

**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 факторов, влияющих на стоимость жилой
недвижимости»

Выполнил студент группы: ИТ2442 Карлаш Евгений

Допущен к защите _____

Руководитель проекта д.э.н., к.т.н., профессор Луценко Е.В. (

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен _____

(дата)

Оценка отлично

Краснодар
2026

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 Карлаш Евгения

курса 2 очной формы обучения группы ИТ2442

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости»

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 | отлично |
| 2 | Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований | отлично |
| 3 | Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин | отлично |
| 4 | Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения | отлично |
| 5 | Применение современных технологий обработки информации | отлично |
| 6 | Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению) | отлично |
| 7 | Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта) | отлично |
| 8 | Ответы на вопросы при защите | отлично |

Достоинства работы _____

Недостатки работы _____

Итоговая оценка при защите отлично

Рецензент  (Е. В. Луценко)

«» 2026 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 102 страницу, 40 рисунков, 18 таблиц, 49 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS, АСК-АНАЛИЗ, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИРОВАНИЕ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ, ФАКТОРЫ ВЛИЯНИЯ, РЫНОК НЕДВИЖИМОСТИ, СТОИМОСТЬ ЖИЛЬЯ, ПРОГНОЗ ЦЕН, ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ НЕДВИЖИМОСТИ.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости, направлен на исследование взаимосвязей между характеристиками объектов недвижимости и уровнем их рыночной цены.

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа факторов, определяющих стоимость жилой недвижимости, с использованием интеллектуальной системы «Эйдос».

Для достижения поставленной цели необходимо проанализировать методы формирования обобщённых представлений классов стоимости объектов недвижимости, а также решения задач идентификации и классификации объектов на основе их характеристик с применением методов принятия решений и изучения предметной области на основе анализа построенной модели.

АСК-АНАЛИЗ ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА СТОИМОСТЬ ЖИЛОЙ НЕДВИЖИМОСТИ

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

Современный рынок недвижимости всё в большей степени опирается на интеллектуальные методы обработки данных, позволяющие выявлять скрытые закономерности и факторы, влияющие на формирование стоимости объектов. Особенно актуальной является задача анализа и прогнозирования цен на жильё, так как стоимость недвижимости зависит от множества взаимосвязанных параметров: площади, планировки, года постройки, расположения, состояния объекта и других характеристик. Эффективный анализ таких данных позволяет повысить обоснованность принимаемых решений, улучшить качество оценки объектов и сформировать более точные прогнозы. В данной работе для анализа эмпирических данных о жилой недвижимости предлагается использовать автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий — интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример, содержащий наглядные табличные и графические выходные формы. Этот пример может быть использован для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в задачах анализа рынка недвижимости, выработки практических рекомендаций и обоснования выводов о механизмах влияния различных факторов на формирование стоимости жилых объектов.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS, АСК-АНАЛИЗ, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИРОВАНИЕ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ, ФАКТОРЫ ВЛИЯНИЯ, РЫНОК НЕДВИЖИМОСТИ, СТОИМОСТЬ ЖИЛЬЯ, ПРОГНОЗ ЦЕН, ХАРАКТЕРИСТИКИ ОБЪЕКТОВ НЕДВИЖИМОСТИ.

ASK ANALYSIS OF FACTORS INFLUENCING THE VALUE OF RESIDENTIAL REAL ESTATE

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

Modern real estate markets increasingly rely on intelligent data processing methods that make it possible to identify hidden patterns and factors influencing the formation of property values. The task of analyzing and forecasting housing prices is especially relevant, since the cost of real estate depends on many interrelated parameters, such as floor area, layout, year of construction, location, condition of the property, and other characteristics. Effective analysis of such data makes it possible to improve the validity of decision-making, enhance the quality of property valuation, and produce more accurate forecasts. In this work, automated system-cognitive analysis (ASC analysis) and its software implementation—the intelligent system *Eidos*—are proposed for the analysis of empirical housing data. A detailed numerical example is presented, containing clear tabular and graphical output forms. This example can be used for learning how to apply ASC analysis and the *Eidos* system to real estate market studies, for developing practical recommendations, and for substantiating conclusions about the mechanisms through which various factors influence the formation of residential property values.

Keywords: ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEM, AIDOS, ASC ANALYSIS, COGNITIVE ANALYSIS, MODELING, SCALES, CLASSES, INFLUENCING FACTORS, REAL ESTATE MARKET, HOUSING PRICES, PRICE FORECASTING, REAL ESTATE OBJECT CHARACTERISTICS.

СОДЕРЖАНИЕ

| | |
|---|-----------|
| 1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ) | 8 |
| 1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ | 8 |
| 1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ | 9 |
| 1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ..... | 9 |
| 1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ..... | 10 |
| 2. METHODS (МЕТОДЫ) | 10 |
| 2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ | 10 |
| 2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ | 11 |
| 2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ | 11 |
| 2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА..... | 13 |
| 2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ | 20 |
| 3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)..... | 23 |
| 3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ | 23 |
| 3.1.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i> | <i>23</i> |
| 3.1.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i> | <i>24</i> |
| 3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ | 25 |
| 3.2.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i> | <i>25</i> |
| 3.2.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i> | <i>26</i> |
| 3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ..... | 33 |
| 3.3.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i> | <i>33</i> |
| 3.3.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i> | <i>41</i> |
| 3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ | 47 |
| 3.4.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i> | <i>47</i> |
| 3.4.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i> | <i>47</i> |
| 3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ | 51 |
| 3.5.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i> | <i>51</i> |
| 3.5.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i> | <i>51</i> |
| 3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ | 52 |
| 3.6.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i> | <i>52</i> |
| 3.6.1.1. <i>Интегральный критерий «Сумма знаний».....</i> | <i>52</i> |
| 3.6.1.2. <i>Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»</i> | <i>53</i> |

| | |
|--|----|
| 3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев | 54 |
| 3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»..... | 55 |
| 3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ | 58 |
| 3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ | 58 |
| 3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 58 |
| 3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос» | 59 |
| 3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» | 60 |
| 3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 60 |
| 3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос» | 64 |
| 3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ | 64 |
| 3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы) | 64 |
| 3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 64 |
| 3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 64 |
| 3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов..... | 66 |
| 3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 66 |
| 3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 67 |
| 3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал | 71 |
| 3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 71 |
| 3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 71 |
| 3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны..... | 75 |
| 3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 75 |
| 3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 76 |
| 3.8.5. Нелокальная нейронная сеть..... | 77 |
| 3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 77 |
| 3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 79 |
| 3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)..... | 80 |
| 3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 80 |
| 3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 80 |
| 3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения) | 82 |
| 3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 82 |
| 3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 82 |
| 3.8.9. Когнитивные функции | 84 |

| | |
|---|-----------|
| 3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области..... | 84 |
| 3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 85 |
| <i>3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций</i> | <i>90</i> |
| 3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области | 90 |
| 3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 91 |
| <i>3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i> | <i>94</i> |
| 3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области | 94 |
| 3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе | 94 |
| 4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)..... | 96 |
| 5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ) | 98 |
| REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА) | 98 |

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Современный рынок недвижимости всё в большей степени опирается на интеллектуальные методы обработки данных, поскольку от эффективности анализа информации напрямую зависят точность оценки объектов, обоснованность управленческих решений, качество прогнозирования и результативность деятельности участников рынка. Стоимость жилой недвижимости формируется под воздействием множества взаимосвязанных факторов, включая площадь объекта, планировку, год постройки, техническое состояние, местоположение, инфраструктурное окружение и другие характеристики. Основной задачей исследований в данной области является выявление и оценка факторов, определяющих уровень рыночной стоимости жилья, что позволяет прогнозировать цены и принимать обоснованные экономические решения.

Процессы формирования стоимости жилой недвижимости характеризуются высокой сложностью и многофакторностью. На цену объекта влияют как количественные параметры (площадь, этажность, число комнат, год постройки), так и качественные признаки (состояние жилья, престижность района, наличие парковки, транспортная доступность). Существенную роль играют социально-экономические условия, уровень развития инфраструктуры, динамика спроса и предложения. Взаимодействие этих факторов носит нелинейный характер, а их влияние проявляется по-разному в различных сегментах рынка, что существенно затрудняет применение традиционных аналитических методов.

Одной из ключевых проблем в данной предметной области является необходимость выявления скрытых закономерностей и причинно-следственных связей между совокупностью характеристик объектов недвижимости и их рыночной стоимостью. Задачи классификации объектов по ценовым категориям, прогнозирования стоимости и интерпретации полученных результатов требуют применения методов, способных эффективно работать в условиях неопределённости, неполноты и зашумлённости данных. Классические статистические подходы нередко оказываются недостаточно эффективными, что снижает точность прогнозов и ограничивает возможности практического применения результатов анализа.

Для решения этих задач всё шире используются современные интеллектуальные методы анализа данных, основанные на машинном обучении, когнитивном моделировании и системном подходе. Особое место среди них занимает автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ), реализованный в интеллектуальной системе «Эйдос». Данный подход позволяет формировать обобщённые образы

классов стоимости, выявлять значимые факторы, оценивать их вклад в формирование цены и решать задачи идентификации и прогнозирования на основе эмпирических данных о рынке недвижимости.

Таким образом, исследуемая предметная область представляет собой совокупность процессов и факторов, связанных с формированием рыночной стоимости жилой недвижимости. Повышение эффективности анализа факторов влияния способствует более точной оценке объектов, улучшению качества прогнозов и принятию обоснованных управленческих решений. Исследование возможностей АСК-анализа и системы «Эйдос» в данной области является актуальным направлением, способствующим развитию интеллектуальных систем анализа рынка недвижимости и цифровой трансформации экономических процессов.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – система факторов, влияющих на формирование рыночной стоимости жилой недвижимости.

Предмет исследования – выявление взаимосвязей между характеристиками объектов недвижимости (площадь, планировка, год постройки, состояние, местоположение и другие параметры) и уровнем их рыночной стоимости на основе АСК-анализа в интеллектуальной системе «Эйдос».

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Современный рынок недвижимости функционирует в условиях стремительного роста объёмов данных и повышенных требований к точности и обоснованности принимаемых решений. Оценщики, аналитики и участники рынка сталкиваются с необходимостью объективной оценки стоимости объектов и прогнозирования цен, что особенно важно в условиях высокой динамики рынка. Однако анализ факторов, влияющих на стоимость жилья, остаётся сложной задачей вследствие большого количества разнородных и взаимосвязанных характеристик объектов недвижимости, а также внешних социально-экономических условий.

Основная проблема заключается в недостаточно полном понимании того, какие именно параметры и в какой степени определяют рыночную стоимость жилой недвижимости. При использовании традиционных методов анализа многие скрытые закономерности остаются невыявленными, что снижает точность оценок и ограничивает возможности прогнозирования. В условиях современного рынка отсутствие эффективных инструментов интеллектуального анализа данных может приводить к ошибкам в оценке стоимости, принятию неэффективных управленческих решений и финансовым потерям.

Актуальность исследования обусловлена несколькими факторами. Во-первых, рынок недвижимости играет важную роль в экономике и социальной сфере, а корректная оценка стоимости жилья имеет существенное значение для граждан, бизнеса и государства. Во-вторых, цифровизация экономических процессов сопровождается накоплением больших массивов данных о рынке недвижимости, требующих применения интеллектуальных методов анализа и моделирования. В-третьих, своевременное выявление факторов, влияющих на стоимость объектов, позволяет формировать более точные прогнозы, повышать обоснованность принимаемых решений и снижать риски. Даже незначительное повышение точности оценки и прогнозирования цен способно привести к существенному экономическому эффекту и повышению эффективности функционирования рынка недвижимости.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение задачи выявления и анализа факторов, влияющих на формирование рыночной стоимости жилой недвижимости, на основе интеллектуальных методов обработки данных.

Достижение поставленной цели обеспечивается решением совокупности задач и подзадач, представляющих собой этапы её реализации. Конкретная формулировка этих задач определяется выбранным методом решения проблемы. В связи с этим их обоснованная постановка будет выполнена в конце раздела — после аргументированного выбора метода исследования и его краткого описания.

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

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

2. Метод решения проблемы не должен предъявлять чрезмерно жестких требований к исходным данным, которые практически невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.

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

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

Поиск в Internet математических методов и реализующих их программных систем, *одновременно* удовлетворяющих всем требованиям, обоснованным в п.2.1 данной работы показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарии – системе «Эйдос» в настоящее время практически нет [1-4].

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен *проф.Е.В.Луценко* в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов¹ и фундаментальной монографии [2].

Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко в 2001 году. На тот момент этот термин вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Гугле находится около 23000 сайтов с этим сочетанием слов².

Примечание: Ниже приведено очень краткое описание АСК-анализа и системе «Эйдос». Это описание может выглядеть как нескромность и самовосхваление. Но автор просит читателей понять его правильно. Это сделано исключительно для тех довольно многочисленных читателей, которые впервые слышат об этом методе и системе.

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 706 опубликованных автором

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

² [https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Всистемно-когнитивный%2Ванализ%2В\(АСК-анализ\)&lr=35&clid=2327117-18&win=360](https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Всистемно-когнитивный%2Ванализ%2В(АСК-анализ)&lr=35&clid=2327117-18&win=360)

научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано 45 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получено 34 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 360 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)³ [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США⁴.

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

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

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

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных [1-47];
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных [32];
- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений [31];
- Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов [44].

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [5] и

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

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

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

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

страничка в РесечГейт [6] и РИНЦ [7], 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.

На сайте автора размещены тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях [26-47].

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается *путем* метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Сама метризация номинальных шкал достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной урожайности [8]. Для работы с лингвистическими переменными применяются стандартные возможности АСК-анализа [5].

2.4. Система «Эйдос» – инструментарий АСК-анализа

Конечно, на системе «Эйдос» как говорят «Свет клином не сошелся». Существует много очень достойных систем искусственного интеллекта. Чтобы лично убедиться в этом достаточно самостоятельно осуществить поиск в Internet, просто посмотреть файлы: [NCKR-1](#), [NCKR-2](#), [NCKR-3](#), [NCKR-4](#) или пройти по ссылкам: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/dotnet/machine-learning/how-does-mldotnet-work>, <http://chat.openai.com/>, <https://poe.com/>, <https://neural-university.ru/>, <https://dzen.ru/a/ZCKZRKvrlEMBWOк8>, <https://ora.ai/>, <https://ora.ai/explore?path=trending>, <https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos>, <https://poe.com/Aidos-X>, <https://rudalle.ru/>, <https://bard.google.com/>, <https://chatbot.theb.ai/>, <https://problembo.com/ru/services> (может пригодиться - почта на 10 минут: <https://10minutemail.net/>), <https://poe.com/GPT-3.5-Turbo-Instruct>, <https://www.seaart.ai/home>, <https://ui.chatai.com/>.

