать размерности модели системы, оставляем предложенную размерность (рисунок 6).

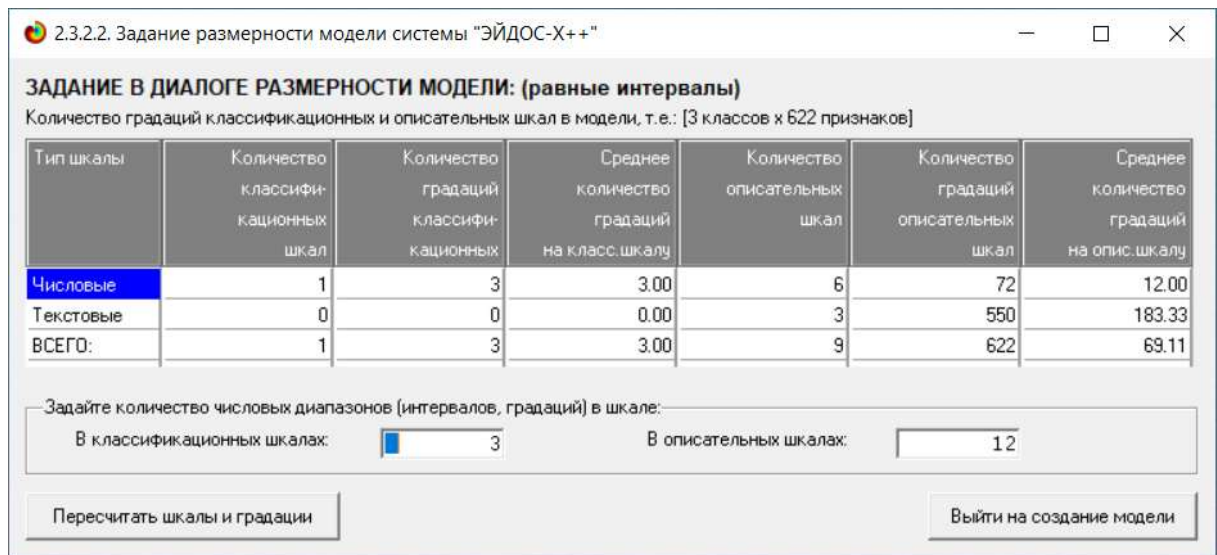


Рисунок 6 – Задание размерностей системы

Процесс импорта данных из внешнего файла в систему представлен на рисунке 7.

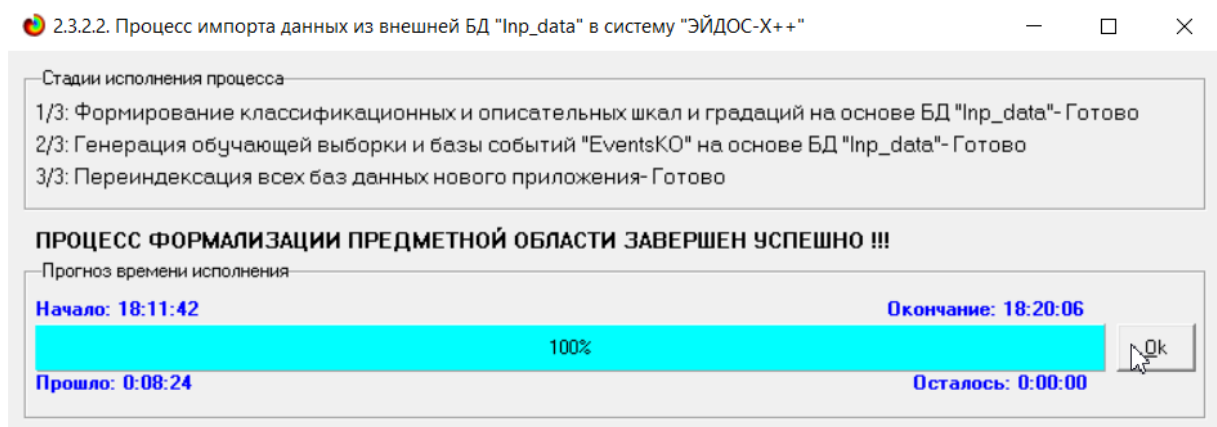


Рисунок 7 – Импорт данных

После загрузки данных, система автоматически нашла классификационные шкалы (рисунок 8) и описательные шкалы (рисунок 9).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF3"

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	PRICE

Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	1/3-{1150000.0000000, 40076666.6666667}
2	2/3-{40076666.6666667, 80038333.3333333}
3	3/3-{80038333.3333333, 120000000.0000000}

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

Рисунок 8 – Классификационные шкалы

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF3"

Код шкалы	Наименование описательной шкалы
1	APARTMENT TYPE
2	METRO STATION
3	MINUTES TO METRO
4	REGION
5	NUMBER OF ROOMS
6	AREA
7	LIVING AREA
8	KITCHEN AREA
9	FLOOR

Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	New building
2	Secondary

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

Рисунок 9 – Описательные шкалы

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 4).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике и обеспечивает 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 1).

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2).

Таблица 2 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

		Классы					Безусловная вероятность признака
		<i>1</i>	...	<i>j</i>	...	<i>w</i>	
Значения факторов	<i>1</i>	P_{11}		P_{1j}		P_{1w}	
	...						
	<i>i</i>	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iw}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	<i>M</i>	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

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

1. В качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу;
2. 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 объектов обучающейся выборки, относящихся к различным классам. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 1) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) является весьма обоснованным и логичным.

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

Данный 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.

В системе «Эйдос» указанный подход используется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблицы 2 с использованием частных критериев, знаний, приведенных таблице 3, рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 4).

В таблице 3 приведены формулы:

- для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

— для сравнения условных и безусловных относительных частот (вероятностей).

Это сравнение в таблице 3 осуществляется двумя возможными способами: путем вычитания и путем деления.

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

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

Таблица 3 – Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке	$N_i = \sum_{j=1}^M N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^W N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.		
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

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%.

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы					Значимость фактора
		<i>l</i>	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
Значения факторов	<i>l</i>	I_{ll}		I_{lj}		I_{lW}	$\sigma_{l\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{lj} - \bar{I}_l)^2}$
	...						
	<i>i</i>	I_{il}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
	...						
	<i>M</i>	I_{Ml}		I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma l}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения.

На основе системно-когнитивных моделей, 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 4).

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 5).

Таблица 5 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

Для синтеза и верификации моделей необходимо использовать режим 3.5, после его запуска задается текущая модель (рисунок 10).



Рисунок 10 – Выбор моделей для синтеза и верификации

Режим 3.5 содержит множество различных методов верификации моделей. Стадия процесса выполнена и прогноз времени окончания изображен на форме, приведенной на рисунке 11.

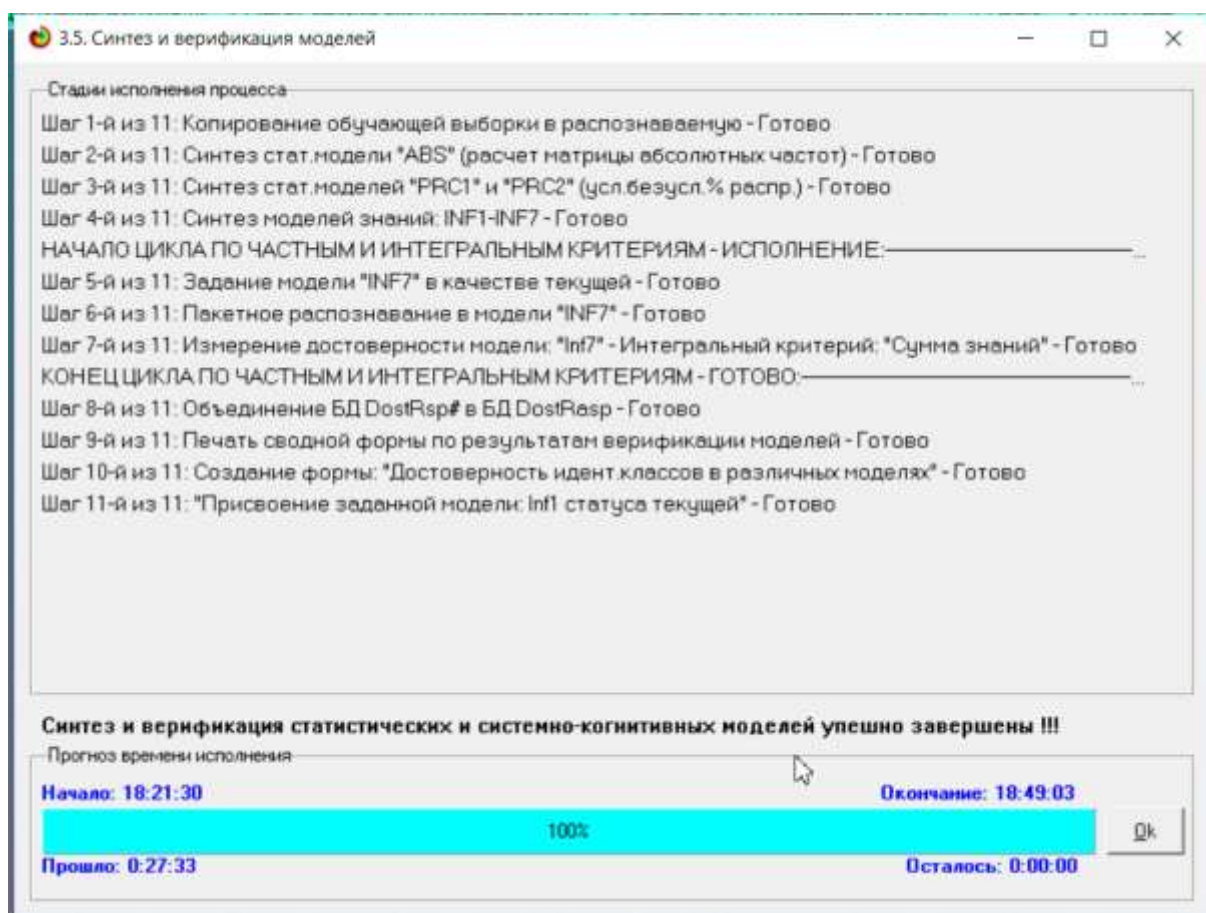


Рисунок 11 – Исполнение режима синтеза моделей

Далее можно приступить к выбору наиболее достоверной модели.

Решение задачи идентификации может быть рассмотрено на нескольких моделях, в которых рассчитано количество информации по А. Харкевичу, которое было сгенерировано по принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, учитывая признаки объекта.

На рисунках 12 и 13 представлены фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей).

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

Год признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRICE 1/3 (1150000 0000... 400766666 666	2. PRICE 2/3 (400766666 66... 800393333 333	3. PRICE 3/3 (800393333 33... 1200000000 000	Сумма	Среднее	Средн. кв. откл.
1.0	APARTMENT TYPE-New building	9524.0			9524.0	3174.67	5498.68
2.0	APARTMENT TYPE-Secondary	12945.0	177.0	20.0	13142.0	4390.67	7417.35
3.0	METRO STATION-Черниковская	13.0			13.0	4.33	7.51
4.0	METRO STATION-Чертановская	31.0			31.0	10.33	17.90
5.0	METRO STATION-Чеховская	31.0			31.0	10.33	17.90
6.0	METRO STATION-Чистые пруды	41.0	3.0		44.0	14.67	22.85
7.0	METRO STATION-Чкаловская	38.0			38.0	12.67	21.94
8.0	METRO STATION-Бабшинская	55.0			55.0	18.33	31.75
9.0	METRO STATION-Багратионовская	21.0			21.0	7.00	12.12
10.0	METRO STATION-Баррикадная	27.0		2.0	29.0	9.67	15.04
11.0	METRO STATION-Батюшская	25.0			25.0	8.33	14.43
12.0	METRO STATION-Бауманская	75.0			75.0	25.00	43.30
13.0	METRO STATION-Беговая	69.0			69.0	23.00	39.84
14.0	METRO STATION-Белорусская	121.0			121.0	40.33	69.86
15.0	METRO STATION-Беломорская	80.0			80.0	26.67	46.19
16.0	METRO STATION-Бескудниково	35.0			35.0	11.67	20.21
17.0	METRO STATION-Братиславская	1161.0			1161.0	387.00	670.30
18.0	METRO STATION-Бибирево	54.0			54.0	18.00	31.18
19.0	METRO STATION-Библиотека и Ленина	5.0			5.0	1.67	2.89
20.0	METRO STATION-Боровицкая	9.0			9.0	3.00	5.20
21.0	METRO STATION-Ботанический сад	82.0			82.0	27.33	47.34
22.0	METRO STATION-Бульвар Адмирала Ушакова	15.0			15.0	5.00	8.66
23.0	METRO STATION-Бульвар Дмитрия Донского	24.0			24.0	8.00	13.86
24.0	METRO STATION-Бульвар Рокоссовского	74.0			74.0	24.67	42.72
25.0	METRO STATION-Бунинская аллея	115.0			115.0	38.33	66.40

Рисунок 12 – Матрица абсолютных частот

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

Год признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRICE 1/3 (1150000 000000... 400766666 6666	2. PRICE 2/3 (400766666 6666... 800393333 3333	3. PRICE 3/3 (800393333 3333... 1200000000 0000	Сумма	Среднее	Средн. кв. откл.
1.0	APARTMENT TYPE-New building	86.638	-77.787	-8.851			82.569
2.0	APARTMENT TYPE-Secondary	-77.450	69.663	7.787			73.865
3.0	METRO STATION-Черниковская	0.118	-0.106	-0.012			0.113
4.0	METRO STATION-Чертановская	0.282	-0.253	-0.029			0.269
5.0	METRO STATION-Чеховская	0.282	-0.253	-0.029			0.269
6.0	METRO STATION-Чистые пруды	-2.600	2.641	-0.041			2.620
7.0	METRO STATION-Чкаловская	0.346	-0.310	-0.035			0.329
8.0	METRO STATION-Бабшинская	0.500	-0.449	-0.051			0.477
9.0	METRO STATION-Багратионовская	0.191	-0.172	-0.020			0.182
10.0	METRO STATION-Баррикадная	-1.736	-0.237	1.973			1.866
11.0	METRO STATION-Батюшская	0.227	-0.204	-0.023			0.217
12.0	METRO STATION-Бауманская	0.682	-0.613	-0.070			0.650
13.0	METRO STATION-Беговая	0.628	-0.564	-0.064			0.598
14.0	METRO STATION-Белорусская	1.101	-0.988	-0.112			1.049
15.0	METRO STATION-Беломорская	0.728	-0.653	-0.074			0.694
16.0	METRO STATION-Бескудниково	0.318	-0.286	-0.033			0.303
17.0	METRO STATION-Братиславская	10.561	-9.482	-1.079			10.065
18.0	METRO STATION-Бибирево	0.491	-0.441	-0.050			0.468
19.0	METRO STATION-Библиотека и Ленина	0.045	-0.041	-0.005			0.043
20.0	METRO STATION-Боровицкая	0.082	-0.074	-0.008			0.078
21.0	METRO STATION-Ботанический сад	0.746	-0.670	-0.076			0.711
22.0	METRO STATION-Бульвар Адмирала Ушакова	0.136	-0.123	-0.014			0.130
23.0	METRO STATION-Бульвар Дмитрия Донского	0.218	-0.196	-0.022			0.208
24.0	METRO STATION-Бульвар Рокоссовского	0.673	-0.604	-0.069			0.642
25.0	METRO STATION-Бунинская аллея	1.046	-0.939	-0.107			0.997

Рисунок 13 – Модель INF3

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 F-мерой Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: $F=0.558$ (рисунок 14).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф. Е. В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель ABS с интегральным критерием: «Сумма абсолютных частот по признакам»: $L1=0.676$ (рисунок 15). Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.

С результатами верификации моделей, отличающихся частными критериями, можно ознакомиться в режиме 3.4 системы «Эйдос», они представлены в трех частях на рисунках 14-16.

Идентификационный критерий	Идентификационный критерий	Число параметров (количество параметров)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)
1. M01 - частный критерий: количество вершин смежных "Узел"	Графовый абст. частот. обр.	22666	22666	45362	0.323	1.000	0.300	18239	882	20824		
2. M02 - частный критерий: количество вершин смежных "Узел"	Средн. абст. частот. по признаку	22666	22666	45362	0.323	1.000	0.300	17883	817	195		
3. M03 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Графовый абст. частот. обр.	22666	22666	45362	0.323	1.000	0.300	18239	882	20824		
4. M04 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Средн. абст. частот. по признаку	22666	22666	45362	0.323	1.000	0.300	17883	817	20824		
5. M05 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Графовый абст. частот. обр.	22666	22666	45362	0.323	1.000	0.300	18239	882	20824		
6. M06 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Средн. абст. частот. по признаку	22666	22666	45362	0.323	1.000	0.300	17883	817	20824		
7. M07 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Семантический разностн. век.	22666	21118	41767	3655	1556	0.822	8.931	0.300	1279	976	8961
8. M08 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Средн. абст.	22666	19018	40250	5112	3648	0.786	8.829	0.823	119	536	6152
9. M09 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Семантический разностн. век.	22666	21099	41491	3871	1580	0.845	8.938	0.300	1263	279	8478
10. M10 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Средн. абст.	22666	18701	39299	6163	3882	0.753	8.829	0.789	117	983	5605
11. M11 - частный критерий: Понимает: разности между вычит.	Семантический разностн. век.	22666	19400	39518	6294	3216	0.758	8.858	0.805	11757	384	22852
12. M12 - частный критерий: Понимает: разности между вычит.	Средн. абст.	22666	19400	39518	6294	3216	0.758	8.858	0.805	12886	742	12019
13. M13 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Семантический разностн. век.	22666	20996	43153	3185	1768	0.768	8.921	0.765	1123	948	1813
14. M14 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Средн. абст.	22666	19031	31268	3433	2633	0.878	8.848	0.482	21	484	84
15. M15 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Семантический разностн. век.	22666	20882	43209	2153	1784	0.887	8.921	0.754	1288	426	1892
16. M16 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Средн. абст.	22666	18894	28758	16684	3862	0.531	8.838	0.448	31	478	37
17. M17 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Семантический разностн. век.	22666	19400	35593	10189	3216	0.657	8.858	0.784	11772	598	9579
18. M18 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Средн. абст.	22666	19400	33259	12183	3216	0.616	8.858	0.757	267	714	979
19. M19 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Семантический разностн. век.	22666	19275	31597	14185	3391	0.876	8.858	0.687	11295	783	8426
20. M20 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Средн. абст.	22666	19275	30263	15099	3395	0.561	8.858	0.676	244	383	778

Рисунок 14 – Оценка достоверности моделей (первая часть)

Идентификационный критерий	Идентификационный критерий	Число параметров (количество параметров)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)	Число признаков (количество признаков)	Число объектов (количество объектов)
1. M01 - частный критерий: количество вершин смежных "Узел"	Графовый абст. частот. обр.	20824	499	0.667	1.000	0.637	0.805	0.659	0.637	0.637		
2. M02 - частный критерий: количество вершин смежных "Узел"	Средн. абст. частот. по признаку	219	459	0.989	1.000	0.985	0.788	0.804	0.985	0.985		
3. M03 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Графовый абст. частот. обр.	20824	497	0.667	1.000	0.637	0.805	0.659	0.637	0.637		
4. M04 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Средн. абст. частот. по признаку	20747	648	0.662	1.000	0.632	0.797	0.657	0.632	0.632		
5. M05 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Графовый абст. частот. обр.	20824	519	0.667	1.000	0.637	0.805	0.659	0.637	0.637		
6. M06 - частный критерий: усил. вероятность что признак в след.	Средн. абст. частот. по признаку	21895	398	0.658	1.000	0.622	0.781	0.676	0.621	0.621		
7. M07 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Семантический разностн. век.	891	613	118	809	0.676	0.515	0.061	0.235	0.148	0.876	0.265
8. M08 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Средн. абст.	848	873	24	984	0.128	0.827	0.216	0.064	0.153	0.171	0.307
9. M09 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Семантический разностн. век.	603	658	118	810	0.668	0.914	0.747	0.068	0.284	0.168	0.875
10. M10 - частный критерий: количество значений по А.Соревнов. в.	Средн. абст.	934	918	25	818	0.112	0.825	0.148	0.008	0.145	0.151	0.306
11. M11 - частный критерий: Понимает: разности между вычит.	Семантический разностн. век.	322	1364	572	828	0.894	0.594	0.915	0.604	0.583	0.228	0.287
12. M12 - частный критерий: Понимает: разности между вычит.	Средн. абст.	261	893	523	878	0.865	0.931	0.921	0.617	0.387	0.184	0.272
13. M13 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Семантический разностн. век.	741	122	349	147	0.935	0.892	0.879	0.958	0.844	0.863	0.882
14. M14 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Средн. абст.	587	172	365	8	0.111	0.972	0.288	0.001	0.881	0.012	0.800
15. M15 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Семантический разностн. век.	985	129	121	148	0.983	0.891	0.887	0.958	0.844	0.868	0.882
16. M16 - частный критерий: PO (Рейс) (On Invention) веротно.	Средн. абст.	113	176	454	0.405	0.189	0.573	0.186	0.001	0.881	0.011	0.800
17. M17 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Семантический разностн. век.	574	2089	184	827	0.843	0.534	0.898	0.605	0.372	0.205	0.167
18. M18 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Средн. абст.	820	2585	812	18	0.848	0.561	0.171	0.014	0.370	0.214	0.163
19. M19 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Семантический разностн. век.	879	2771	537	888	0.883	0.920	0.858	0.684	0.370	0.194	0.189
20. M20 - частный критерий: разн. доли в Базис и вероятности, в.	Средн. абст.	105	3143	858	11	0.872	0.567	0.133	0.013	0.289	0.209	0.163