И все же Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++» отличается от большинства из этих систем, по крайней мере, некоторыми из следующих своих параметров:

- 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>) и имеет 6 автоматизированных программных интерфейсов (API) ввода данных из внешних источников данных различных типов: таблиц, текстов и графики. Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени в процессе создания моделей и их использования для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования

предметной области путем исследования ее модели (автоматические системы работают без такого участия человека);

- является одной из первых и наиболее популярных отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта и программирования: 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 интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 392, соответственно: http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf, http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf);

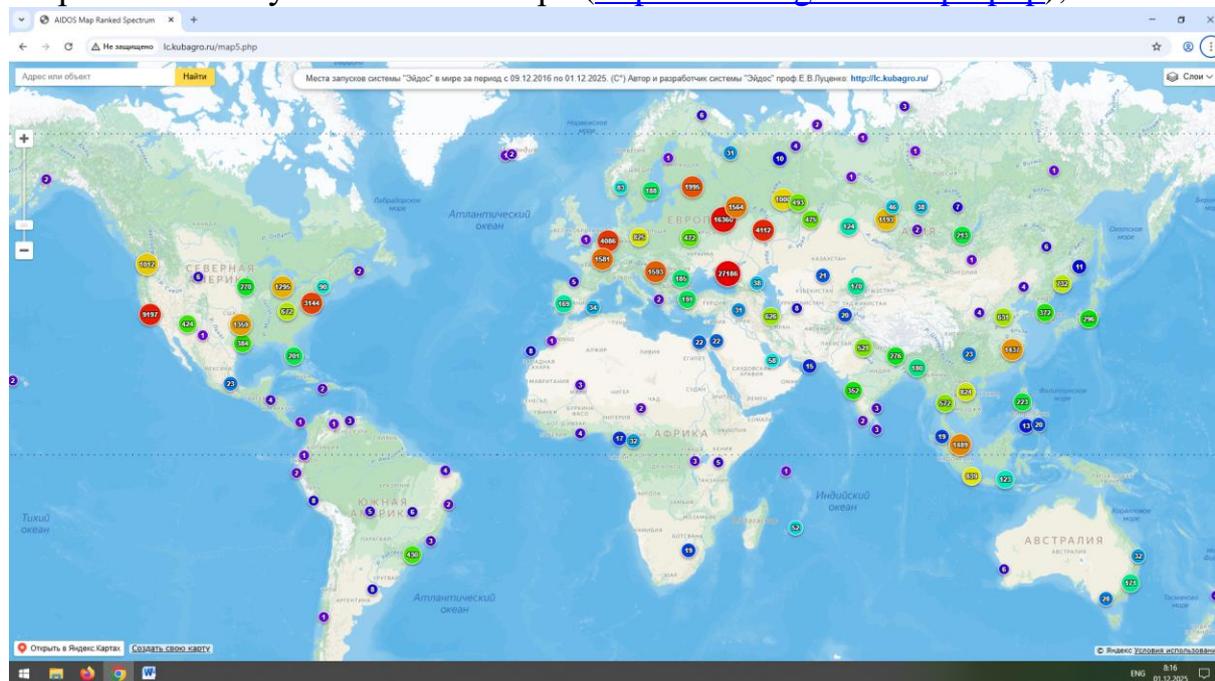
- находится в полном открытом бесплатном доступе (<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>), причем с актуальными исходными текстами (<http://lc.kubagro.ru/AidosALL.txt>): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора и разработчика системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 34 свидетельства РосПатента РФ);

- является «интерпретатором интеллектуальных моделей», т.е. с одной стороны является инструментальной оболочкой, позволяющей без какого-либо программирования создавать интеллектуальные приложения на основе [конфигуратора статистических и системно-когнитивных моделей](#), а с другой стороны является run-time системой или средой исполнения, обеспечивающей эксплуатацию этих интеллектуальных приложений в адаптивном режиме.

- чтобы самостоятельно освоить систему Эйдос достаточно скачать со страницы: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm> и установить полную версию системы, а затем в режиме 1.3 скачать и установить из Эйдос-облака одно из интеллектуальных облачных Эйдос-приложений (http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) и выполнять его, следуя описанию приложения. Обычно это файл readme.pdf в папке: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data. Для изучения лучше выбирать самые новые приложения, автором которых является проф.Е.В.Луценко. Кроме того на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf есть более 300 полутора-часовых видео-занятий (на русском

языке) и много других учебных материалов и примеров описания интеллектуальных-Эйдос-приложений.

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



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

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

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач идентификации, прогнозирования, 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 и является инструментом познания: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции, если эти эксперты уже есть, а если их еще нет, то она все равно дает верные

результаты познания, что будет признано будущими экспертами, когда они появятся;

- 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 те данные, которые есть, и, тем самым, преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для принятия решений и 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.

We are briefly describing a new innovative method of artificial intelligence: Automated system-cognitive analysis (ASC-analysis), which has its own software tools – intelligent system called "Eidos" (open source software).

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).

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 видеogramма 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»: 2022 год. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке xBase++eXpress++Advantage Database Server (ADS), обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge).

6-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2023 года по настоящее время. С 2023 развитие системы «Эйдос» будет осуществляться на языках Питон (Python), а также [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#).

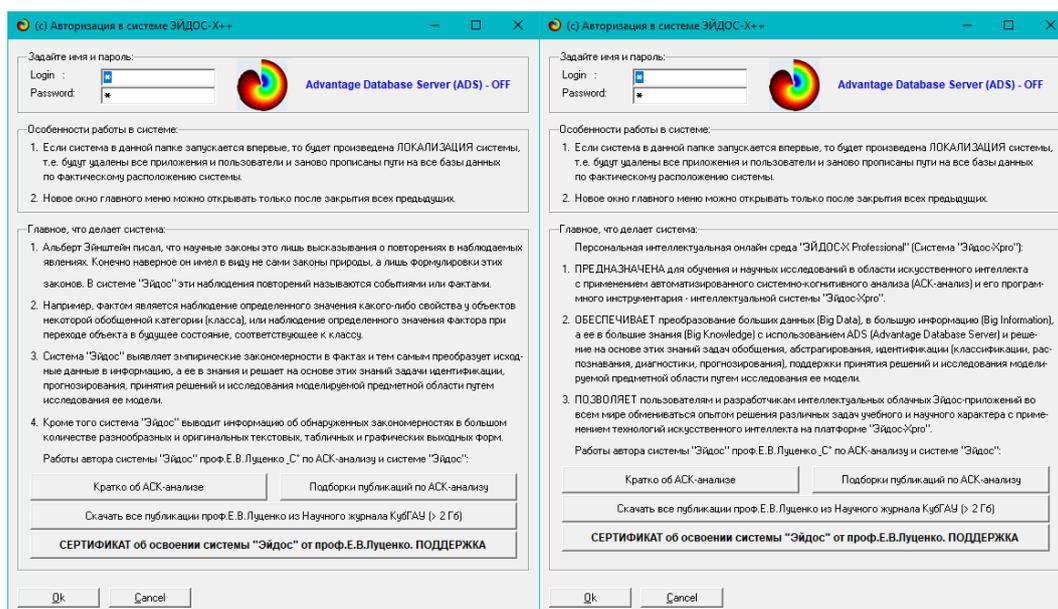
[Скачать и запустить систему «Эйдос-X++» \(самую новую на текущий момент версию\) или обновление системы до текущей версии.](#) Это наиболее полная на данный момент незащищенная от несанкционированного копирования портативная (portable) версия системы (не требующая инсталляции) с полными [исходными текстами](#) текущей версии (за исключением ключей доступа к ftp-серверу системы «Эйдос» и ключей лицензионного программного обеспечения), находящаяся в полном открытом бесплатном доступе (около 180 Мб). Обновление имеет объем около 10 Мб. [Кредо](#). Лаборатория в [ResearchGate](#) по АСК-анализу и системе «Эйдос».

Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения⁷

На рисунке 1 приведена титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – титульные видеограммы версии системы «Эйдос» на xBase++ (их в настоящее время 7 и они меняются по очереди при каждом запуске системы):



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



⁷ <http://lc.kubagro.ru/aidos/How to make your own cloud Eidos-application.pdf>

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

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

- Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
- Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Объявление о получении магистерского образования по искусственному интеллекту в КубГУ:

1. В связи с высокой востребованностью на рынке труда специалистов в области цифровой экономики Кубанскому государственному университету оказано доверие и увеличено число бюджетных мест в магистратуру по приоритетным ИТ направлениям до 75. Приглашаем получать высококвалифицированную подготовку по актуальным ИТ специальностям.

СПИСОК направлений подготовки магистратуры (очная и заочная формы обучения):

09.04.02 Информационные системы и технологии (Искусственный интеллект и машинное обучение);
 09.04.02 Информационные системы и технологии (Искусственный интеллект и машинное обучение);
 01.04.02 Прикладная математика и информатика (Матем. и инф. обеспечение экономической деятельности);
 01.04.02 Прикладная математика и информатика (Матем. модел. в естественных и технологиях);
 01.04.02 Прикладная математика и информатика (Технологии программ. и разр. инф. систем);
 02.04.02 Фунд. информатика и информ. технологии (Интеллектуальные системы и технологии).

3. КОНТАКТЫ: +79189800003, zavanna-05@mail.ru, докт. техн. наук. Анна Владимировна Коваленко

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф. Е. В. Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф. Е. В. Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

- Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
- Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Announcement of own fonts of the Eidos system:

When trying to download your own fonts of the Eidos system from the folder: c:\Aidos\X\AID_DATA\Fonts\ it is found that they are missing!!!

To fix the situation, you need to download the font update file <http://lc.kubagro.ru/Fonts.exe> from the developer's website and deploy updates in the system folder: c:\Aidos\X\ with the replacement of all files, and then run the system as usual.

If MS Windows is Russified, then you do not need to do all this, because everything will be work fine with standard MS Windows fonts.

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф. Е. В. Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф. Е. В. Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

- Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
- Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Приглашение к размещению интеллектуальных облачных Эйдос-приложений:

Уважаемые пользователи системы "Эйдос" во всем мире: [http://lc.kubagro.ru/mar3.php!](http://lc.kubagro.ru/mar3.php)

Приглашаю размещать свои интеллектуальные облачные Эйдос-приложения. Это делается в диспетчере приложений (режим 1.3). Для разработки приложения рекомендуется ознакомиться с инструкцией для учащихся по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos_application.pdf

Прошу вас отнестись ОТВЕТСТВЕННО к качеству разработки приложения и его описанию и размещать только разработанные вами лично приложения, описанные в соответствии со стандартом IMRAD. Это общепринятый в мире стандарт изложения научных результатов, принятый в наукометрических базах Scopus и Web of science (WoS). Описание, т.е. его текст и все выходные формы и скриншоты, должно ПОЛНОСТЬЮ соответствовать модели, полученной в системе "Эйдос" на приведенных исходных данных при выполнении всех пунктов этого описания. Примеры подобных описаний интеллектуальных облачных Эйдос-приложений приведены в ряде работ автора и разработчика системы "Эйдос" проф. Е. В. Луценко, например по ссылке: <https://www.researchgate.net/publication/362211631>.

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф. Е. В. Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф. Е. В. Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

- Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
- Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Пояснение о некорректном запуске системы "Эйдос"

Студенты и некоторые другие пользователи иногда запускают систему "Эйдос" некорректно:

- в папке загрузки или на рабочем столе;
- в архиве инсталляции системы "Эйдос", который скачали с сайта разработчика;
- в папке, в пути на которую встречаются пробелы и кириллица.

Кроме того иногда систему запускают в одной и той же папке несколько раз, чего делать нельзя (ее можно запускать несколько раз одновременно на одном компьютере, но в разных папках). Некорректный запуск системы "Эйдос" вызывает ошибку исполнения. Поэтому приходится проверять корректность запуска системы "Эйдос". Однако эта проверка занимает довольно много времени. Поэтому она оставлена только в модуле запуска системы: "___START_AIDOSX.exe", а в исполняемом модуле самой системы "___AIDOSX.exe" она включается/отключается в зависимости от содержания текстового файла: "Checking_the_correcness_of_the_module_launch_AIDOSX.txt"; "DN"/"OFF".

Отметим, что модуль запуска системы: "___START_AIDOSX.exe" кроме проверки корректности запуска системы еще проверяет целостность исполняемого модуля системы "___AIDOSX.exe" и наличие обновлений на сайте автора и разработчика системы проф. Е. В. Луценко. Если обновления есть, то они скачиваются, разархивируются и устанавливаются автоматически.

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф. Е. В. Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф. Е. В. Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

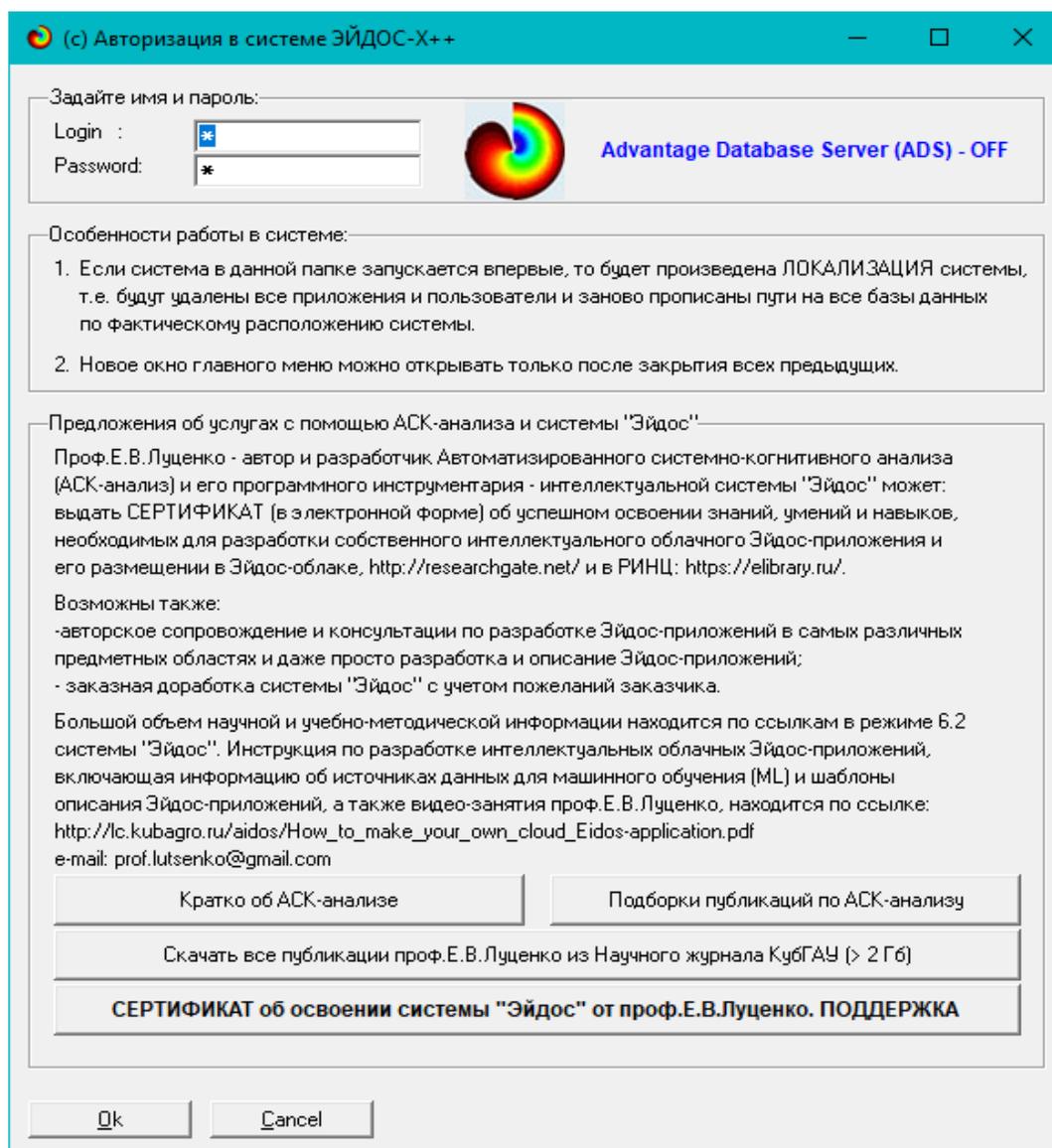


Рисунок 2. Титульные видеogramмы версии системы «Эйдос» на xBase++

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

Задача-7. Поддержка принятия решений (упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и

негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ; развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе).