Рисунок 15 – Оценка достоверности моделей (вторая часть)

3.4. Обобщенная форма для достоверности при разнотипности. Текущая модель: "INF1"

Идентификация модели в системе управления	Достоверность системы	Имя модели	И.Т. (вероятность ложного срабатывания)	И.П. (вероятность пропуска)	И.С. (вероятность ошибки)	И.Д. (вероятность ошибки)	И.Е. (вероятность ошибки)	И.К. (вероятность ошибки)	И.Л. (вероятность ошибки)	И.М. (вероятность ошибки)	И.Н. (вероятность ошибки)	И.О. (вероятность ошибки)
1. АБС - частный критерий: количество встреч соитаний. Упас.	Корректиция аПС частот по прав.		0.637	1.003	0.778	100.000	100.000	100.000	50.000	18.82.24	18.25.59	
1. АБС - частый критерий: количество встреч соитаний. Упас.	Средняя аПС частот по прав.		0.795	1.003	0.887	100.000	100.000	100.000	50.000	18.82.24	18.26.18	
2. РРС1 - частый критерий: доля вероятности 1 по сравнению с сред.	Корректиция доли частот по прав.		0.637	1.003	0.778	100.000	100.000	100.000	50.000	18.82.24	18.29.00	
2. РРС1 - частый критерий: доля вероятности 1 по сравнению с сред.	Средняя доля частот по прав.		0.632	1.003	0.775	100.000	100.000	100.000	50.000	18.82.24	18.29.15	
3. РРС2 - частый критерий: отношение вероятности 1 к правому.	Корректиция доли частот по прав.		0.637	1.003	0.778	100.000	100.000	100.000	50.000	18.82.24	18.31.29	
3. РРС2 - частый критерий: отношение вероятности 1 к правому.	Средняя доля частот по прав.		0.623	1.003	0.764	100.000	100.000	100.000	50.000	18.82.24	18.31.45	
4. РВТ1 - частый критерий: количество знаний по А.Заряеву. я.	Синтетический резонанс: яв.	0.076	0.265	0.443	0.332	93.195	98.896	1.584	6.865	95.816	18.82.24	18.33.52
4. РВТ1 - частый критерий: количество знаний по А.Заряеву. я.	Средняя явность	0.007	0.038	0.478	0.568	83.905	99.985	0.095	16.095	91.905	18.82.24	18.34.09
5. РВС2 - частый критерий: количество знаний по А.Заряеву. я.	Синтетический резонанс: яв.	0.076	0.263	0.443	0.330	93.329	98.894	1.584	4.972	95.761	18.82.24	18.36.14
5. РВС2 - частый критерий: количество знаний по А.Заряеву. я.	Средняя явность	0.096	0.049	0.494	0.674	82.868	99.896	0.184	17.131	91.192	18.82.24	18.36.31
6. РВТ3 - частый критерий: Угол выворот. разности между фазист.	Синтетический резонанс: яв.	0.257	0.732	0.702	0.717	85.311	98.430	1.562	14.189	92.125	18.82.24	18.38.39
6. РВТ3 - частый критерий: Угол выворот. разности между фазист.	Средняя явность	0.272	0.619	0.694	0.749	85.411	98.430	1.562	14.189	92.125	18.82.24	18.38.57
7. РВТ4 - частый критерий: РСЗ (Риски Сиг. (интегральн.) вероятн.	Синтетический резонанс: яв.	0.181	0.482	0.414	0.450	91.243	99.872	0.521	7.851	95.813	18.82.24	18.41.04
7. РВТ4 - частый критерий: РСЗ (Риски Сиг. (интегральн.) вероятн.	Средняя явность	0.028	0.005	0.069	0.335	83.972	99.770	0.221	16.028	91.871	18.82.24	18.43.21
8. РВТ5 - частый критерий: РСЗ (Риски Сиг. (интегральн.) вероятн.	Синтетический резонанс: яв.	0.083	0.491	0.411	0.447	92.129	98.471	0.529	7.872	95.808	18.82.24	18.43.37
8. РВТ5 - частый критерий: РСЗ (Риски Сиг. (интегральн.) вероятн.	Средняя явность	0.036	0.097	0.679	0.579	82.961	99.737	0.261	17.039	91.368	18.82.24	18.43.44
9. РВТ6 - частый критерий: разн. доли в области вероятностей. яв.	Синтетический резонанс: яв.	0.257	0.747	0.702	0.724	85.311	98.395	1.495	14.189	92.103	18.82.24	18.45.49
9. РВТ6 - частый критерий: разн. доли в области вероятностей. яв.	Средняя явность	0.033	0.161	0.603	0.513	85.311	98.395	1.615	14.189	92.099	18.82.24	18.46.44
10. INF7 - частый критерий: разн. доли в области вероятностей. яв.	Синтетический резонанс: яв.	0.289	0.759	0.679	0.707	85.339	99.321	0.679	14.592	92.109	18.82.24	18.48.09
10. INF7 - частый критерий: разн. доли в области вероятностей. яв.	Средняя явность	0.032	0.037	0.795	0.104	85.322	99.315	0.495	14.978	92.168	18.82.24	18.48.21

Рисунок 16 – Оценка достоверности моделей (третья часть)

Важно обратить внимание на то, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую.

На рисунке 17 представлены частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений в СК-модели INF7 по данным обучающей выборки.



Рисунок 17 – Частотные распределение модели INF7

Левое распределение включает только истинно-отрицательные, а правое включает ложно-положительные и истинно-положительные решения. Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации видов героев по его характеристикам и другие задачи.

Для положительных решений от 0% до примерно 63% количество ложных решений больше положительных. Начиная от примерно 63% до примерно 88% количество истинных решений больше. Далее от примерно 88% до 100% количество ложных решений немного больше истинных.

3.5 Задача – 5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели. Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро. 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.

Выберем одну из наиболее достоверных моделей INF4, что показано на рисунках 18 и 19.

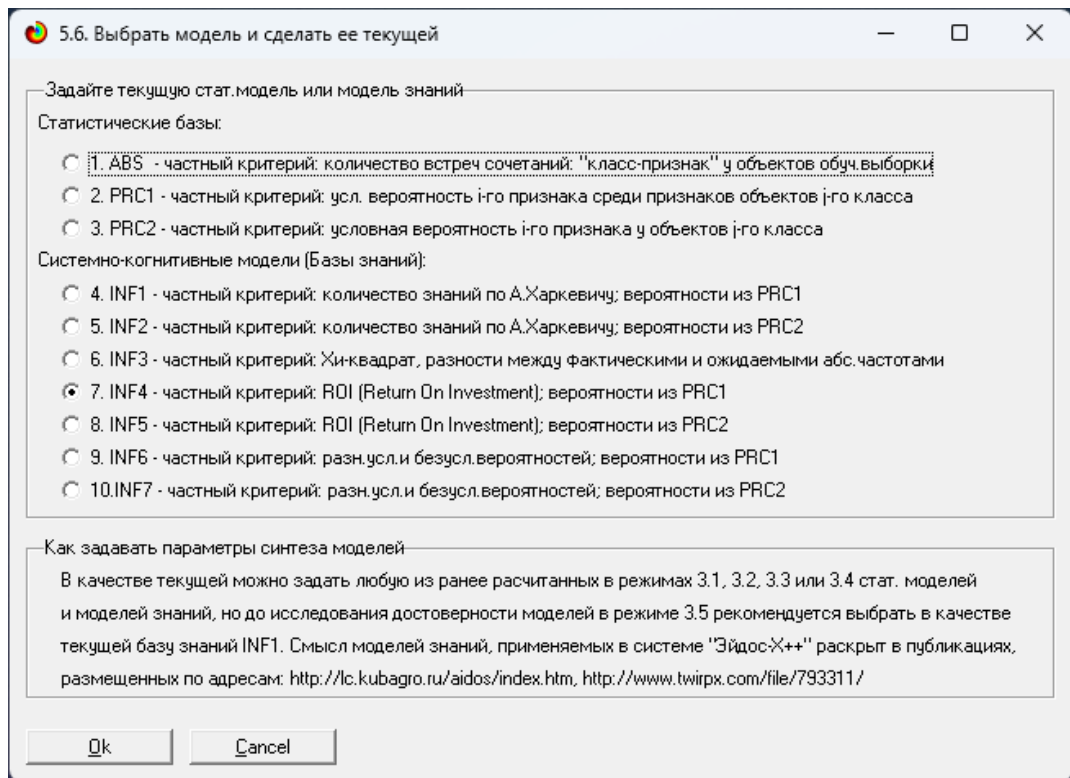


Рисунок 18 – Выбор текущей модели

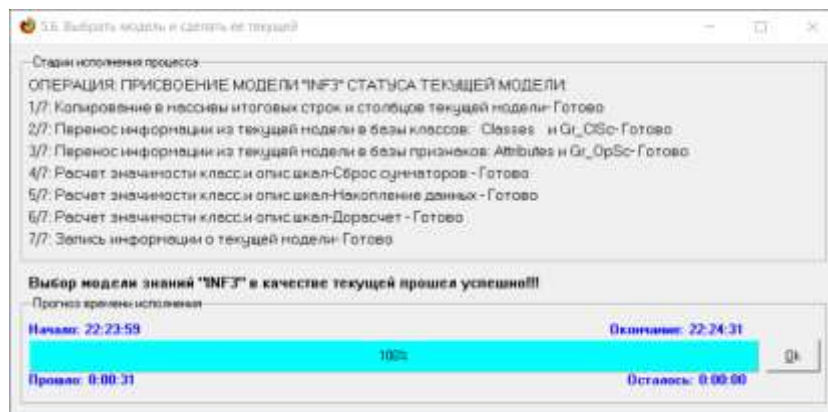


Рисунок 19 – Исполнение присвоения статуса текущей модели

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.