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

8.1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);

8.2) кластерно-конструктивный анализ классов;

8.3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

8.4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;

8.5) нелокальная нейронная сеть;

8.6) 3d-интегральные когнитивные карты;

8.7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

8.8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

8.9) когнитивные функции;

8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

8.11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

Для данной работы особое значение имеет решение подзадачи 8.1, т.к. она позволяет детально исследовать влияние каждого значения каждого фактора на устойчивость сливы к температурным стрессорам, в т.ч. от обработки деревьев борной кислотой.

На рисунке 3 приведена последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»:

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

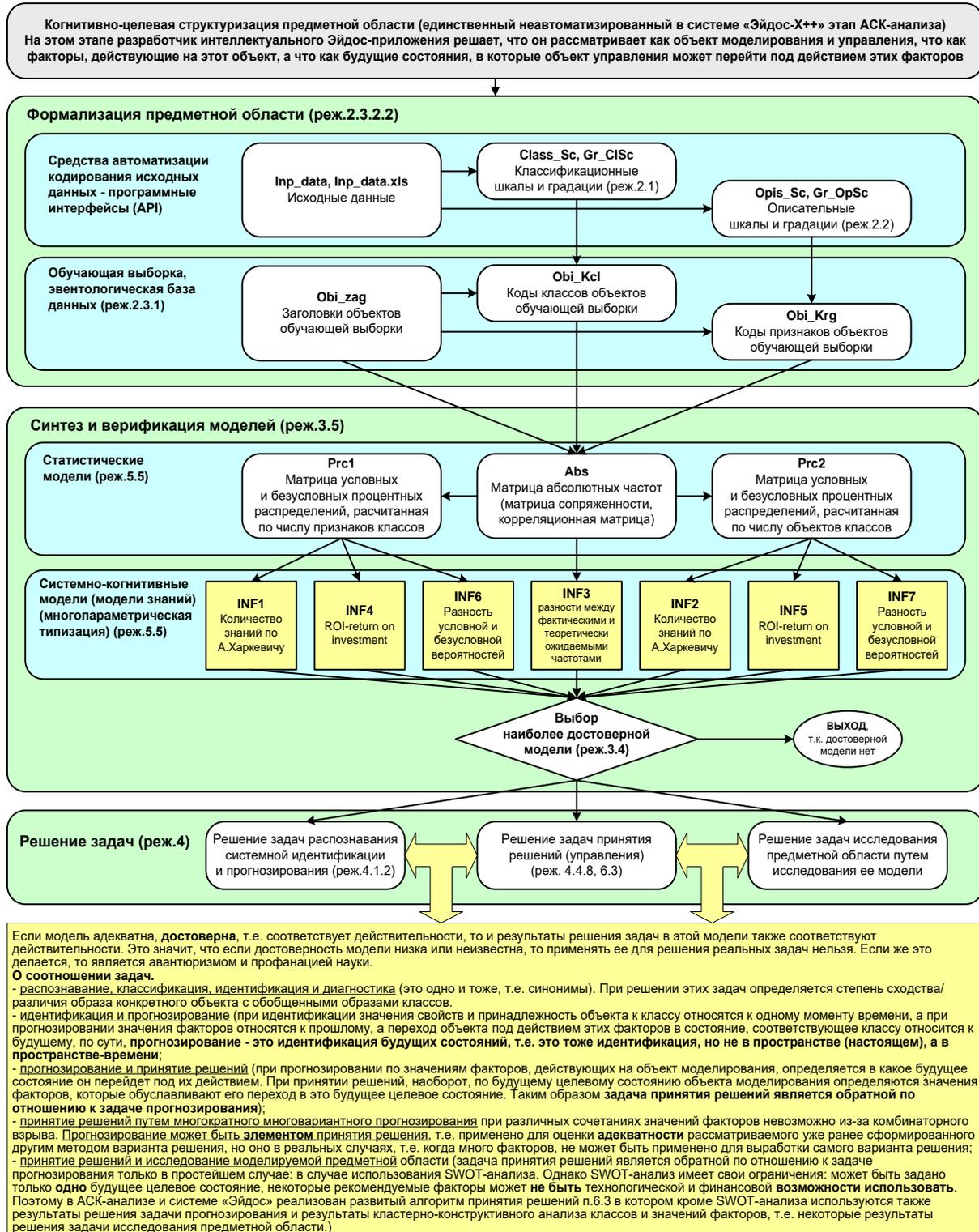


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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.

3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Исходные данные были взяты по ссылке:

<https://www.kaggle.com/datasets/zafarali27/house-price-prediction-dataset>. Для приведения исходных данных к формату, корректно обрабатываемому системой «Эйдос», для всех ячеек был использован текстовый формат, что позволило обеспечить корректное формирование шкал и классов.

В данной работе в качестве объекта моделирования выступает объект жилой недвижимости, а в качестве факторов — его основные характеристики: площадь, количество комнат, число санузлов, этажность, год постройки, местоположение, состояние объекта, наличие гаража и другие параметры (таблица 1). В качестве результатов действия этих факторов рассматривается рыночная стоимость объекта недвижимости, представленная в виде классов цен (таблица 2).

Такой подход позволяет исследовать влияние совокупности характеристик на формирование стоимости жилья и выявить наиболее значимые факторы с использованием методов автоматизированного системно-когнитивного анализа в интеллектуальной системе «Эйдос».

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

| KOD_OPSC | NAME_OPSC |
|----------|-----------|
| 1 | Area |
| 2 | Bedrooms |
| 3 | Bathrooms |
| 4 | Floors |
| 5 | YearBuilt |
| 6 | Location |
| 7 | Condition |
| 8 | Garage |

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

| KOD_CLSC | NAME_CLSC |
|----------|-----------|
| 1 | Price |

Источник: \AID_DATA\A0000001\Rospatent_Site\xlsx_files

Для формирования xlsx-файлов, приведенных в таблицах 1 и 2, необходимо выполнить в системе "Эйдос" режим 5.12.

3.2. Задача-2. Формализация предметной области

3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

На этапе формализации предметной области формируются классификационные и описательные шкалы, а также соответствующие им градации, после чего исходные данные кодируются с их использованием. В результате формируется обучающая выборка, которая по своей сути представляет собой исходные данные, нормализованные в соответствии с заданными шкалами и градациями. Тем самым подготавливается вся необходимая основа для выполнения следующего этапа АСК-анализа — синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих структуру исследуемой предметной области.

Интеллектуальная система «Эйдос» располагает широким набором автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих загрузку в систему внешних данных различных типов: текстовых, табличных и графических, а также иных видов информации, которые могут быть представлены в подобной форме. Это позволяет обрабатывать разнородные наборы данных, в том числе применимые в экономических и социальных исследованиях, таких как анализ характеристик объектов недвижимости и их рыночной стоимости.

Наличие таких возможностей обеспечивает удобство и универсальность применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований и решения практических задач в различных предметных областях, включая анализ рынка недвижимости. Система может быть использована практически везде, где требуется интеллектуальная обработка данных и выявление скрытых закономерностей, то есть в тех сферах, где традиционно применяется естественный интеллект человека.

3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Таблица 3 – Исходные данные факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости

| A | B | C | D | E | F | G | H | I | J |
|----|------|----------|-----------|--------|-----------|----------|-----------|--------|--------|
| Id | Area | Bedrooms | Bathrooms | Floors | YearBuilt | Location | Condition | Garage | Price |
| 1 | 1360 | 5 | 4 | 3 | 1970_ | Downtown | Excellent | No | 149919 |
| 2 | 4272 | 5 | 4 | 3 | 1958_ | Downtown | Excellent | No | 424998 |
| 3 | 3592 | 2 | 2 | 3 | 1938_ | Downtown | Good | No | 266746 |
| 4 | 966 | 4 | 2 | 2 | 1902_ | Suburban | Fair | Yes | 244020 |
| 5 | 4926 | 1 | 4 | 2 | 1975_ | Downtown | Fair | Yes | 636056 |
| 6 | 3944 | 1 | 2 | 1 | 1906_ | Urban | Poor | No | 93262 |
| 7 | 3671 | 1 | 1 | 2 | 1948_ | Rural | Poor | Yes | 448722 |
| 8 | 3419 | 2 | 4 | 1 | 1925_ | Suburban | Good | Yes | 594893 |
| 9 | 630 | 2 | 2 | 1 | 1932_ | Rural | Poor | Yes | 652878 |
| 10 | 2185 | 3 | 3 | 1 | 2000_ | Downtown | Poor | No | 340375 |
| 11 | 1269 | 1 | 4 | 2 | 1947_ | Suburban | Poor | Yes | 653685 |
| 13 | 2933 | 4 | 3 | 2 | 1901_ | Downtown | Poor | No | 849947 |
| 14 | 1684 | 1 | 1 | 1 | 2004_ | Rural | Good | No | 399355 |
| 15 | 3885 | 1 | 3 | 1 | 1970_ | Urban | Fair | Yes | 481838 |
| 16 | 4617 | 1 | 4 | 2 | 1931_ | Downtown | Poor | No | 853032 |
| 18 | 974 | 2 | 2 | 1 | 1919_ | Downtown | Poor | Yes | 905742 |
| 19 | 1582 | 2 | 2 | 2 | 2013_ | Suburban | Good | No | 989305 |
| 21 | 2547 | 4 | 4 | 2 | 1935_ | Suburban | Good | Yes | 996357 |
| 22 | 3247 | 4 | 3 | 1 | 1931_ | Downtown | Excellent | No | 709789 |
| 23 | 1475 | 3 | 1 | 1 | 1927_ | Downtown | Poor | No | 709966 |
| 24 | 2306 | 2 | 2 | 3 | 1976_ | Rural | Poor | Yes | 447694 |
| 25 | 689 | 5 | 1 | 3 | 1900_ | Urban | Excellent | Yes | 688668 |
| 26 | 3234 | 5 | 4 | 2 | 1959_ | Urban | Good | Yes | 527032 |
| 27 | 3505 | 4 | 2 | 3 | 1955_ | Urban | Good | Yes | 745494 |
| 28 | 2399 | 2 | 4 | 1 | 1934_ | Downtown | Excellent | Yes | 513179 |
| 29 | 1767 | 3 | 3 | 3 | 2011_ | Downtown | Poor | Yes | 948212 |
| 30 | 2028 | 2 | 4 | 1 | 1929 | Downtown | Excellent | No | 206547 |

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

Таблица 4 – Excel-таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

| A | B | C | D | E | F | G | H | I | J |
|----|------|----------|-----------|--------|-----------|----------|-----------|--------|--------|
| Id | Area | Bedrooms | Bathrooms | Floors | YearBuilt | Location | Condition | Garage | Price |
| 1 | 1360 | 5 | 4 | 3 | 1970_ | Downtown | Excellent | No | 149919 |
| 2 | 4272 | 5 | 4 | 3 | 1958_ | Downtown | Excellent | No | 424998 |
| 3 | 3592 | 2 | 2 | 3 | 1938_ | Downtown | Good | No | 266746 |
| 4 | 966 | 4 | 2 | 2 | 1902_ | Suburban | Fair | Yes | 244020 |
| 5 | 4926 | 1 | 4 | 2 | 1975_ | Downtown | Fair | Yes | 636056 |
| 6 | 3944 | 1 | 2 | 1 | 1906_ | Urban | Poor | No | 93262 |
| 7 | 3671 | 1 | 1 | 2 | 1948_ | Rural | Poor | Yes | 448722 |
| 8 | 3419 | 2 | 4 | 1 | 1925_ | Suburban | Good | Yes | 594893 |
| 9 | 630 | 2 | 2 | 1 | 1932_ | Rural | Poor | Yes | 652878 |
| 10 | 2185 | 3 | 3 | 1 | 2000_ | Downtown | Poor | No | 340375 |
| 11 | 1269 | 1 | 4 | 2 | 1947_ | Suburban | Poor | Yes | 653685 |
| 13 | 2933 | 4 | 3 | 2 | 1901_ | Downtown | Poor | No | 849947 |
| 14 | 1684 | 1 | 1 | 1 | 2004_ | Rural | Good | No | 399355 |
| 15 | 3885 | 1 | 3 | 1 | 1970_ | Urban | Fair | Yes | 481838 |
| 16 | 4617 | 1 | 4 | 2 | 1931_ | Downtown | Poor | No | 853032 |
| 18 | 974 | 2 | 2 | 1 | 1919_ | Downtown | Poor | Yes | 905742 |
| 19 | 1582 | 2 | 2 | 2 | 2013_ | Suburban | Good | No | 989305 |
| 21 | 2547 | 4 | 4 | 2 | 1935_ | Suburban | Good | Yes | 996357 |
| 22 | 3247 | 4 | 3 | 1 | 1931_ | Downtown | Excellent | No | 709789 |
| 23 | 1475 | 3 | 1 | 1 | 1927_ | Downtown | Poor | No | 709966 |
| 24 | 2306 | 2 | 2 | 3 | 1976_ | Rural | Poor | Yes | 447694 |
| 25 | 689 | 5 | 1 | 3 | 1900_ | Urban | Excellent | Yes | 688668 |
| 26 | 3234 | 5 | 4 | 2 | 1959_ | Urban | Good | Yes | 527032 |
| 27 | 3505 | 4 | 2 | 3 | 1955_ | Urban | Good | Yes | 745494 |
| 28 | 2399 | 2 | 4 | 1 | 1934_ | Downtown | Excellent | Yes | 513179 |
| 29 | 1767 | 3 | 3 | 3 | 2011_ | Downtown | Poor | Yes | 948212 |
| 30 | 2028 | 2 | 4 | 1 | 1929_ | Downtown | Excellent | No | 206547 |

Таблица 4 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает один объект жилой недвижимости, всего в выборке содержится несколько сотен наблюдений;
- каждое наблюдение описывается одновременно двумя способами: с одной стороны — значениями факторов, действующих на объект моделирования (характеристики недвижимости, представленные в виде лингвистических и числовых переменных, градации описательных шкал), а с другой стороны — результатами действия этих факторов, выраженными в классификационных шкалах, характеризующих уровень рыночной стоимости объекта. Такая структура представления данных в технологиях искусственного интеллекта соответствует понятию «онтологии» и в модели представления знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;
- первая колонка не является шкалой и содержит номер наблюдения либо иную идентифицирующую информацию об объекте недвижимости;
- колонки со 2-й по 3-ю являются классификационными шкалами и описывают результаты действия факторов на объект моделирования в различных единицах измерения, в данном случае — уровень или диапазон рыночной стоимости жилья. В общем случае количество

классификационных шкал может быть больше и включать различные стоимостные и количественные показатели. В системе «Эйдос» существует не жёсткое ограничение на суммарное число градаций классификационных шкал — их должно быть не более 2032; — колонки с 4-й по последнюю представляют собой описательные шкалы, формализующие факторы, влияющие на стоимость объекта недвижимости. Эти шкалы имеют числовой и текстовый тип, а их градациями являются соответствующие значения характеристик: площадь, число комнат, этажность, год постройки, состояние, местоположение и другие параметры;

— при вводе данных в систему «Эйдос» нулевые значения и пустые ячейки могут интерпретироваться либо как значащие, либо как отсутствие данных. В данной работе используется второй вариант — как отсутствие информации.