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.

Режиме 4.1.3 системы «Эйдос» обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

- подробно наглядно: «Объект – классы»;
- подробно наглядно: «Класс – объекты»;
- итого наглядно: «Объект – класс»;
- итого наглядно: «Класс – объект»;
- подробно сжато: «Объекты – классы»;
- обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях;
 - обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям;
 - статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям;
 - достоверность идентификации объектов при разных моделях и интегральных критериях;
 - достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях;

- объединение в одной БД строк по самым достоверным моделям;
- вывод результатов распознавания в стиле «Inp_data.xlsx»;
- частотное распределение наблюдений по самым похожим классам;
- распределение уровней сходства наблюдений по всем классам.

На рисунках 20 и 21 приведены примеры прогноза высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели INF4 на основе наблюдения предыстории их развития. Визуализация результатов распознавания представлена в формах: «Объект – классы» и «Класс – объекты».

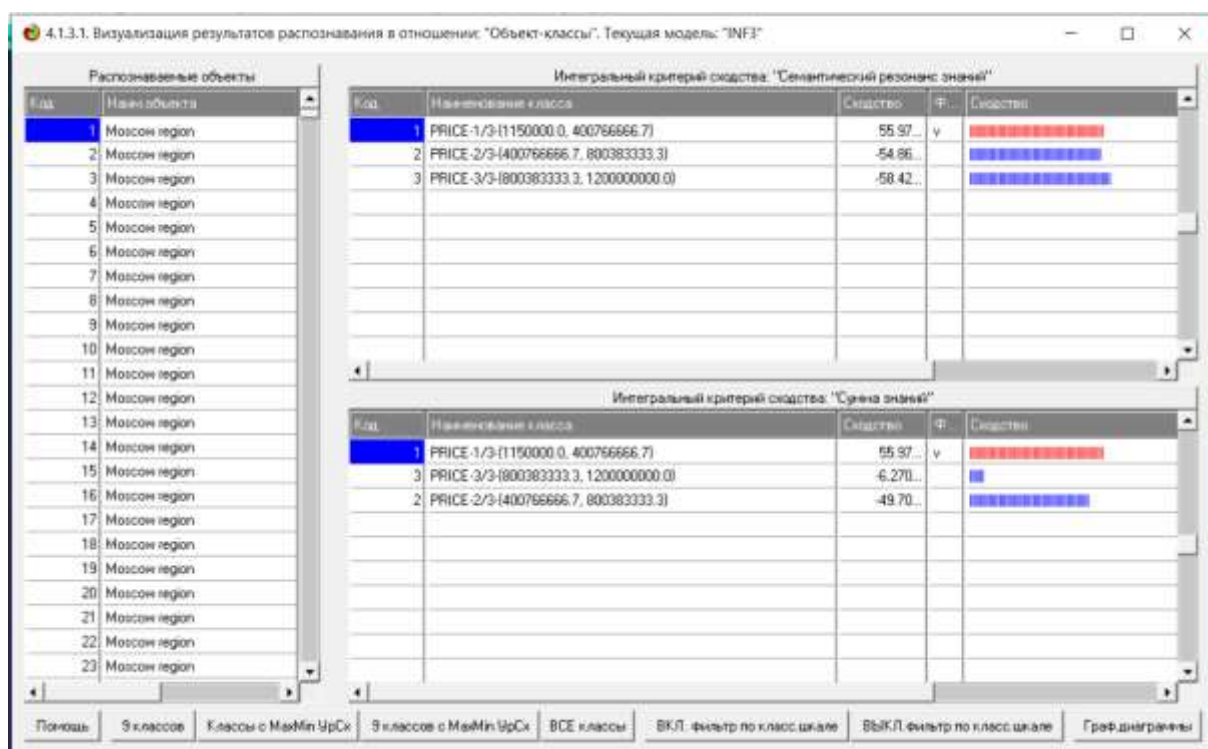


Рисунок 20 – Пример идентификации объектов в модели INF4

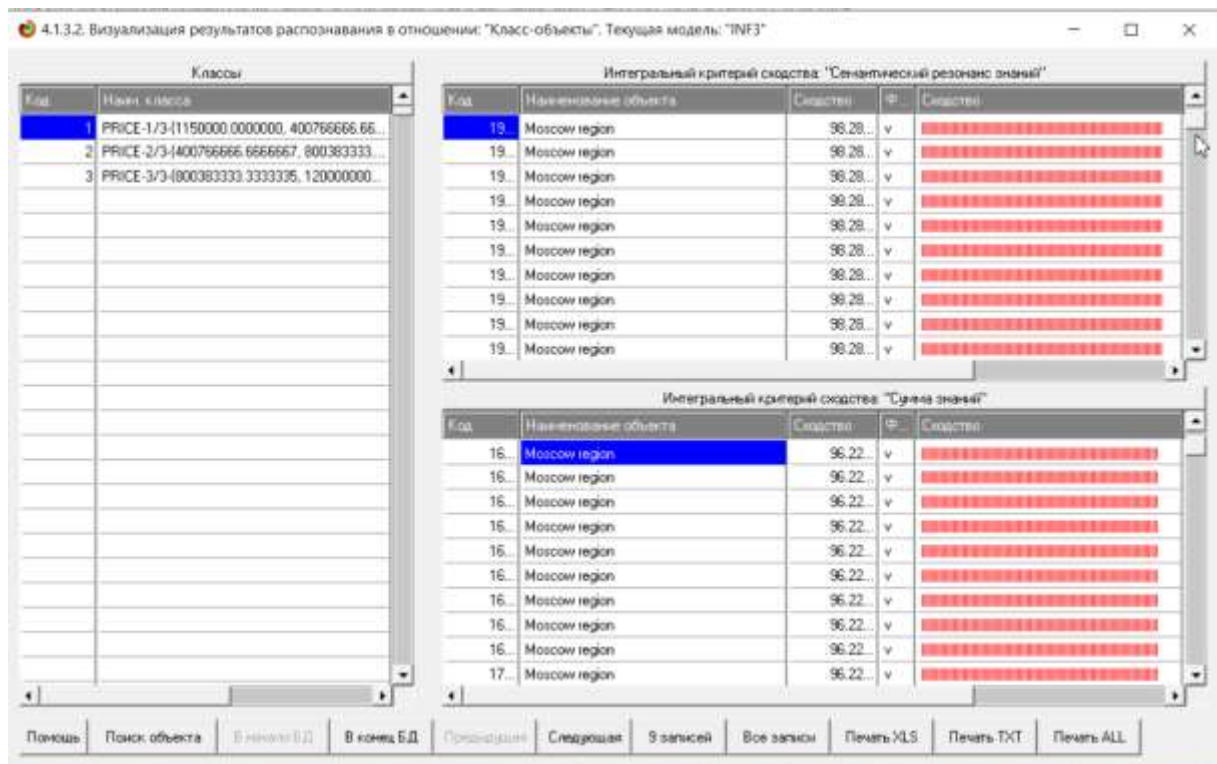


Рисунок 21 – Пример идентификации объектов в модели INF4

После данного этапа можно приступить к выбору наиболее достоверной модели.

3.6.1 Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 5.5:

$$I_j = (\vec{I}_{ij}, \vec{L}_i).$$

В выражении круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$$

где: M – количество градаций описательных шкал (признаков);

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

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий

все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

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

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

3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков);
– средняя информативность по вектору класса;
– среднее по вектору объекта;
– среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;
– среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

– вектор состояния j -го класса; – вектор состояния распознаваемого объекта (состояния или явления), включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

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

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

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

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

сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности

линейной интерполяции: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$, Это позволяет

предложить неограниченное количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

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

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

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

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»).

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.

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 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».

Инвертированная SWOT-диаграмма влияния атрибута «Ловкость» на шанс победы изображен на рисунке 23.

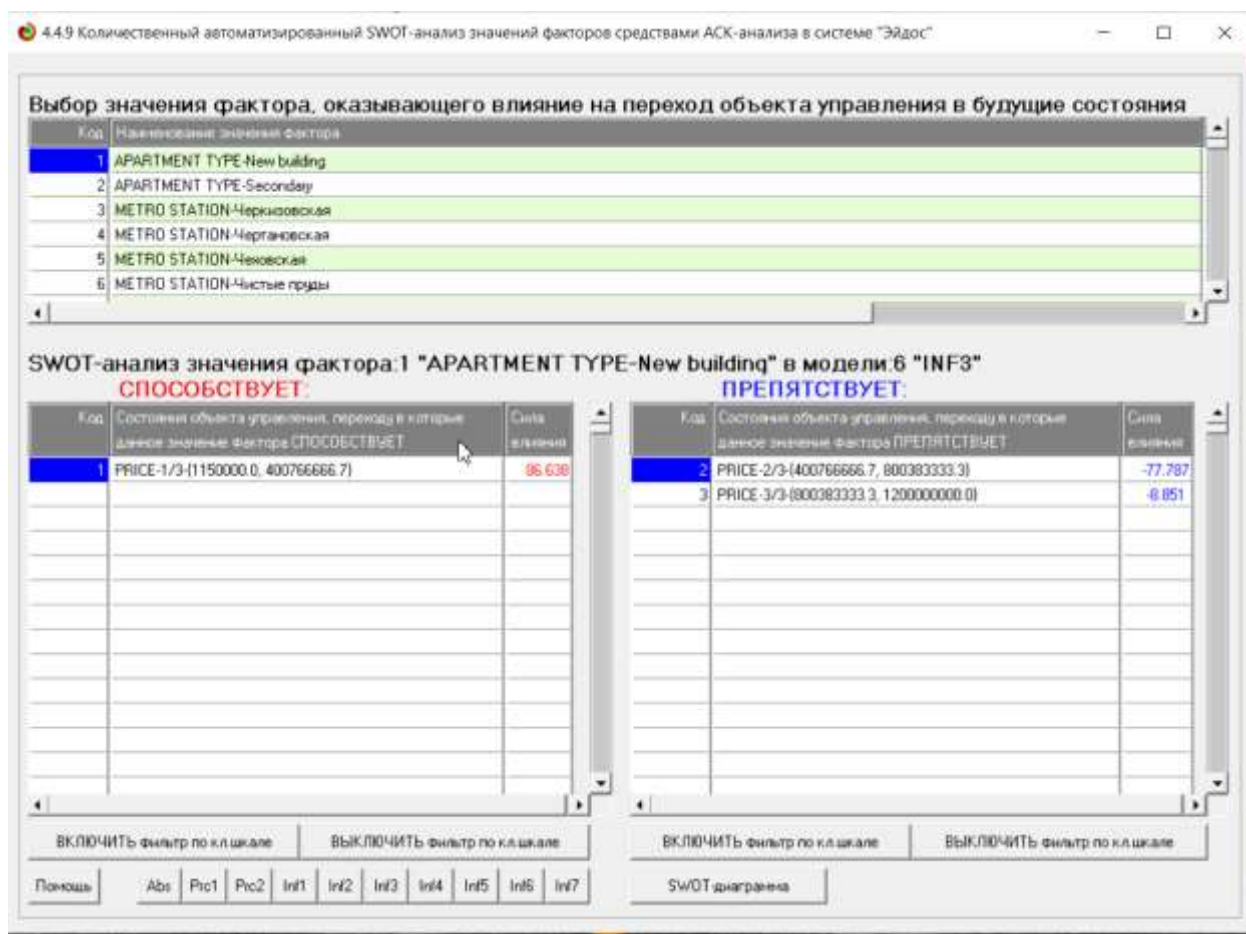


Рисунок 22 – Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов

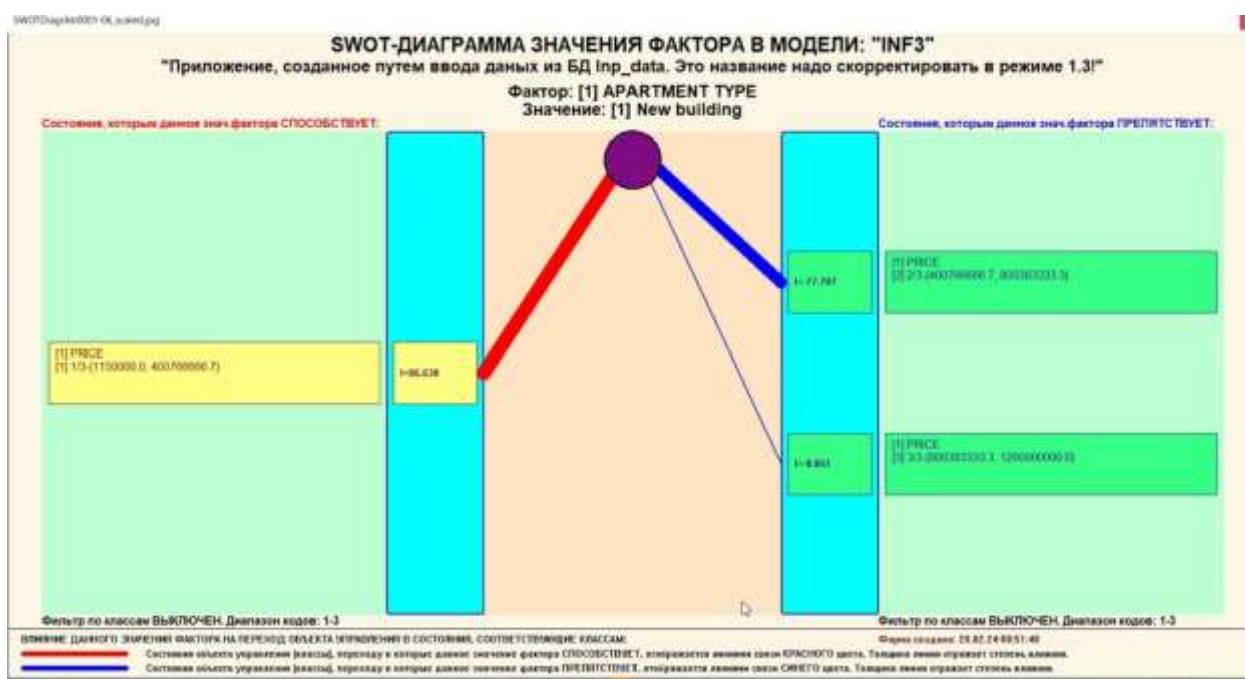


Рисунок 23 – Инвертированная SWOT-диаграмма

3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 25) 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 26);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3) (рисунок 27);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 28).

На рисунке 24 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их

детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов.

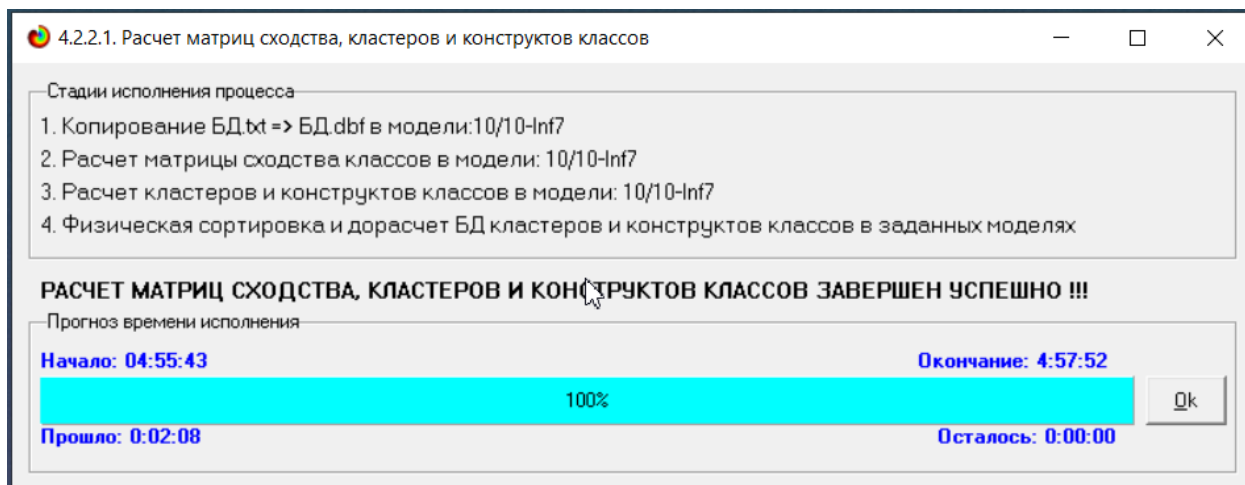


Рисунок 24 – Исполнение расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов классов

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструктор класса:1 "PRICE-1/3-(1150000.0, 400766666.666667)" в модели:1 "ABS"

Код	Наименование класса	N	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	PRICE-1/3-(1150000.000000, 400766666.666667)	1	1	PRICE-1/3-(1150000.000000, 400766666.666667)	100.000
2	PRICE-2/3-(400766666.666667, 800383333.333333)	2	2	PRICE-2/3-(400766666.666667, 800383333.333333)	58.836
3	PRICE-3/3-(800383333.333333, 120000000.000000)	3	3	PRICE-3/3-(800383333.333333, 120000000.000000)	56.043

Помощь Abs Pc1 Pc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График Вкл. фильтр по класталам Выкл. фильтр по класталам Параметры Показать ВСЕ