Математическая модель системы «Эйдос» обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных, зашумлённых и взаимозависимых (нелинейных) данных большой размерности, как числовой, так и нечисловой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения.

Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет чрезмерно жёстких и практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те сведения, которые реально доступны, например подобные представленным в таблице 4 данным о характеристиках объектов недвижимости и их рыночной стоимости.

В системе «Эйдос» реализованы шесть основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Также возможна обработка других видов информации, которые могут быть приведены к данным форматам, что делает систему универсальным инструментом анализа в задачах исследования рынка недвижимости.

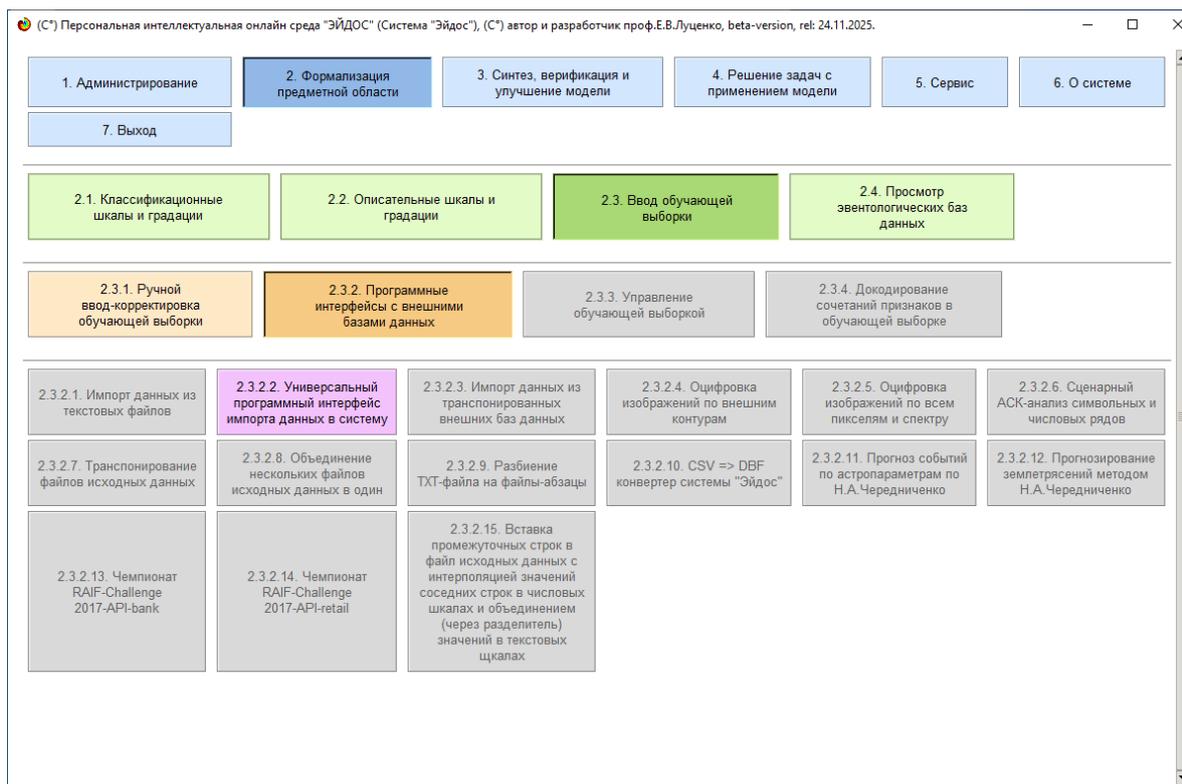


Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) новой версии системы «Эйдос», написанной на Python

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

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

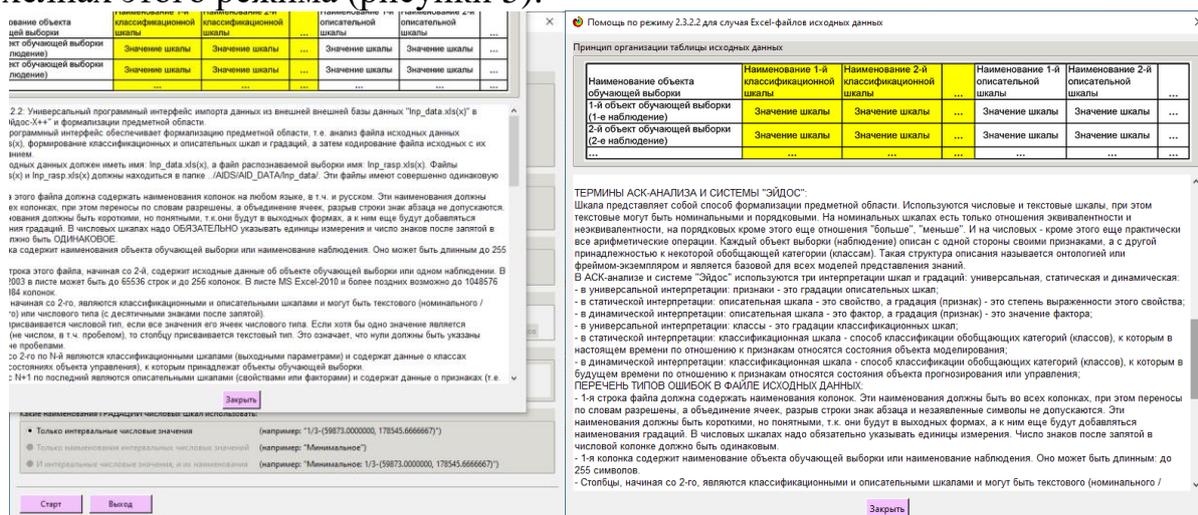


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-Х++"

Автоматическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла

XLSX - MS Excel-2007(2010) Стандарт XLS-файла

DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла

CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте режим:

Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

Равные интервалы с разным числом наблюдений

Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

Не применять сценарный метод АСК-анализа

Применить сценарный метод АСК-анализа

Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов

Применить спец.интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:
Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:
Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

Только интервальные числовые значения (например: "1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")

И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

Старт **Выход**

2.3.2.2. Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [2 классов x 142 признаков]

| Тип | Количество | Суммарное количество | Среднее количество | Количество | Суммарное | Среднее |
|---------------|------------|----------------------|--------------------|------------|------------|--------------|
| Числовые | 1 | 2 | 2.00 | 4 | 8 | 2.00 |
| Текстовые | 0 | 0 | 0.00 | 4 | 134 | 33.50 |
| ВСЕГО: | 1 | 2 | 2.00 | 8 | 142 | 17.75 |

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале: В классификационных шкал: В описательных шкал:

ПАРАМЕТРЫ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ

ПАРАМЕТРЫ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ

ПАРАМЕТРЫ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ С АДАПТИВНЫМИ ГРАНИЦАМИ И ПРИМЕРНО РАВНЫМ КОЛИЧЕСТВОМ НАБЛЮДЕНИЙ ПО ГРАДАЦИЯМ с коррекцией ошибки округления числа наблюдений по интервалу градации при переходе к следующей градации

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "PRICE", тип/число градаций в шкале: "равные интервалы"/2
 1 Наим.градации: 1/2-{ 50005.0000000, 524830.5000000}, размер интервала=474825.5000000, расч./факт.число наблюдений
 2 Наим.градации: 2/2-{ 524830.5000000, 999656.0000000}, размер интервала=474825.5000000, расч./факт.число наблюдений

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "AREA", набл.на шкалу (всего):1997, тип шкалы/число градаций в шкале: "равные интервалы"/3
 3 Наим.градации: 1/2-{ 501.0000000, 2750.0000000}, размер интервала=2249.0000000, расч./факт.число наблюдений на гр
 4 Наим.градации: 2/2-{ 2750.0000000, 4999.0000000}, размер интервала=2249.0000000, расч./факт.число наблюдений на гр

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [2], наим.: "BEDROOMS", набл.на шкалу (всего):1997, тип шкалы/число градаций в шкале: "равные интервалы"/6
 5 Наим.градации: 1/2-{ 1.0000000, 3.0000000}, размер интервала= 2.0000000, расч./факт.число наблюдений на град
 6 Наим.градации: 2/2-{ 3.0000000, 5.0000000}, размер интервала= 2.0000000, расч./факт.число наблюдений на град

Операция завершена

| | | |
|--|---|------|
| 1/7 - Конвертация и ввод файла исходных данных | <div style="width: 100%; height: 10px; background-color: green;"></div> | 100% |
| 2/7 - Создание нового интеллектуального приложения | <div style="width: 100%; height: 10px; background-color: green;"></div> | 100% |
| 3/7 - Анализ файла исходных данных | <div style="width: 100%; height: 10px; background-color: green;"></div> | 100% |
| 4/7 - Формирование классификационных шкал и градаций | <div style="width: 100%; height: 10px; background-color: green;"></div> | 100% |
| 5/7 - Формирование описательных шкал и градаций | <div style="width: 100%; height: 10px; background-color: green;"></div> | 100% |
| 6/7 - Кодирование обучающей выборки | <div style="width: 100%; height: 10px; background-color: green;"></div> | 100% |
| 7/7 - Формирование базы событий | <div style="width: 100%; height: 10px; background-color: green;"></div> | 100% |