Рисунок 25 – Кластерно-конструктивный анализ модели INF4



Рисунок 26 – Круговая 2D-когнитивная диаграмма классов

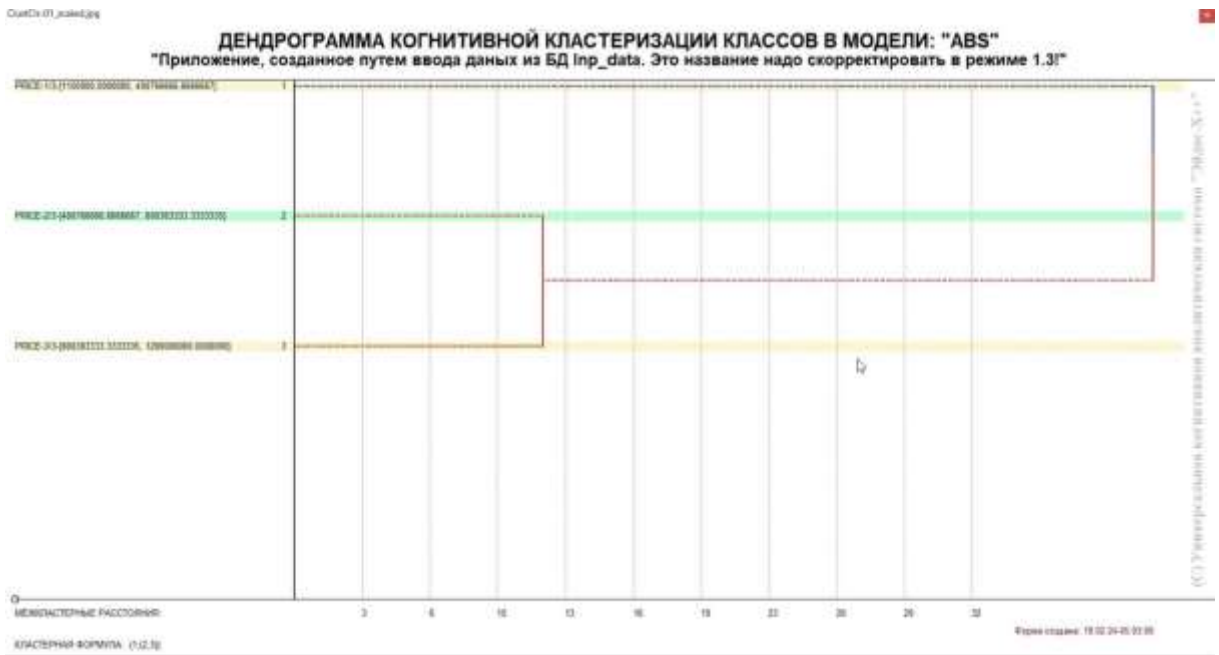


Рисунок 27 – Дендрограмма когнитивной кластеризации классов

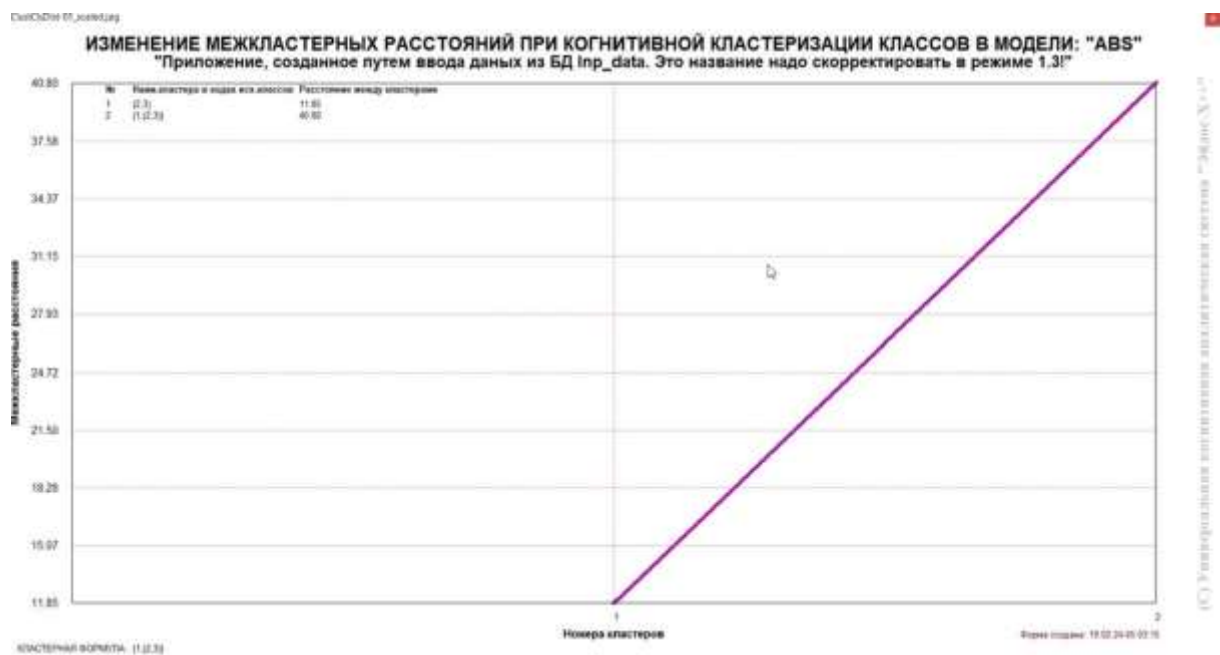


Рисунок 28 – График изменения межкластерных расстояний

3.8.3 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 30). В форме управления визуализацией (рисунок 29) есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

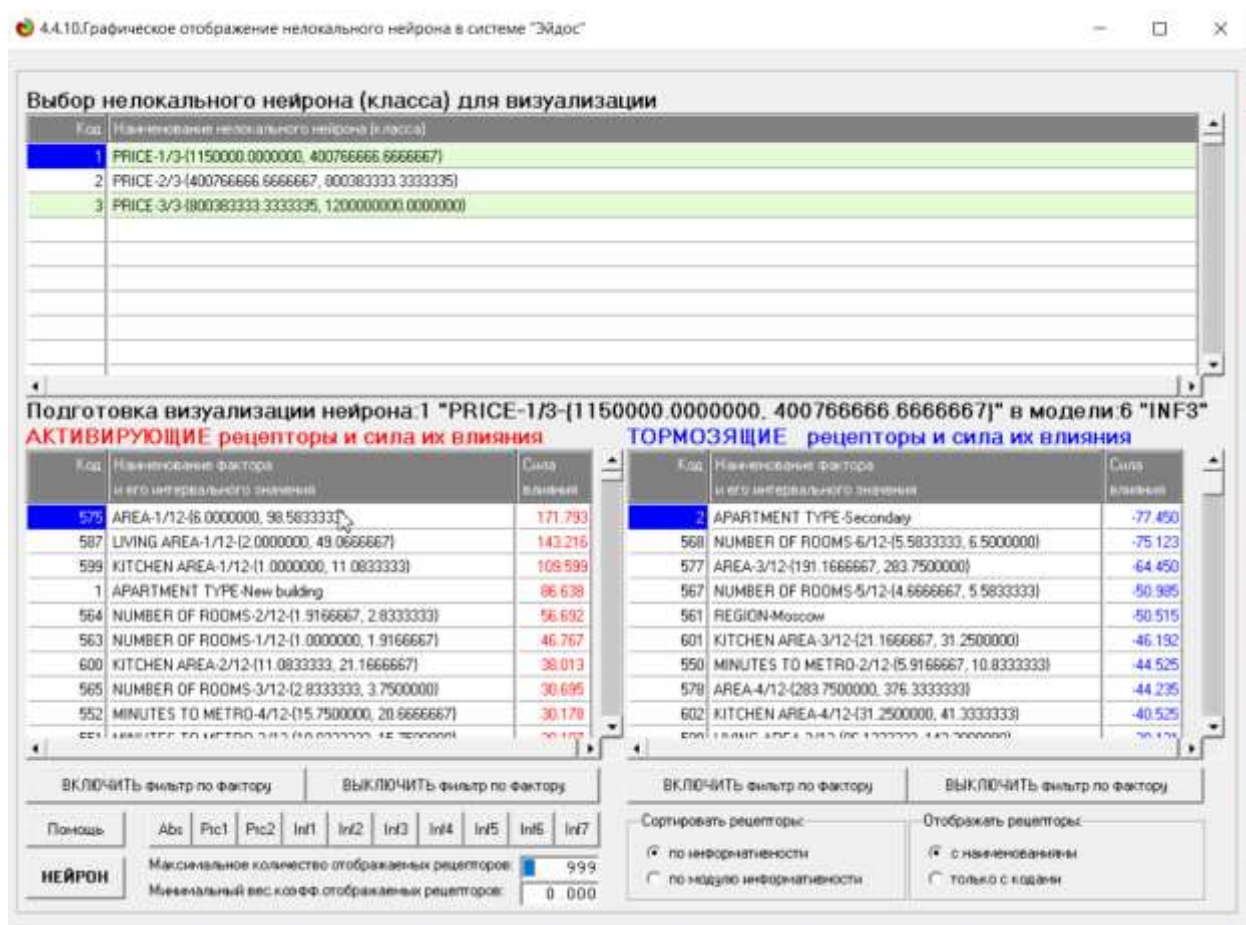


Рисунок 29 – Форма управления визуализацией нейрона

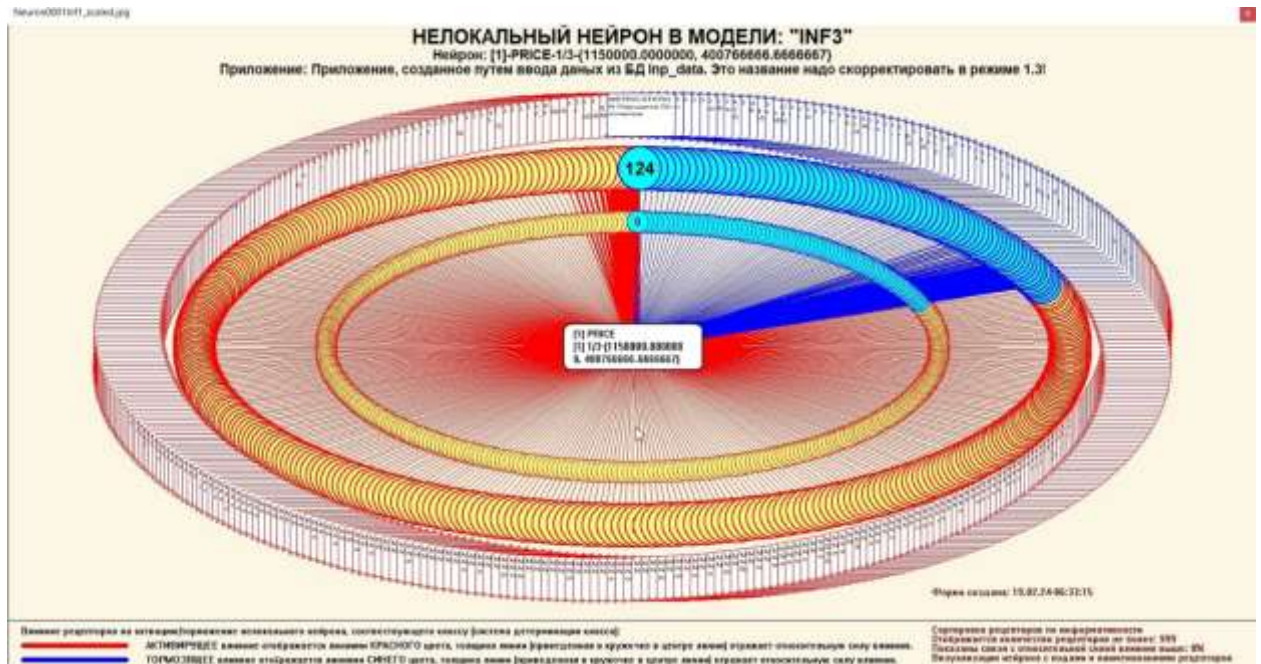


Рисунок 30 – Нелокальный нейрон, соответствующий классу WIN RATE 1/3

3.8.4 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 31).