Общий прогресс

Начало: 17.02.2026 18:11:39 Окончание: 17.02.2026 18:13:34
 Прошло: 00:01:54 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[18:12:58 INFO]: 5. формирование описательных шкал и градаций
[18:12:59 INFO]: Сформировано 8 описательных шкал и 142 градаций.
[18:13:00 INFO]: 6. Кодирование обучающей выборки
[18:13:29 INFO]: Таблицы obi_zag, obi_kcl, obi_kpr успешно заполнены для 1997 объектов.
[18:13:30 INFO]: 7. формирование базы событий
[18:13:33 INFO]: База событий eventsko успешно заполнена. Записано 1997 объектов.
[18:13:34 SUCCESS]: Операция успешно завершена.
```

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

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

Отметим, что суммарное количество градаций на 2-м рисунке 6 и в таблице 6 может не совпадать, если в некоторых описательных шкалах есть градации «Пробел» или нули, которые в соответствии с параметрами на 1-м рисунке 6 рассматриваются не как значащие, а как **отсутствие данных**.

Под несбалансированностью данных понимается неравномерность распределения значений свойств объекта моделирования или действующих на него факторов по диапазону изменения значений числовых шкал и между шкалами, как числовыми, так и текстовыми. Математическая модель АСК-анализа позволяет корректно преодолеть несбалансированность данных путем перехода от абсолютных частот к относительным и к количественным мерам знаний в системно-когнитивных моделях (мы увидим это ниже).

Таблица 5 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

| kod_cls | name_cls | kod_dsc |
|---------|--|---------|
| 1 | [1]-PRICE-[1]-1/2-{50005.0000000, 524830.5000000} | 1 |
| 2 | [1]-PRICE-[2]-2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} | 1 |

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\

Таблица 6 – Описательные шкалы и градации

| kod_attr | name_attr | kod_opsc |
|----------|---|----------|
| 1 | [1]-AREA-[1]-1/2-{501.0000000, 2750.0000000} | 1 |
| 2 | [1]-AREA-[2]-2/2-{2750.0000000, 4999.0000000} | 1 |
| 3 | [2]-BEDROOMS-[3]-1/2-{1.0000000, 3.0000000} | 2 |
| 4 | [2]-BEDROOMS-[4]-2/2-{3.0000000, 5.0000000} | 2 |
| 5 | [3]-BATHROOMS-[5]-1/2-{1.0000000, 2.5000000} | 3 |
| 6 | [3]-BATHROOMS-[6]-2/2-{2.5000000, 4.0000000} | 3 |
| 7 | [4]-FLOORS-[7]-1/2-{1.0000000, 2.0000000} | 4 |
| 8 | [4]-FLOORS-[8]-2/2-{2.0000000, 3.0000000} | 4 |
| 9 | [5]-YEARBUILT-[9]-1900_ | 5 |

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\

Таблица 7 – Обучающая выборка (фрагмент)

| Id | Area | Bedrooms | Bathrooms | Floors | YearBuilt | Location | Condition | Garage | Price |
|----|------|----------|-----------|--------|-----------|----------|-----------|--------|--------|
| 1 | 1360 | 5 | 4 | 3 | 1970_ | Downtown | Excellent | No | 149919 |
| 2 | 4272 | 5 | 4 | 3 | 1958_ | Downtown | Excellent | No | 424998 |
| 3 | 3592 | 2 | 2 | 3 | 1938_ | Downtown | Good | No | 266746 |
| 4 | 966 | 4 | 2 | 2 | 1902_ | Suburban | Fair | Yes | 244020 |
| 5 | 4926 | 1 | 4 | 2 | 1975_ | Downtown | Fair | Yes | 636056 |
| 6 | 3944 | 1 | 2 | 1 | 1906_ | Urban | Poor | No | 93262 |
| 7 | 3671 | 1 | 1 | 2 | 1948_ | Rural | Poor | Yes | 448722 |
| 8 | 3419 | 2 | 4 | 1 | 1925_ | Suburban | Good | Yes | 594893 |
| 9 | 630 | 2 | 2 | 1 | 1932_ | Rural | Poor | Yes | 652878 |
| 10 | 2185 | 3 | 3 | 1 | 2000_ | Downtown | Poor | No | 340375 |

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». Они открываются в MS Excel или могут быть конвертированы в файлы xlsx с помощью онлайн-сервисов или в режиме 5.12 (этот режим системы «Эйдос» написан на Питоне).

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

3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и системно-когнитивные модели автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и интеллектуальной системы «Эйдос», подробно описаны в ряде монографий и статей автора [1-4]. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко, акцентируя внимание лишь на математической взаимосвязи коэффициента возврата инвестиций (ROI) с мерой χ -квадрат Карла Пирсона и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

Отметим, 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).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [1-7] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных, представленных в различных типах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 8):

Таблица 8 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

На основе таблицы 8 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9).

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

| | | Классы | | | | | Безусловная вероятность признака |
|-------------------|-----|----------|-----|----------|-----|----------|----------------------------------|
| | | 1 | ... | j | ... | W | |
| Значения факторов | 1 | P_{11} | | P_{1j} | | P_{1W} | |
| | ... | | | | | | |

| | | | | | |
|--------------------------------------|-----|----------|--|----------|--|
| | i | P_{i1} | $P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$ | P_{iW} | $P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$ |
| | ... | | | | |
| | M | P_{M1} | P_{Mj} | P_{MW} | |
| Безусловная вероятность класса | | | $P_{\Sigma j}$ | | |

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

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

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

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

Этот переход полностью снимает проблему **несбалансированности** данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 8), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [8]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 8 и 9 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 10, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 11).

В таблице 10 приведены формулы:

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

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

Таблица 10– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

| Наименование модели знаний и частный критерий | Выражение для частного критерия | |
|---|---|---|
| | Через относительные частоты | Через абсолютные частоты |
| ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7) | N_{ij} – фактическая частота; $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота. | |
| PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу | --- | $P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$ |
| PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу | --- | $P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$ |
| INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак | $I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$ | $I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$ |
| INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак. | $I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$ | $I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$ |
| INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами | --- | $I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$ |
| INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу | $I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$ | $I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$ |
| INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу | $I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$ | $I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$ |
| INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу | $I_{ij} = P_{ij} - P_i$ | $I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$ |
| INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу | $I_{ij} = P_{ij} - P_i$ | $I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$ |

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j - значение будущего параметра;

N_{ij} – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра;

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

N_i – количество встреч i -м значения прошлого параметра по всей выборке;

N_j – количество встреч j -го значения будущего параметра по всей выборке;

N – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра по всей выборке.

I_{ij} – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j -му значению будущего параметра;

Ψ – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

P_i – безусловная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;

P_{ij} – условная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра при j -м значении будущего параметра.

Таблица 11 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 10), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или признаков, или объектов обучающей выборки в j -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы (таблица 12).

Таблица 12– Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

| | Способ сравнения | Нормировка не требуется | Нормировка к 0 путем взятия логарифма | Нормировка к 0 путем вычитания 1 |
|---|------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|---|
| Сравнение фактических и теоретических абсолютных частот | Путем деления | --- | INF1, INF2, Александра Харкевича | INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI |
| | Путем вычитания | INF3, χ^2 -квадрат Карла Пирсона | --- | --- |
| Сравнение условных и безусловных относительных частот | Путем деления | --- | INF1, INF2, Александра Харкевича | INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI |
| | Путем вычитания | INF6, INF7 | --- | --- |

Обратим особое внимание на то, что сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем деления приводит при нормировках к нулю (что нужно для применения аддитивных интегральных критериев) путем взятия логарифма и путем вычитания 1 к *тем же самым* моделям, что и сравнение условных и безусловных относительных частот путем деления с теми же самыми способами нормировки. Таким образом, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и провести нормировку к 0 путем взятия логарифма и путем вычитания 1, то получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Других же системно-когнитивных моделей, рассчитываемых на основе приведенных статистических моделей просто нет. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра. *Под конфигуратором В.А.Лефевр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструктов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области* [4]⁹. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

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.

9 См. 1.2.1.2.1.1. Определение понятия конфигуратора, http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06_lec/index.htm

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

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

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 [8].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 11 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 10), 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 13).

Таблица 13 – Уточнение терминологии АСК-анализа

| № | Традиционные термины (синонимы) | Новый термин | Формула |
|---|---|--|--|
| 1 | 1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора | Корень из информационной мощности значения фактора | $\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$ |

| | | | |
|---|--|--|--|
| | (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач | | |
| 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 | $H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$ |

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

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра, содержащий минимальное количество

моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

Показательно, примечательно и весьма замечательно, что *модель меры χ -квадрат Карла Пирсона из статистики оказалась математически тесно связанной с коэффициентом возврата инвестиций (ROI), применяемой в экономике в теории управления портфелем инвестиций и с мерой информации Александра Харкевича из семантической теории информации и теории управления знаниями. Все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».*

3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте базовые модели для синтеза и верификации

Базовые статистические модели:

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

Задайте источник данных для расчета модели ABS:

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

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот: [Помощь](#)

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

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

Базовые системно-когнитивные модели (базы знаний):

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

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

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

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

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

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

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

Какие модели создавать?

Создавать только базовые модели

Создавать модели 2-го уровня

Создавать модели 3-го уровня

[Помощь](#)

Базовые модели - это модели: Prc1,Prc2,Inf1,Inf2,Inf3, Inf4,Inf5,Inf6,Inf7 полученные расчетным путем по формулам, приведенным в хелпе режима 5.5 на основе модели Abs.

Модель Abs называется матрицей абсолютных частот и содержит абсолютное количество встреч сочетаний "признак x класс", посчитанное по всей выборке.

Модель Abs еще называют "матрицей сопряженности" или "корреляционной матрицей". Формы по достоверности моделей формируются в режиме 3.4.

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (бутстреппный подход)

Какие объекты обуч.выборки копировать:

Копировать всю обучающую выборку

Копировать только текущий объект

Копировать каждый N-й объект

Копировать N случайных объектов

Копировать объекты от N1 до N2 (fastest) до

Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять скопированные объекты:

Не удалять

Удалять

[Пояснение по алгоритму верификации](#)

[Подробнее](#)

Выполнить:

Синтез и верификацию

Только верификацию

Только синтез

Задайте процессор

CPU

GPU

Задайте алгоритм

Классика - дольше

Упрощенно-быстрее

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

[Старт](#) [Cancel](#) [Помощь по синтезу моделей](#) [Помощь по верификации моделей](#)

3.5. Синтез и верификация моделей. Процесс завершен

Подготовительные шаги

1. Очистка предыдущих результатов верификации 100%
2. Копирование обучающей выборки в распознаваемую 100%

Стадия синтеза модели

| № | Наименование модели | прогресс-бар | % |
|----|--|----------------------------------|------|
| 3 | 1. ABS - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ВСТРЕЧ СОЧЕТАНИЙ: "КЛАСС-ПРИЗНАК" У | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 4 | 2. PRC1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛ.ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА СРЕДИ ПРИЗНАКОВ | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 5 | 3. PRC2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛОВНАЯ ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА У ОБЪЕКТОВ J | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 6 | 4. INF1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 7 | 5. INF2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 8 | 6. INF3 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ХИ-КВАДРАТ; РАЗНОСТИ МЕЖДУ ФАКТИЧЕСКИМИ И ОЖ | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 9 | 7. INF4 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1 | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 10 | 8. INF5 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2 | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 11 | 9. INF6 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ F | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |
| 12 | 10. INF7 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ | <div style="width: 100%;"></div> | 100% |

Стадия верификации модели

| № | прогресс-бар |
|----|----------------------------------|
| 13 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 14 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 15 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 16 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 17 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 18 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 19 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 20 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 21 | <div style="width: 100%;"></div> |
| 22 | <div style="width: 100%;"></div> |

Общий прогресс

Начало: 17.02.2026 18:25:05 Окончание: 17.02.2026 18:26:02
 Прошло: 00:00:57 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[18:26:01 INFO]: ШАГ 8: формирование итоговой ЕД DostRasp...
[18:26:01 INFO]: формирование итоговой таблицы DostRasp...
[18:26:02 SUCCESS]: Таблица DostRasp успешно создана.

[18:26:02 INFO]: ШАГ 10: Создание форм 'Достоверность идент. классов'...
[18:26:02 INFO]: Создание форм 'Достоверность идент. классов' (пропущено).

[18:26:02 SUCCESS]: Операция успешно завершена.
```

Сохранить лог
Выход

Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: **Abs** Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 кс:

Модель: "Abs"

| Код признака | Описательные шкалы и градации (признаки) | 1 - Price - 1/2-{500005.0000000, 524830.5000000} | | Сумма | Среднее | Средн. квадр. отклонение | Средний модуль отклонения от среднего |
|--------------|--|--|---------|----------|---------|--------------------------|---------------------------------------|
| | | 2 - Price - 2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} | | | | | |
| 1 | Area - 1/2-{501.0000000, 2750.0000000} | 484.000 | 492.000 | 976.000 | 488.000 | 5.657 | 4.000 |
| 2 | Area - 2/2-{2750.0000000, 4999.0000000} | 472.000 | 549.000 | 1021.000 | 510.500 | 54.447 | 38.500 |
| 3 | Bedrooms - 1/2-{1.0000000, 3.0000000} | 560.000 | 631.000 | 1191.000 | 595.500 | 50.205 | 35.500 |
| 4 | Bedrooms - 2/2-{3.0000000, 5.0000000} | 396.000 | 410.000 | 806.000 | 403.000 | 9.899 | 7.000 |
| 5 | Bathrooms - 1/2-{1.0000000, 2.5000000} | 459.000 | 494.000 | 953.000 | 476.500 | 24.749 | 17.500 |
| 6 | Bathrooms - 2/2-{2.5000000, 4.0000000} | 497.000 | 547.000 | 1044.000 | 522.000 | 35.355 | 25.000 |
| 7 | Floors - 1/2-{1.0000000, 2.0000000} | 669.000 | 681.000 | 1350.000 | 675.000 | 8.485 | 6.000 |
| 8 | Floors - 2/2-{2.0000000, 3.0000000} | 287.000 | 360.000 | 647.000 | 323.500 | 51.619 | 36.500 |
| 9 | YearBuilt - 1900_ | 6.000 | 6.000 | 12.000 | 6.000 | | |
| 10 | YearBuilt - 1901_ | 11.000 | 14.000 | 25.000 | 12.500 | 2.121 | 1.500 |
| 11 | YearBuilt - 1902_ | 7.000 | 7.000 | 14.000 | 7.000 | | |
| 12 | YearBuilt - 1903_ | 8.000 | 3.000 | 11.000 | 5.500 | 3.536 | 2.500 |
| 13 | YearBuilt - 1904_ | 4.000 | 11.000 | 15.000 | 7.500 | 4.950 | 3.500 |
| 14 | YearBuilt - 1905_ | 6.000 | 10.000 | 16.000 | 8.000 | 2.828 | 2.000 |
| 15 | YearBuilt - 1906_ | 9.000 | 5.000 | 14.000 | 7.000 | 2.828 | 2.000 |
| 16 | YearBuilt - 1907_ | 9.000 | 6.000 | 15.000 | 7.500 | 2.121 | 1.500 |
| 17 | YearBuilt - 1908_ | 9.000 | 10.000 | 19.000 | 9.500 | 0.707 | 0.500 |
| 18 | YearBuilt - 1909_ | 7.000 | 7.000 | 14.000 | 7.000 | | |
| 19 | YearBuilt - 1910_ | 8.000 | 12.000 | 20.000 | 10.000 | 2.828 | 2.000 |

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

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

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: **Abs** **Prc1** **Prc2** Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 кс:

Модель: "Prc2"

| Код признака | Описательные шкалы и градации (признаки) | 1 - Price - 1/2-{50005.0000000, 524830.5000000} | | Безусловная вероятность | Среднее | Средн. квадр. отклонение | Средний модуль отклонения от среднего |
|--------------|--|---|--------|-------------------------|---------|--------------------------|---------------------------------------|
| | | 50.628 | 47.262 | | | | |
| 1 | Area - 1/2-{501.0000000, 2750.0000000} | 50.628 | 47.262 | 48.873 | 48.945 | 2.380 | 1.683 |
| 2 | Area - 2/2-{2750.0000000, 4999.0000000} | 49.372 | 52.738 | 51.127 | 51.055 | 2.380 | 1.683 |
| 3 | Bedrooms - 1/2-{1.0000000, 3.0000000} | 58.577 | 60.615 | 59.639 | 59.596 | 1.441 | 1.019 |
| 4 | Bedrooms - 2/2-{3.0000000, 5.0000000} | 41.423 | 39.385 | 40.361 | 40.404 | 1.441 | 1.019 |
| 5 | Bathrooms - 1/2-{1.0000000, 2.5000000} | 48.013 | 47.454 | 47.722 | 47.733 | 0.395 | 0.279 |
| 6 | Bathrooms - 2/2-{2.5000000, 4.0000000} | 51.987 | 52.546 | 52.278 | 52.267 | 0.395 | 0.279 |
| 7 | Floors - 1/2-{1.0000000, 2.0000000} | 69.979 | 65.418 | 67.601 | 67.698 | 3.225 | 2.281 |
| 8 | Floors - 2/2-{2.0000000, 3.0000000} | 30.021 | 34.582 | 32.399 | 32.302 | 3.225 | 2.281 |
| 9 | YearBuilt - 1900_ | 0.628 | 0.576 | 0.601 | 0.602 | 0.036 | 0.026 |
| 10 | YearBuilt - 1901_ | 1.151 | 1.345 | 1.252 | 1.248 | 0.137 | 0.097 |
| 11 | YearBuilt - 1902_ | 0.732 | 0.672 | 0.701 | 0.702 | 0.042 | 0.030 |
| 12 | YearBuilt - 1903_ | 0.837 | 0.288 | 0.551 | 0.563 | 0.388 | 0.274 |
| 13 | YearBuilt - 1904_ | 0.418 | 1.057 | 0.751 | 0.738 | 0.451 | 0.319 |
| 14 | YearBuilt - 1905_ | 0.628 | 0.961 | 0.801 | 0.794 | 0.235 | 0.166 |
| 15 | YearBuilt - 1906_ | 0.941 | 0.480 | 0.701 | 0.711 | 0.326 | 0.231 |
| 16 | YearBuilt - 1907_ | 0.941 | 0.576 | 0.751 | 0.759 | 0.258 | 0.183 |
| 17 | YearBuilt - 1908_ | 0.941 | 0.961 | 0.951 | 0.951 | 0.014 | 0.010 |
| 18 | YearBuilt - 1909_ | 0.732 | 0.672 | 0.701 | 0.702 | 0.042 | 0.030 |
| 19 | YearBuilt - 1910_ | 0.837 | 1.153 | 1.002 | 0.995 | 0.223 | 0.158 |

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

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

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: Abs Prc1 Prc2 **Inf1** Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 кс:

Модель: "Inf1"

| Код признака | Описательные шкалы и градации (признаки) | 1 - Price - 1/2-{50005.0000000, 524830.5000000} | 2 - Price - 2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} | Сумма | Среднее | Средн. квадр. отклонение | Средний модуль отклонения от среднего |
|--------------|--|---|--|--------|---------|--------------------------|---------------------------------------|
| 1 | Area - 1/2-{501.0000000, 2750.0000000} | 0.004 | -0.003 | 0.000 | 0.000 | 0.005 | 0.004 |
| 2 | Area - 2/2-{2750.0000000, 4999.0000000} | -0.004 | 0.003 | -0.000 | -0.000 | 0.005 | 0.003 |
| 3 | Bedrooms - 1/2-{1.0000000, 3.0000000} | -0.002 | 0.002 | -0.000 | -0.000 | 0.002 | 0.002 |
| 4 | Bedrooms - 2/2-{3.0000000, 5.0000000} | 0.003 | -0.003 | 0.000 | 0.000 | 0.004 | 0.003 |
| 5 | Bathrooms - 1/2-{1.0000000, 2.5000000} | 0.001 | -0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.001 | 0.001 |
| 6 | Bathrooms - 2/2-{2.5000000, 4.0000000} | -0.001 | 0.001 | -0.000 | -0.000 | 0.001 | 0.001 |
| 7 | Floors - 1/2-{1.0000000, 2.0000000} | 0.004 | -0.003 | 0.000 | 0.000 | 0.005 | 0.003 |
| 8 | Floors - 2/2-{2.0000000, 3.0000000} | -0.008 | 0.007 | -0.001 | -0.001 | 0.010 | 0.007 |
| 9 | YearBuilt - 1900_ | 0.004 | -0.004 | 0.000 | 0.000 | 0.006 | 0.004 |
| 10 | YearBuilt - 1901_ | -0.009 | 0.007 | -0.001 | -0.001 | 0.011 | 0.008 |
| 11 | YearBuilt - 1902_ | 0.004 | -0.004 | 0.000 | 0.000 | 0.006 | 0.004 |
| 12 | YearBuilt - 1903_ | 0.043 | -0.067 | -0.024 | -0.012 | 0.078 | 0.055 |
| 13 | YearBuilt - 1904_ | -0.060 | 0.035 | -0.025 | -0.013 | 0.068 | 0.048 |
| 14 | YearBuilt - 1905_ | -0.025 | 0.019 | -0.006 | -0.003 | 0.031 | 0.022 |
| 15 | YearBuilt - 1906_ | 0.030 | -0.039 | -0.009 | -0.004 | 0.049 | 0.035 |
| 16 | YearBuilt - 1907_ | 0.023 | -0.027 | -0.004 | -0.002 | 0.036 | 0.025 |
| 17 | YearBuilt - 1908_ | -0.001 | 0.001 | -0.000 | -0.000 | 0.001 | 0.001 |
| 18 | YearBuilt - 1909_ | 0.004 | -0.004 | 0.000 | 0.000 | 0.006 | 0.004 |
| 19 | YearBuilt - 1910_ | -0.019 | 0.015 | -0.004 | -0.002 | 0.023 | 0.017 |

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

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

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3

Модель: "Inf3"

| Код признака | Описательные шкалы и градации (признаки) | 1 - Price - 1/2-{500005.0000000, 524830.5000000} | | Сумма | Среднее | Средн. квадр. отклонение | Средний модуль отклонения от среднего |
|--------------|--|--|---------|--------|---------|--------------------------|---------------------------------------|
| | | 16.771 | -16.771 | | | | |
| 1 | Area - 1/2-{501.0000000, 2750.0000000} | 16.771 | -16.771 | | | 23.718 | 16.7 |
| 2 | Area - 2/2-{2750.0000000, 4999.0000000} | -16.771 | 16.771 | | | 23.718 | 16.7 |
| 3 | Bedrooms - 1/2-{1.0000000, 3.0000000} | -10.153 | 10.153 | | | 14.359 | 10.1 |
| 4 | Bedrooms - 2/2-{3.0000000, 5.0000000} | 10.153 | -10.153 | | | 14.359 | 10.1 |
| 5 | Bathrooms - 1/2-{1.0000000, 2.5000000} | 2.782 | -2.782 | | | 3.934 | 2.78 |
| 6 | Bathrooms - 2/2-{2.5000000, 4.0000000} | -2.782 | 2.782 | -0.000 | -0.000 | 3.934 | 2.78 |
| 7 | Floors - 1/2-{1.0000000, 2.0000000} | 22.731 | -22.731 | | | 32.146 | 22.7 |
| 8 | Floors - 2/2-{2.0000000, 3.0000000} | -22.731 | 22.731 | | | 32.146 | 22.7 |
| 9 | YearBuilt - 1900_ | 0.255 | -0.255 | | | 0.361 | 0.25 |
| 10 | YearBuilt - 1901_ | -0.968 | 0.968 | | | 1.369 | 0.96 |
| 11 | YearBuilt - 1902_ | 0.298 | -0.298 | | | 0.421 | 0.29 |
| 12 | YearBuilt - 1903_ | 2.734 | -2.734 | | | 3.867 | 2.73 |
| 13 | YearBuilt - 1904_ | -3.181 | 3.181 | | | 4.498 | 3.18 |
| 14 | YearBuilt - 1905_ | -1.659 | 1.659 | | | 2.347 | 1.65 |
| 15 | YearBuilt - 1906_ | 2.298 | -2.298 | | | 3.250 | 2.29 |
| 16 | YearBuilt - 1907_ | 1.819 | -1.819 | | | 2.573 | 1.81 |
| 17 | YearBuilt - 1908_ | -0.096 | 0.096 | | | 0.135 | 0.09 |
| 18 | YearBuilt - 1909_ | 0.298 | -0.298 | | | 0.421 | 0.29 |
| 19 | YearBuilt - 1910_ | -1.574 | 1.574 | | | 2.226 | 1.57 |
| 20 | YearBuilt - 1911_ | -4.053 | 4.053 | | | 5.732 | 4.05 |

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

Рисунок 11 . Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону) (фрагмент)

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

3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [9].

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

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

3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В соответствии с критерием достоверности, основанному на L1-мере проф. Е. В. Луценко, наибольшую достоверность демонстрируют СК-модели INF4 и INF5 с интегральным критерием «Сумма знаний», для которых значение L1 составляет около 0.50 при максимальном возможном значении 1 (рисунок 12). Эти модели показывают наилучшие показатели по данному критерию, что свидетельствует о высокой степени согласованности прогнозов модели с эмпирическими данными.

Однако модель INF3, основанная на критерии хи-квадрат Пирсона, характеризуется более сбалансированными значениями точности и полноты, а также устойчивыми показателями по различным метрикам качества. Для неё интегральный критерий «Сумма знаний» принимает значение $L1 \approx 0.44$, что несколько ниже, чем у моделей INF4 и INF5, но при этом данная модель обеспечивает более равномерное соотношение между корректностью и полнотой распознавания классов.

3.4. Обобщенная форма доств.моделей при разн.критерии: [Приложение: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости]

| № | Наименование модели и частного критерия | Интегральный критерий | Всего логических объектов выборки | Число истинно-положительных решений (TP) | Число истинно-отрицательных решений (TN) | Число ложно-положительных решений (FP) | Число ложно-отрицательных решений (FN) | Точность модели | Полнота модели | F-мера Разбегрена | Сумма модулей уровней skewness истинно-положит. решений (STP) | Сумма модулей уровней skewness истинно-отрицат. решений (STN) |
|----|---|---|-----------------------------------|--|--|--|--|-----------------|----------------|-------------------|---|---|
| 1 | ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки | корреляция abs частот с обр.объекта | 1997 | 1997 | 0 | 1997 | 0 | 0.500 | 1.000 | 0.667 | 1783.916 | 0.000 |
| 2 | ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки | сумма abs частот по признакам объекта | 1997 | 1997 | 0 | 1997 | 0 | 0.500 | 1.000 | 0.667 | 1743.923 | 0.000 |
| 3 | PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса | корреляция усл.отн частот с обр.объекта | 1997 | 1997 | 0 | 1997 | 0 | 0.500 | 1.000 | 0.667 | 1783.916 | 0.000 |
| 4 | PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака у объектов i-го класса | сумма усл.отн частот по признакам объекта | 1997 | 1997 | 0 | 1997 | 0 | 0.500 | 1.000 | 0.667 | 1815.130 | 0.000 |
| 5 | PRC2 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака у объектов i-го класса | корреляция усл.отн частот с обр.объекта | 1997 | 1997 | 0 | 1997 | 0 | 0.500 | 1.000 | 0.667 | 1783.916 | 0.000 |
| 6 | PRC2 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака у объектов i-го класса | сумма усл.отн частот по признакам объекта | 1997 | 1997 | 0 | 1997 | 0 | 0.500 | 1.000 | 0.667 | 1815.130 | 0.000 |
| 7 | INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1 | семантический резонанс знаний | 1997 | 1054 | 605 | 1392 | 333 | 0.545 | 0.833 | 0.659 | 441.741 | 115.942 |
| 8 | INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1 | сумма знаний | 1997 | 1146 | 1203 | 794 | 851 | 0.591 | 0.574 | 0.582 | 149.496 | 205.104 |
| 9 | INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2 | семантический резонанс знаний | 1997 | 1054 | 605 | 1392 | 333 | 0.545 | 0.833 | 0.659 | 441.741 | 115.942 |
| 10 | INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2 | сумма знаний | 1997 | 1146 | 1203 | 794 | 851 | 0.591 | 0.574 | 0.582 | 149.496 | 205.104 |
| 11 | INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми abs частотами | семантический резонанс знаний | 1997 | 1059 | 1059 | 938 | 938 | 0.530 | 0.530 | 0.530 | 339.310 | 339.310 |
| 12 | INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми abs частотами | сумма знаний | 1997 | 1059 | 1059 | 938 | 938 | 0.530 | 0.530 | 0.530 | 339.310 | 339.310 |
| 13 | INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1 | семантический резонанс знаний | 1997 | 1177 | 1177 | 820 | 820 | 0.589 | 0.589 | 0.589 | 314.190 | 314.190 |
| 14 | INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1 | сумма знаний | 1997 | 1171 | 1171 | 826 | 826 | 0.586 | 0.586 | 0.586 | 267.455 | 268.119 |
| 15 | INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2 | семантический резонанс знаний | 1997 | 1177 | 1177 | 820 | 820 | 0.589 | 0.589 | 0.589 | 314.190 | 314.190 |
| 16 | INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2 | сумма знаний | 1997 | 1171 | 1171 | 826 | 826 | 0.586 | 0.586 | 0.586 | 267.455 | 268.119 |
| 17 | INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1 | семантический резонанс знаний | 1997 | 1059 | 1059 | 938 | 938 | 0.530 | 0.530 | 0.530 | 339.310 | 339.310 |
| 18 | INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1 | сумма знаний | 1997 | 1059 | 1059 | 938 | 938 | 0.530 | 0.530 | 0.530 | 327.218 | 323.696 |
| 19 | INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2 | семантический резонанс знаний | 1997 | 1059 | 1059 | 938 | 938 | 0.530 | 0.530 | 0.530 | 339.310 | 339.310 |
| 20 | INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2 | сумма знаний | 1997 | 1059 | 1059 | 938 | 938 | 0.530 | 0.530 | 0.530 | 327.218 | 323.696 |

Рисунок 12. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 13 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко [9] СК-модели INF1.

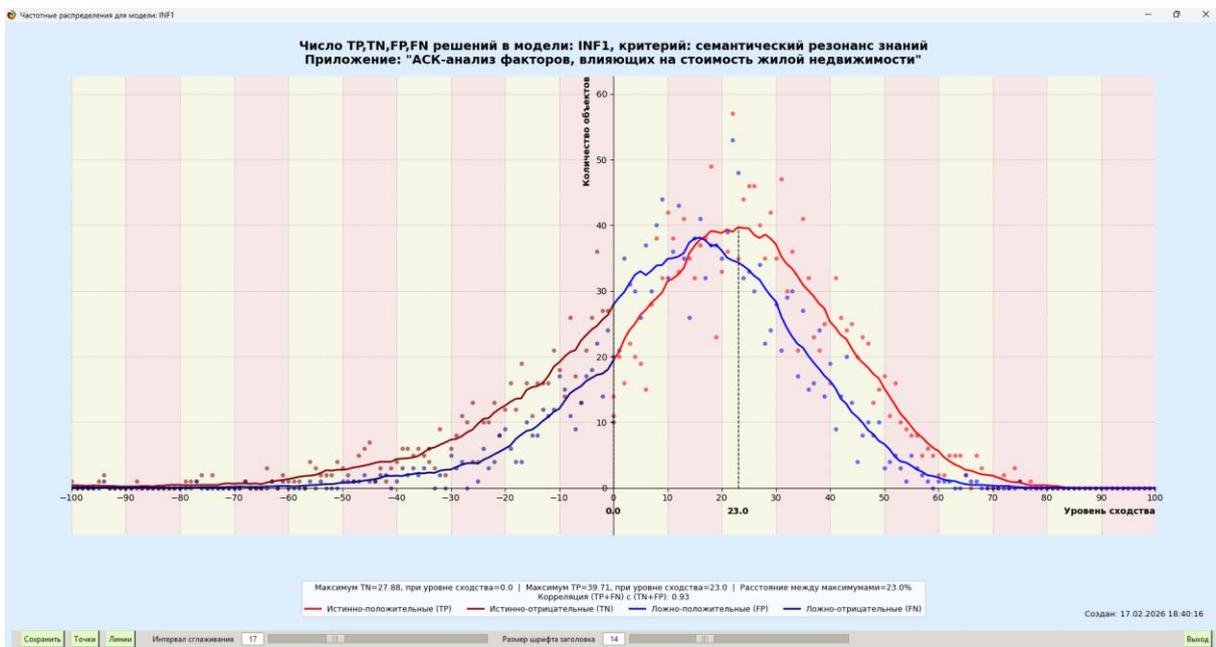




Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF1 [9]

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко СК-модели INF1:

- отрицательные ложные решения в данной задаче вообще не встречаются, а в общем случае такие решения практически не встречаются за исключением очень небольшого количества случаев с очень низкими уровнями различия;

- при уровнях сходства меньше 30% в данной задаче преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. В общем случае при уровнях сходства выше 60% ложных положительных решений практически вообще нет;

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

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

Помощь по режиму 3.4: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++"

Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями...
Тогда возможны следующие варианты прогнозов:

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: и 1, и 2, и 3, и 4, и 5, и 6. Понятно, что из всего этого выпадет лишь что-то одно. В этом случае модель не предскажет, что не выпадет, но зато она обязательно предскажет, что выпадет. Однако при этом очень много объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся.
Тогда вероятность истинно-положительных решений у модели будет 1/6, а вероятность ложно-положительных решений - 5/6. Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Если же модель предсказывает, что ничего не выпадет, т.е. не выпадет ни 1, ни 2, ни 3, ни 4, ни 5, ни 6, но что-то из этого, естественно, обязательно выпадет. Конечно, модель не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо предсказала, что не выпадет. Вероятность истинно-отрицательных решений у модели будет 5/6, а вероятность ложно-отрицательных решений - 1/6. Такой прогноз гораздо достовернее, чем положительный псевдопрогноз, но тоже бесполезен.