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

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 32). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	PRICE-1/3-(1150000.0000000, 400766666.6666667)	
2	PRICE-2/3-(400766666.6666667, 600383333.3333335)	
3	PRICE-3/3-(800383333.3333335, 1200000000.0000000)	

Помощь | Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 | ClearSet | Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 - 3 | Максимальное количество отображаемых связей: 1000 | Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 - 622

Подготовка визуализации нейрона 1 "PRICE-1/3-(1150000.0000000, 400766666.6666667)" в модели 6 "INF3"

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

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
575	AREA-1/12-(6.0000000, 98.5833333)	171.793
587	LIVING AREA-1/12-(2.0000000, 49.0666667)	143.216
599	KITCHEN AREA-1/12-(1.0000000, 11.0833333)	109.599
1	APARTMENT TYPE-New building	96.638
564	NUMBER OF ROOMS-2/12-(1.9166667, 2.8333333)	56.692
563	NUMBER OF ROOMS-1/12-(1.0000000, 1.9166667)	46.767
600	KITCHEN AREA-2/12-(11.0833333, 21.1666667)	38.013
565	NUMBER OF ROOMS-3/12-(2.8333333, 3.7500000)	30.695
552	MINUTES TO METRO-4/12-(15.7500000, 20.6666667)	30.178

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
2	APARTMENT TYPE-Secondary	-77.450
568	NUMBER OF ROOMS-6/12-(5.5833333, 6.5000000)	-75.123
577	AREA-3/12-(191.1666667, 283.7500000)	-64.450
567	NUMBER OF ROOMS-5/12-(4.6666667, 5.5833333)	-50.985
561	REGION-Moscow	-50.515
601	KITCHEN AREA-3/12-(21.1666667, 31.2500000)	-46.192
550	MINUTES TO METRO-2/12-(5.9166667, 10.8333333)	-44.525
578	AREA-4/12-(283.7500000, 376.3333333)	-44.235
602	KITCHEN AREA-4/12-(31.2500000, 41.3333333)	-40.525

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть | Abs | Pnc1 | Pnc2 | 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 31 – Визуализация слоя нелокальной нейронной сети

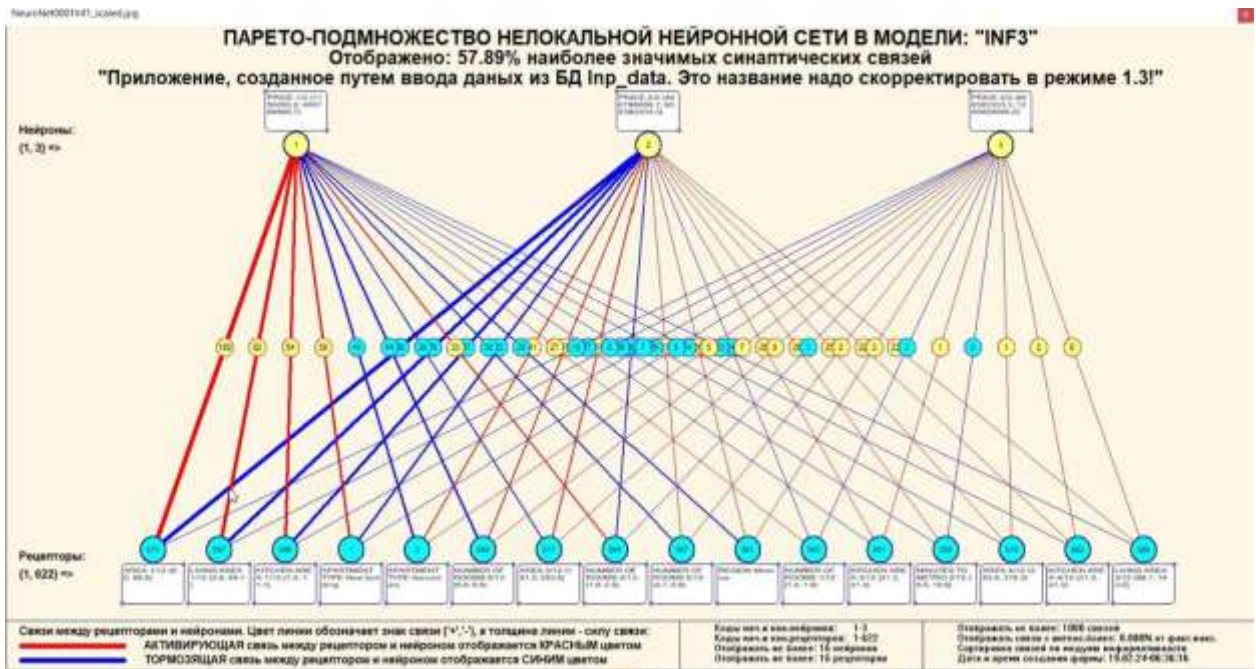


Рисунок 32 – Нейронная сеть в СК-модели INF4

3.8.5 3D-интегральные когнитивные карты

3D-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов вверху и когнитивной диаграммы значений факторов внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (режим 4.4.12 системы «Эйдос» рисунок 33) (рисунок 34):

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

Бит	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
	1	PRICE-1/3-[1150000.0000000, 400766666.6666667]
	2	PRICE-2/3-[400766666.6666667, 800383333.3333335]
	3	PRICE-3/3-[800383333.3333335, 1200000000.0000000]

Максимальное количество отображаемых нейронов: 16
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000

Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 - 3
 Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 - 622

Подготовка визуализации нейрона: 1 "PRICE-1/3-[1150000.0000000, 400766666.6666667]" в модели 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
575	AREA-1/12-[6.0000000, 99.5833333]	171.793
587	LIVING AREA-1/12-[2.0000000, 49.0666667]	143.216
599	KITCHEN AREA-1/12-[1.0000000, 11.0833333]	109.939
1	APARTMENT TYPE-New building	86.638
564	NUMBER OF ROOMS-2/12-[1.9166667, 2.8333333]	56.632
563	NUMBER OF ROOMS-1/12-[1.0000000, 1.9166667]	46.757
600	KITCHEN AREA-2/12-[11.0833333, 21.1666667]	38.013
565	NUMBER OF ROOMS-3/12-[2.8333333, 3.7500000]	30.695
552	MINUTES TO METRO-4/12-[15.7500000, 20.6666667]	30.179

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
2	APARTMENT TYPE-Secondary	-77.450
968	NUMBER OF ROOMS-6/12-[5.5833333, 6.5000000]	-75.123
577	AREA-3/12-[191.1666667, 283.7500000]	-64.450
567	NUMBER OF ROOMS-5/12-[4.6666667, 5.5833333]	-50.985
561	REGION-Moscow	-50.515
601	KITCHEN AREA-3/12-[21.1666667, 31.2500000]	-46.192
550	MINUTES TO METRO-2/12-[5.9166667, 10.8333333]	-44.525
578	AREA-4/12-[283.7500000, 376.3333333]	-44.235
602	KITCHEN AREA-4/12-[31.2500000, 41.3333333]	-40.525

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 33 – Составление слоя интегральной когнитивной карты

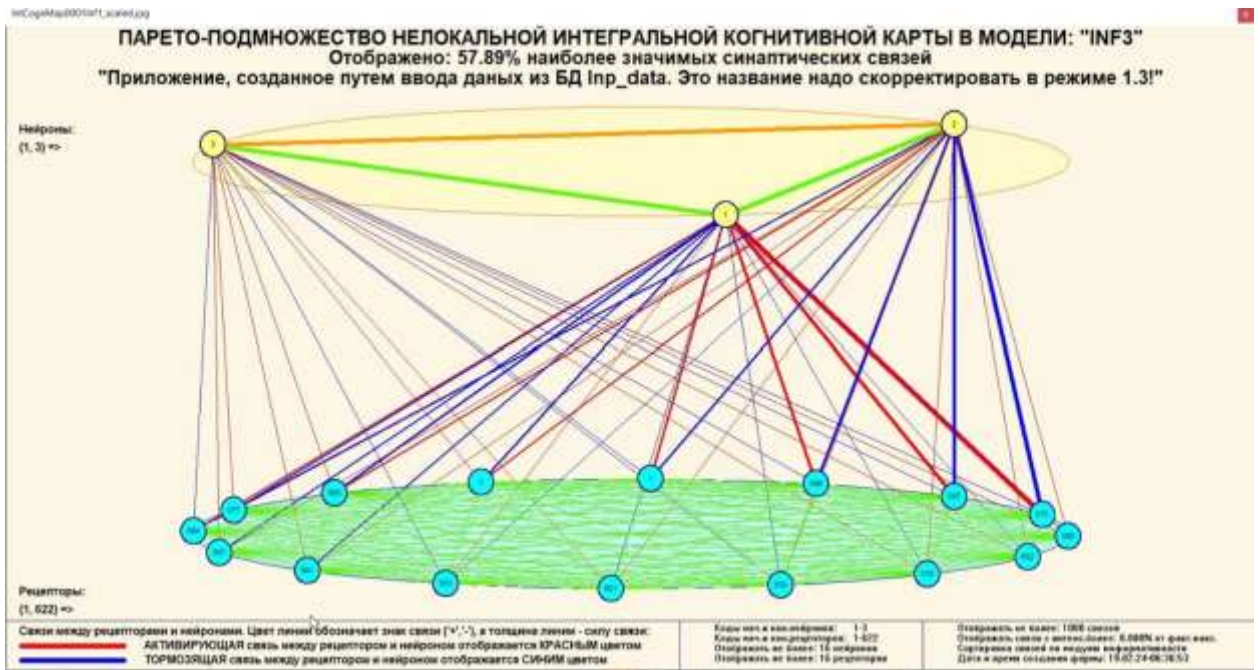


Рисунок 34 – 3D-когнитивная диаграмма классов и признаков

3.8.6 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 35).

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	PRICE-1/3-1150000.0000000, 400766666.6666667
2	PRICE-2/3-1400766666.6666667, 800383333.3333335
3	PRICE-3/3-800383333.3333335, 1200000000.0000000

Выбор кода класса левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
 Выбор кода класса правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ

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 признака	Максимальный код признака
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ	1	622
1	APARTMENT TYPE	1	2
2	METRO STATION	3	548
3	MINUTES TO METRO	549	560
4	REGION	561	562
5	NUMBER OF ROOMS	563	574

Выбор кода описательной шкалы левого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ
 Выбор кода описательной шкалы правого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивной диаграммы:
 Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте режимы вывода когнитивной диаграммы:
 Показать все диаграммы с осянковой
 Записать все диаграммы без осянковой

В диалого заданы следующие параметры расчета когнитивной диаграммы:
 Класс для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
 Класс для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
 Описат. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ
 Описат. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ
 Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Рисунок 35 – Задание параметров генерации когнитивной диаграммы классов

3.8.7 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечетки 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 36)..