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

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычтеть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: $\{ -1, +1 \}$ и $\{ 0, 1 \}$:
 $L_a = (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)$ (нормировка: $\{-1, +1\}$)
 $L_b = (1 + (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)) / 2$ (нормировка: $\{0, 1\}$)
 где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

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

L1-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):
 $L1\text{-мера} = 2 * (SPrecision * SRecall) / (SPrecision + SRecall)$
 $SPrecision = STP / (STP + SFP)$ - точность с учетом сумм уровней сходства;
 $SRecall = STP / (STP + SFN)$ - полнота с учетом сумм уровней сходства;
 STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):
 $L2\text{-мера} = 2 * (APrecision * ARecall) / (APrecision + ARecall)$
 $APrecision = ATP / (ATP + AFP)$ - точность с учетом средних уровней сходства;
 $ARecall = ATP / (ATP + AFN)$ - полнота с учетом средних уровней сходства;
 ATP=STP/TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 AFP=SFP/FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

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

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

Режим: 3.4. РАСЧЕТ И ГРАФИЧЕСКАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ЧАСТОТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ УРОВНЕЙ СХОДСТВА:

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

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

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

The figure consists of two side-by-side graphs. The left graph is a line chart with 'Объем выборки' (Sample Volume) on the x-axis and 'Количество решений' (Number of Decisions) on the y-axis. It shows four linearly increasing lines starting from the origin: TN (black), TP (red), FP (blue), and FN (green). The right graph is a line chart with 'Число объектов обучающей выборки' (Number of objects in the training sample) on the x-axis (ranging from 0 to 3000) and 'Достоверность, % (мера)' (Reliability, % (measure)) on the y-axis (ranging from 0.00 to 1.00). It shows three curves: L2_MERA (black), L1_MERA (blue), and F_MERA (yellow). All three curves start at 1.00 for a sample size of 0 and decrease as the sample size increases, with F_MERA showing the most significant drop and L2_MERA showing the least.

Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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.

3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

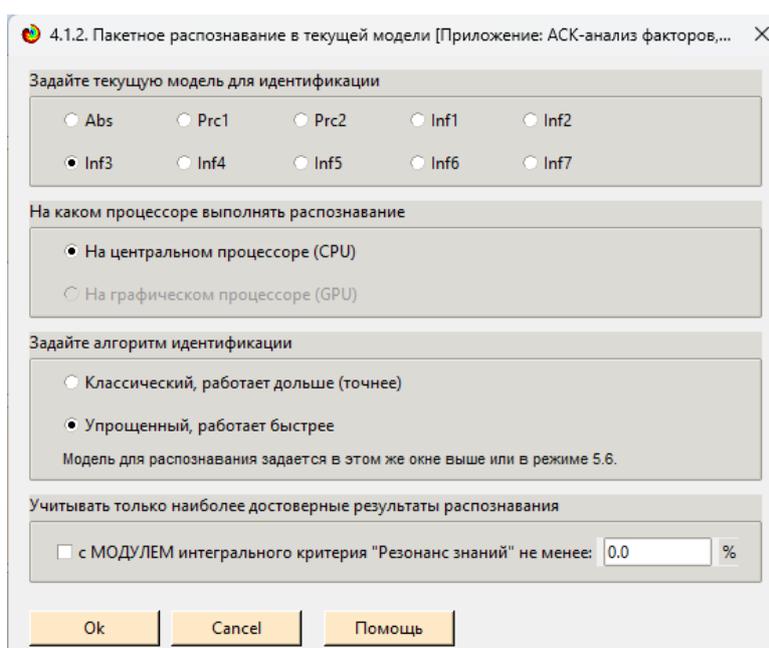


Рисунок 15. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

При решении задачи идентификации каждый объект распознаваемой выборки сравнивается по всем своим признакам с каждым из обобщенных образов классов. Смысл решения задачи идентификации заключается в том, что при определении принадлежности конкретного объекта к обобщенному образу классу об этом конкретном объекте *по аналогии становится известно все, что известно об объектах этого класса, по крайней мере, самое существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.*

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

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

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны¹⁰ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1.1. 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:

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

¹⁰ В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

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).

3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

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

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_i}.$$

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

3.6.1.3. 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 **неортономмированных** пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

Во-вторых, данный интегральный критерий является **фильтром**, подавляющим белый шум, который всегда присутствует в эмпирических исходных данных и в моделях, созданных на их основе. Это свойство

подавлять белый шум проявляется у данного критерия тем ярче, чем больше в модели градаций описательных шкал.

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

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

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах [2, 3, 4].

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

3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

В АСК-анализе разработаны, а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК-анализа или сценарном АСК-анализе [11]. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно описаны и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [4-7, 11] и в ряде других [48].

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 16).

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14 (рисунок 17).

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

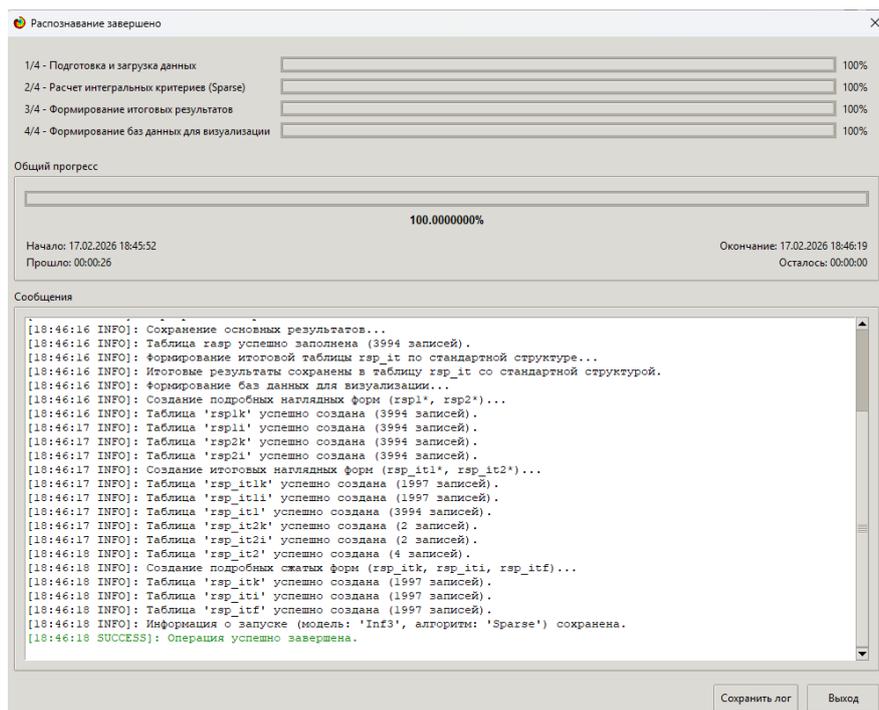


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14 (рисунок 17).

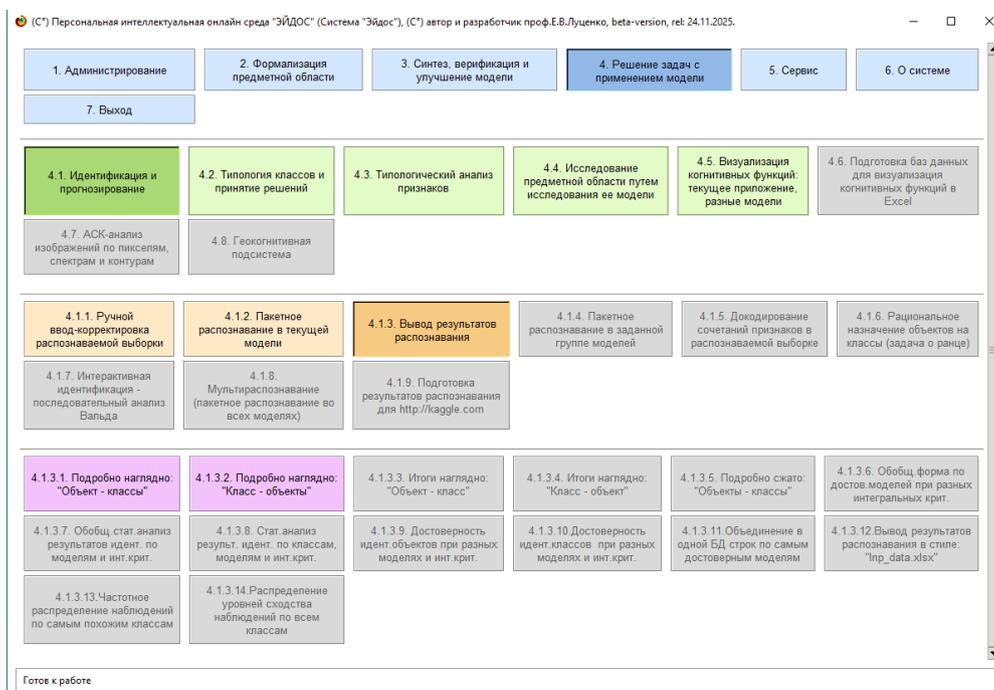


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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») [10] (рисунки 19).

На первом рисунке 19 приведена экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой экранной форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

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

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

Необходимо подчеркнуть, что в системе «Эйдос» SWOT-диаграммы формируются автоматически на основе статистических и системно-когнитивных моделей, созданных непосредственно на основе эмпирических данных, а не как обычно не формализуемым экспертным путем на основе интуиции, опыта и профессиональной компетенции, т.е. практически «на глазок», а в некоторых случаях и вообще «от фонаря».

3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

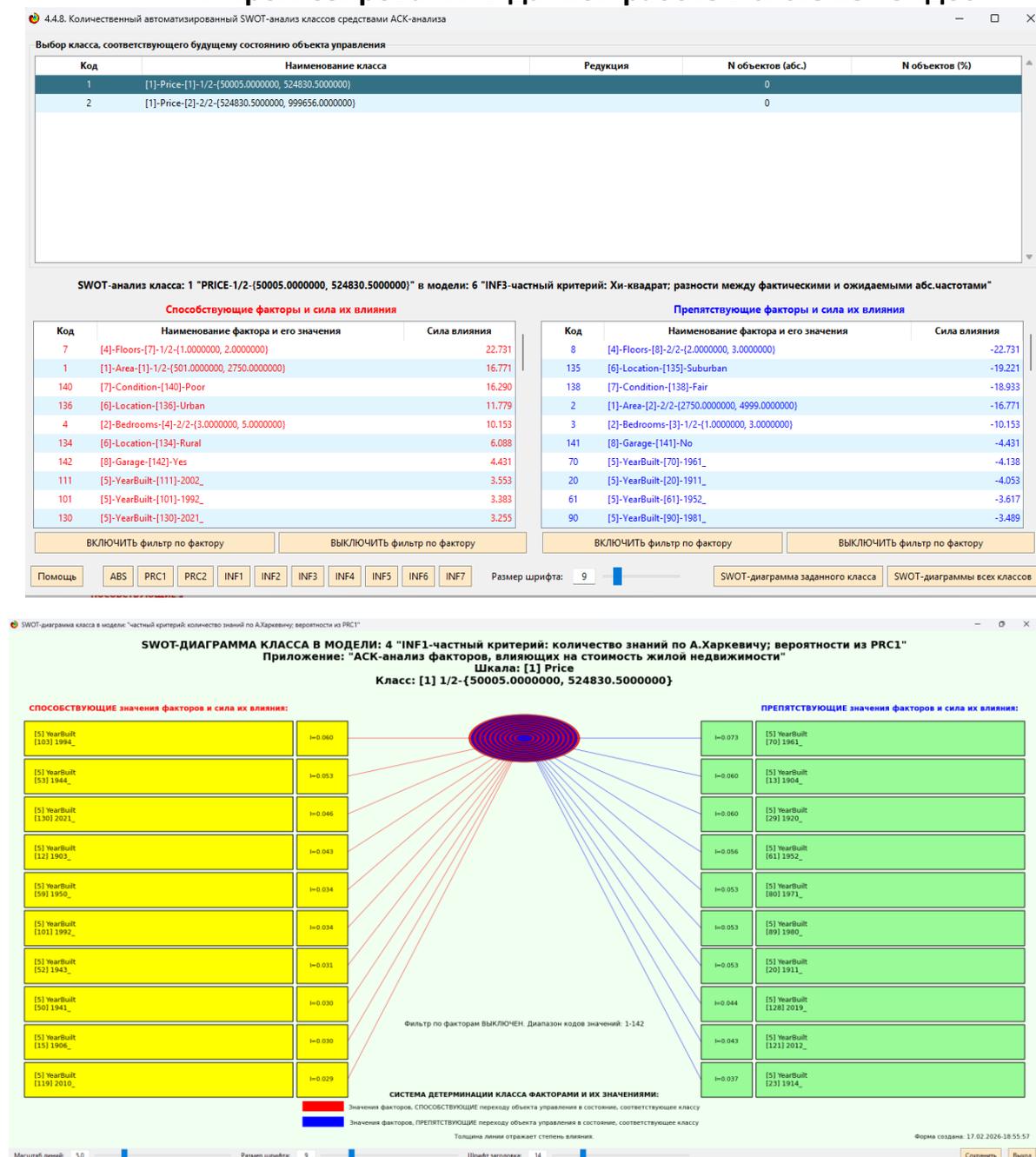


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из представленной SWOT-диаграммы АСК-анализа наглядно видно, что фактор года постройки объекта оказывает существенное влияние на формирование стоимости жилой недвижимости. Определённые значения данного фактора выступают как способствующие, повышая вероятность отнесения объекта к рассматриваемому ценовому классу, тогда как другие значения являются препятствующими и снижают эту вероятность. Таким образом, год постройки выступает значимым классифицирующим признаком, напрямую влияющим на уровень стоимости жилой недвижимости и её принадлежность к соответствующему ценовому диапазону.

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

3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [11, 12, 13] и в ряде других работ.

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

Шаг 1-й. Руководство ставит цели управления, т.е. определяет будущие целевые состояния объекта управления. Обычно целевые состояния в натуральном выражении – это количество и качество продукции, а в стоимостном выражении – прибыль и рентабельность. Объект управления как система, эффективность объекта управления как **системное свойство**, повышение уровня системности объекта управления как цель управления (нелинейность). Модель отражает определенный уровень технологий, поэтому целевые состояния, недостижимые в одной

модели, могут оказаться достижимыми в другой с большим числом факторов [11, 12, 13, 14, 15, 16].

Шаг 2-й (см.реж.6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [9]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [14, 15].

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

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

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

Шаг 6-й. Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем решения обратной задачи прогнозирования в автоматизированном **SWOT-анализе** (реж.4.4.8) для каждого из целевых состояний и **объединяем** рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов [10].