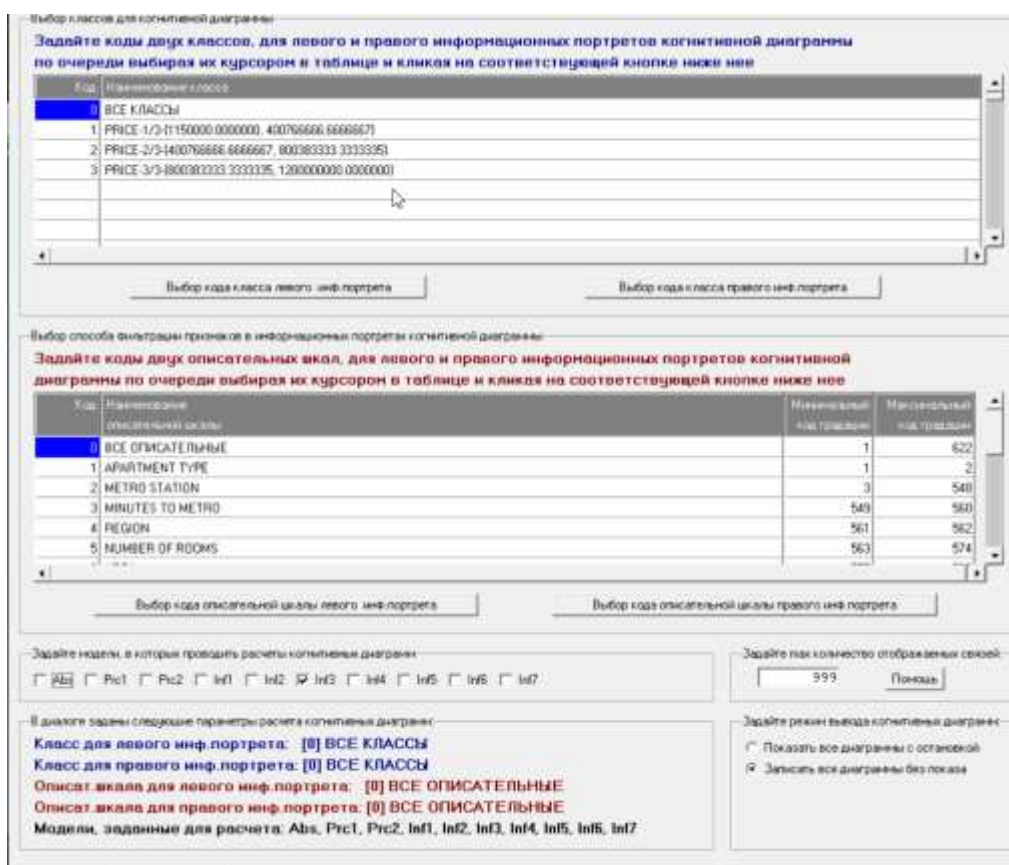


Рисунок 36 – Задание параметров генерации когнитивной диаграммы признаков

3.8.8 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 37). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта 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.

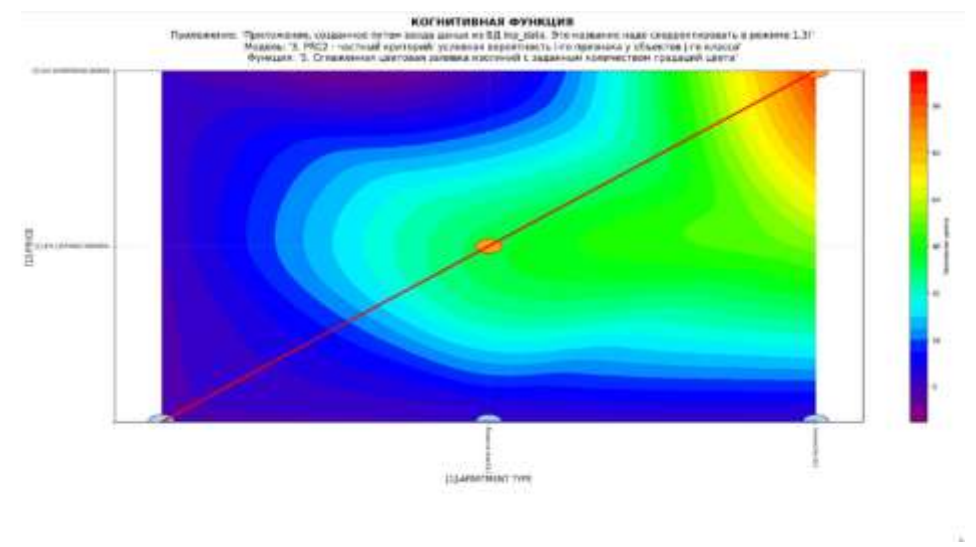
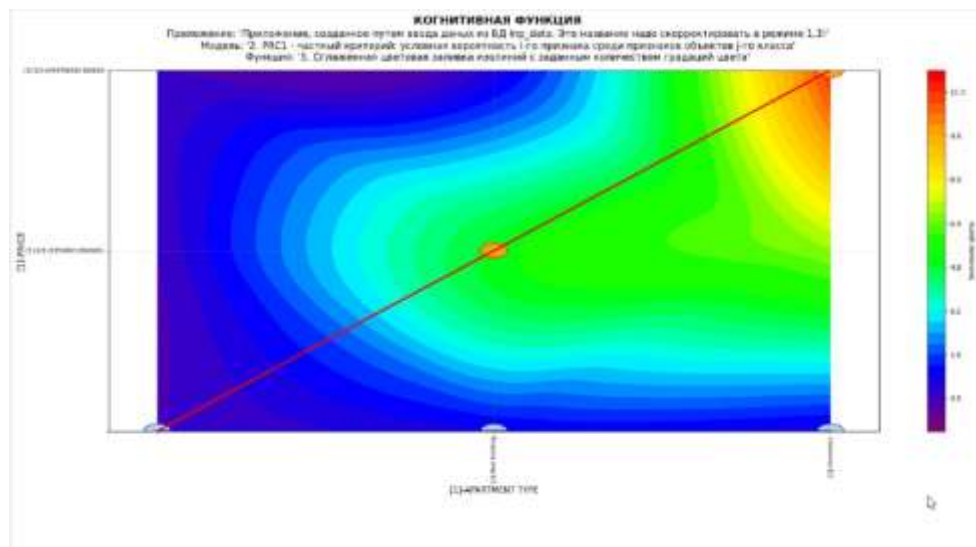
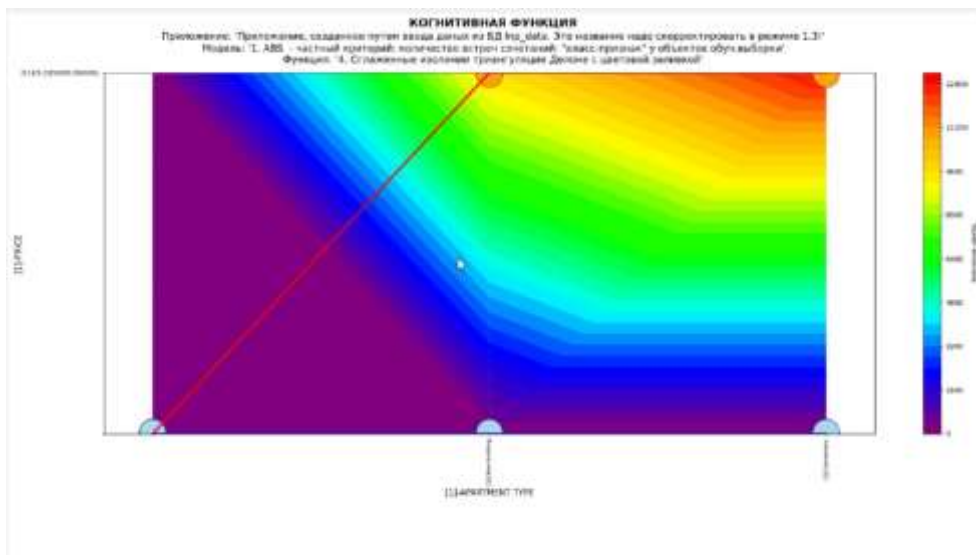


Рисунок 37 – Примеры когнитивных функций в СК-модели INF4

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

3.8.9 Значимость описательных шкал и 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 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4:

4 ОБСУЖДЕНИЕ

Главной целью искусственного интеллекта является создание интеллектуальной компьютерной системы, способной решать нестрого формулируемые задачи с эффективностью на уровне человека или даже превосходя ее. Наиболее значимое место среди систем искусственного интеллекта занимают экспертные системы. Обычно экспертные системы определяются как программы компьютера, имитирующие действия человека-эксперта при решении задач в конкретной области знаний: создания базы знаний и их накопления.

В данной курсовой работе было показано построение модели зависимости цен на недвижимость в г. Москва на основе данных из открытых источников.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Цель данной работы успешно достигнута и поставленная проблема решена, это подтверждает анализ результатов численного эксперимента, выполненного с использованием системы "Aidos-X". Решение задач, поставленных в рамках работы, доказало свою эффективность.

С использованием системы "Aidos-X" были разработаны статистические и системно-когнитивные модели. В рамках данных моделей, на основе эмпирических данных, были сформированы обобщённые образы классов, отражающие предсказываемую стоимость недвижимости в Москве. На основе этого были успешно выполнены такие задачи как идентификация, классификация и изучение моделируемой предметной области через её модель.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Автоматизированный системно-когнитивный анализ силы и направления влияния морфологических свойств помидоров на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их выращивания и степень детерминированности этих результатов в условиях неотапливаемых теплиц Юга России / Е.В. Луценко, Р.А.Гиш, Е.К. Печурина, С.С. Цыгикало // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. №06(150). С. 92 – 142. – IDA [articleID]:1501906015. – Режим доступа: [http://ej.kubagro.ru/2019/06/pdf/15.pdf,3,188у.п.л.](http://ej.kubagro.ru/2019/06/pdf/15.pdf,3,188у.п.л.;);

2. Л 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. – No07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: [http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf, 2,688 у.п.л.](http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf, 2,688 у.п.л.;);

3. 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. – No08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: [http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf, 1,562 у.п.л.](http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf, 1,562 у.п.л.;);

4. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный

журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>, 2,062 у.п.л.; <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057.;>

5. 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 [articleID]:0671103018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf> ,2,688у.п.л;

6. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.3.;

7. Луценко Е.В. Синтез семантических ядер научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификации статей по научным специальностям с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» (на примере Научного журнала КубГАУ и его научных специальностей: механизации, агрономии и ветеринарии) / Е.В. Луценко, Н.В. Андрафанова, Н.В. Потапова // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ,

2019. – №01(145). С. 31 – 102. – IDA [article ID]: 1451901033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/01/pdf/33.pdf>, 4,5 у.п.л.;

8. 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.;

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. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.рус.