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

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

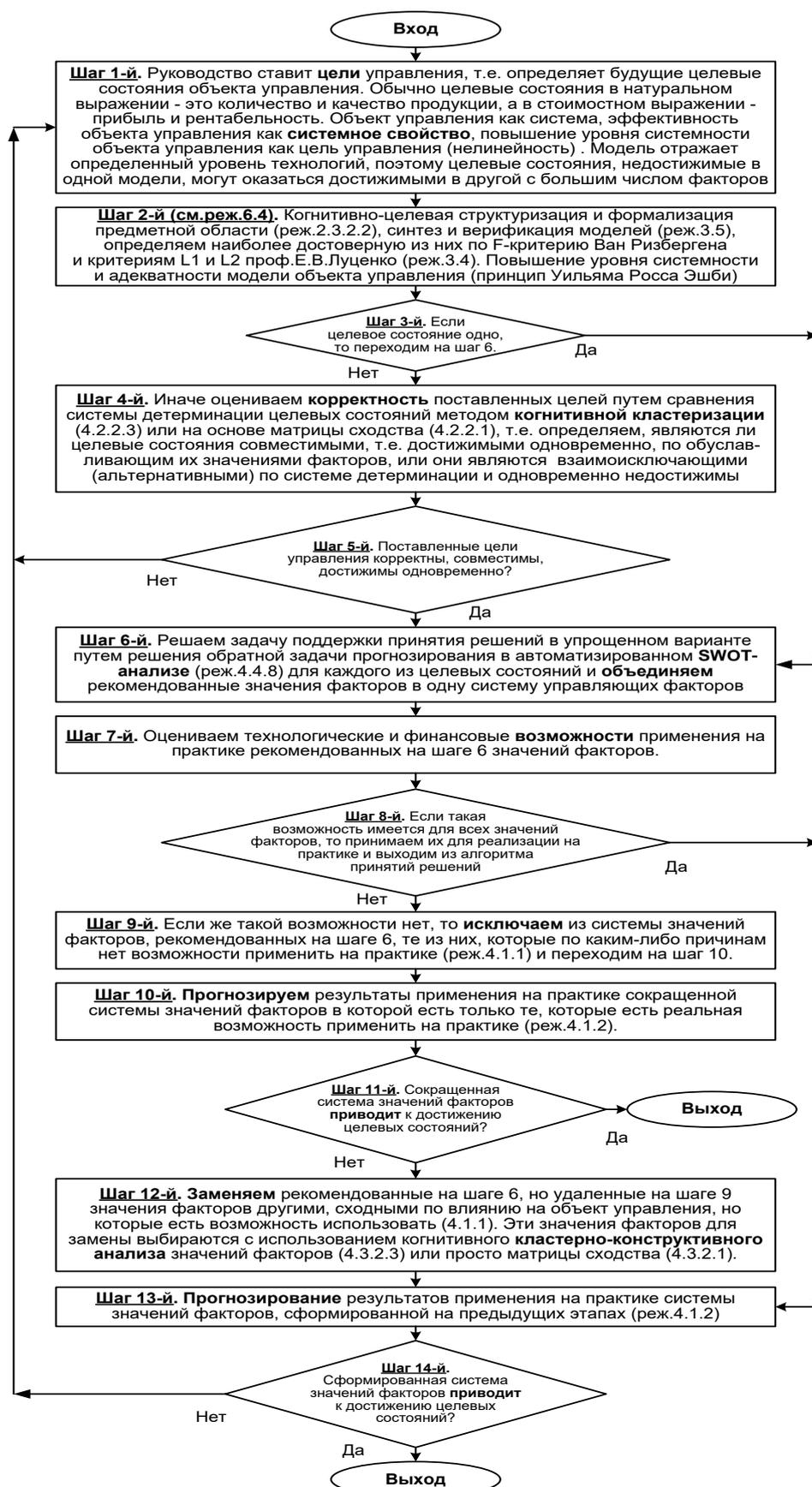


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

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

Шаг 12-й. **Заменяем** рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием когнитивного **кластерно-конструктивного анализа** значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) [16].

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

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

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

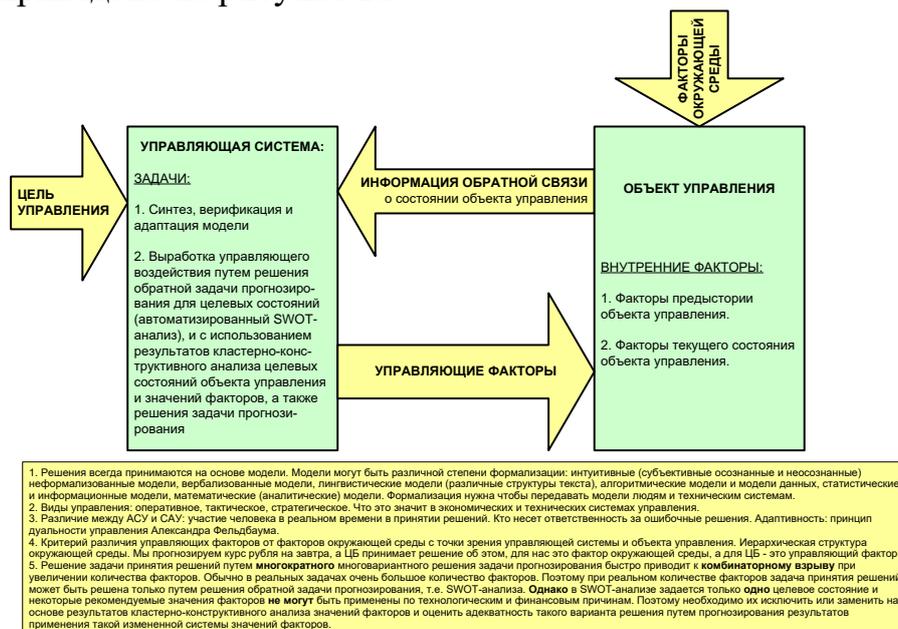


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»

Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного *механизма* детерминации, а только сам факт и характер детерминации (силу и направление влияния факторов). *Содержательное* объяснение конкретных механизмов этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [12, 17].

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

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

3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [10]), 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».

3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры инвертированных SWOT-диаграмм приведены на рисунках 22 для некоторых значений факторов:

4.4.9. Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов средствами АСК-анализа

Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущее состояние

| Код | Наименование значения фактора | Редукция | Н объектов (абс.) | Н объектов (%) |
|-----|--|----------|-------------------|----------------|
| 1 | [1] Area -> [1] 1/2-{501.000000, 2750.000000} | | | |
| 2 | [1] Area -> [2] 2/2-{2750.000000, 4999.000000} | | | |
| 3 | [2] Bedrooms -> [3] 1/2-{1.000000, 3.000000} | | | |
| 4 | [2] Bedrooms -> [4] 2/2-{3.000000, 5.000000} | | | |
| 5 | [3] Bathrooms -> [5] 1/2-{1.000000, 2.500000} | | | |
| 6 | [3] Bathrooms -> [6] 2/2-{2.500000, 4.000000} | | | |
| 7 | [4] Floor -> [7] 1/2-{1.000000, 3.000000} | | | |
| 8 | [4] Floor -> [8] 2/2-{2.000000, 3.000000} | | | |
| 9 | [5] YearBuilt -> [9] 1901_ | | | |
| 10 | [5] YearBuilt -> [10] 1901_ | | | |
| 11 | [5] YearBuilt -> [11] 1902_ | | | |
| 12 | [5] YearBuilt -> [12] 1903_ | | | |
| 13 | [5] YearBuilt -> [13] 1904_ | | | |
| 14 | [5] YearBuilt -> [14] 1905_ | | | |

SWOT-анализ значения фактора: 1 "AREA-1/2-{501.000000, 2750.000000}" в модели: 6 "INF3-частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"

| Способствует переходу в состояния (классы): | | | Препятствует переходу в состояния (классы): | | |
|---|---|--------------|---|--|--------------|
| Код | Наименование класса | Сила влияния | Код | Наименование класса | Сила влияния |
| 1 | [1]-Price-[1]-1/2-{50005.000000, 524830.500000} | 16.771 | 2 | [1]-Price-[2]-2/2-{524830.500000, 999656.000000} | -16.771 |

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





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

Приведенные на рисунке инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам.

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, что обработка бором обуславливает высокую устойчивость сливы к температурным стрессорам в той же степени, что и сам сорт «Стенлей» и как суммарно значения факторов «До промораживания» и «Год наблюдения-2014». Во многом это и есть реальное решение проблемы, поставленной в работе.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.4, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

– круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 24);

– агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 26);

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 25).

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

3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 23 представлены экранные формы режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

4.2.2.4. Классическая кластеризация классов

1. Выбор модели для кластеризации

- 1. ABS - Абсолютные частоты
- 2. PRC1 - Условная вероятность (1)
- 3. PRC2 - Условная вероятность (2)
- 4. INF1 - Количество знаний (Харкевич, PRC-1)
- 5. INF2 - Количество знаний (Харкевич, PRC-2)
- 6. INF3 - Хи-квадрат
- 7. INF4 - ROI (PRC-1)
- 8. INF5 - ROI (PRC-2)
- 9. INF6 - Разность вероятностей (PRC-1)
- 10. INF7 - Разность вероятностей (PRC-2)

2. Параметры круговой диаграммы

Связи не менее (%):

Показывать классы без связей

Размер по X (px):

Размер по Y (px):

Толщина линий (px):

Разрешение (DPI):

3. Параметры дендрограммы

Размер по X (px):

Размер по Y (px):

Толщина линий (px):

Шрифт заголовка:

Шрифт объектов:

Разрешение (DPI):

4. Методы кластеризации

- Single (одиночная связь)
- Complete (полная связь)
- Average (средняя связь)
- Weighted (взвешенная связь)
- Centroid (центроидная связь)
- Median (медианная связь)
- Ward (метод Уорда)
- Выбрать все

5. Действия

Лог выполнения

```
[10:38:41] Ожидание запуска...
```

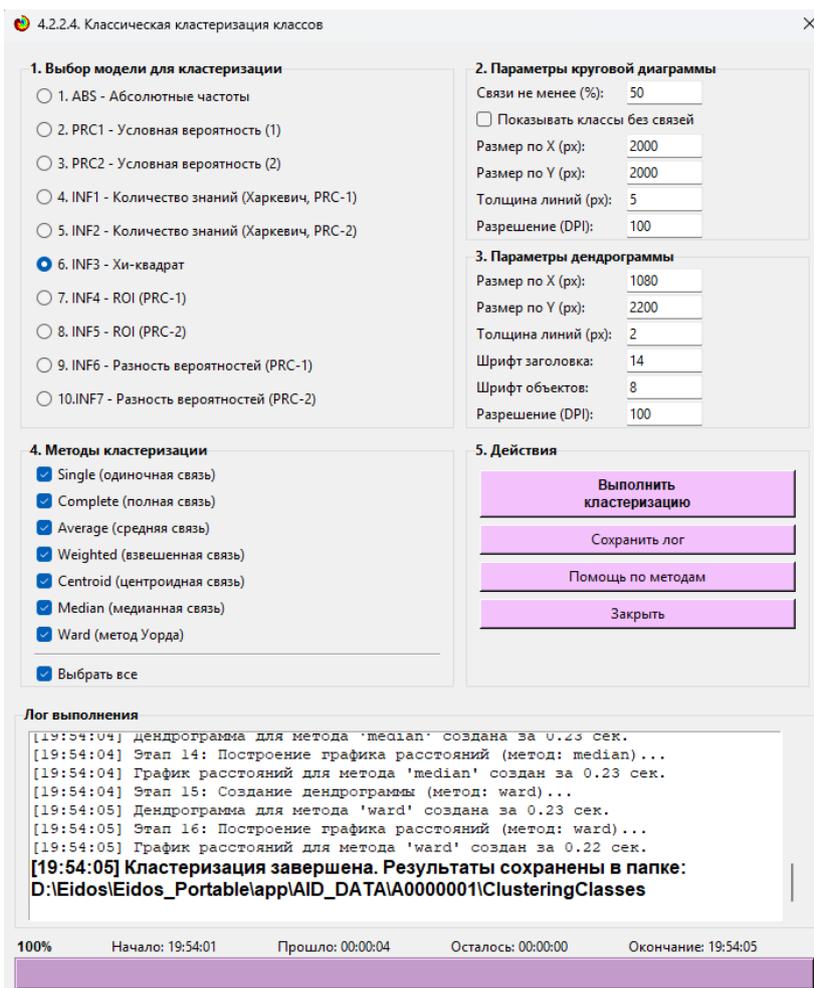


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 14 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

| A | B | C |
|--|---|--|
| [1]-Price-[1]-1/2-{50005.0000000, 524830.5000000} | [1]-Price-[1]-1/2-{50005.0000000, 524830.5000000} | [1]-Price-[2]-2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} |
| | 1 | -1 |
| [1]-Price-[2]-2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} | | [1]-Price-[2]-2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} |
| | -1 | 1 |

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (КЛАССЫ)

Приложение: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
Метод кластеризации: average

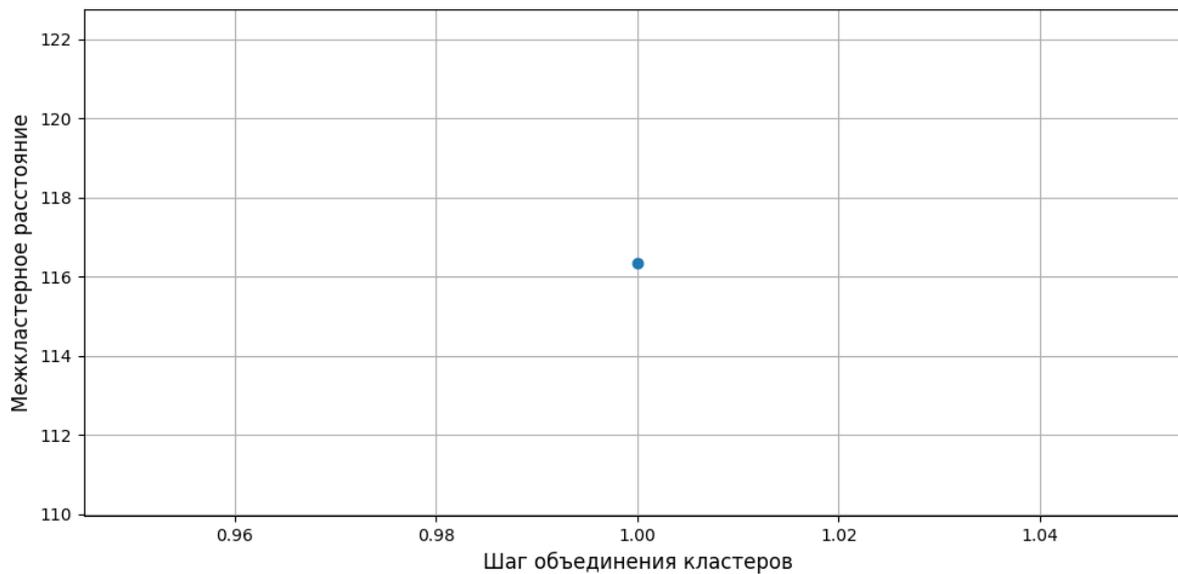


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ
(С*) Персональная интеллектуальная on-line среда "Эйдос"
Приложение: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
Метод кластеризации: average
Дата и время создания: 2026-02-17 19:54:03

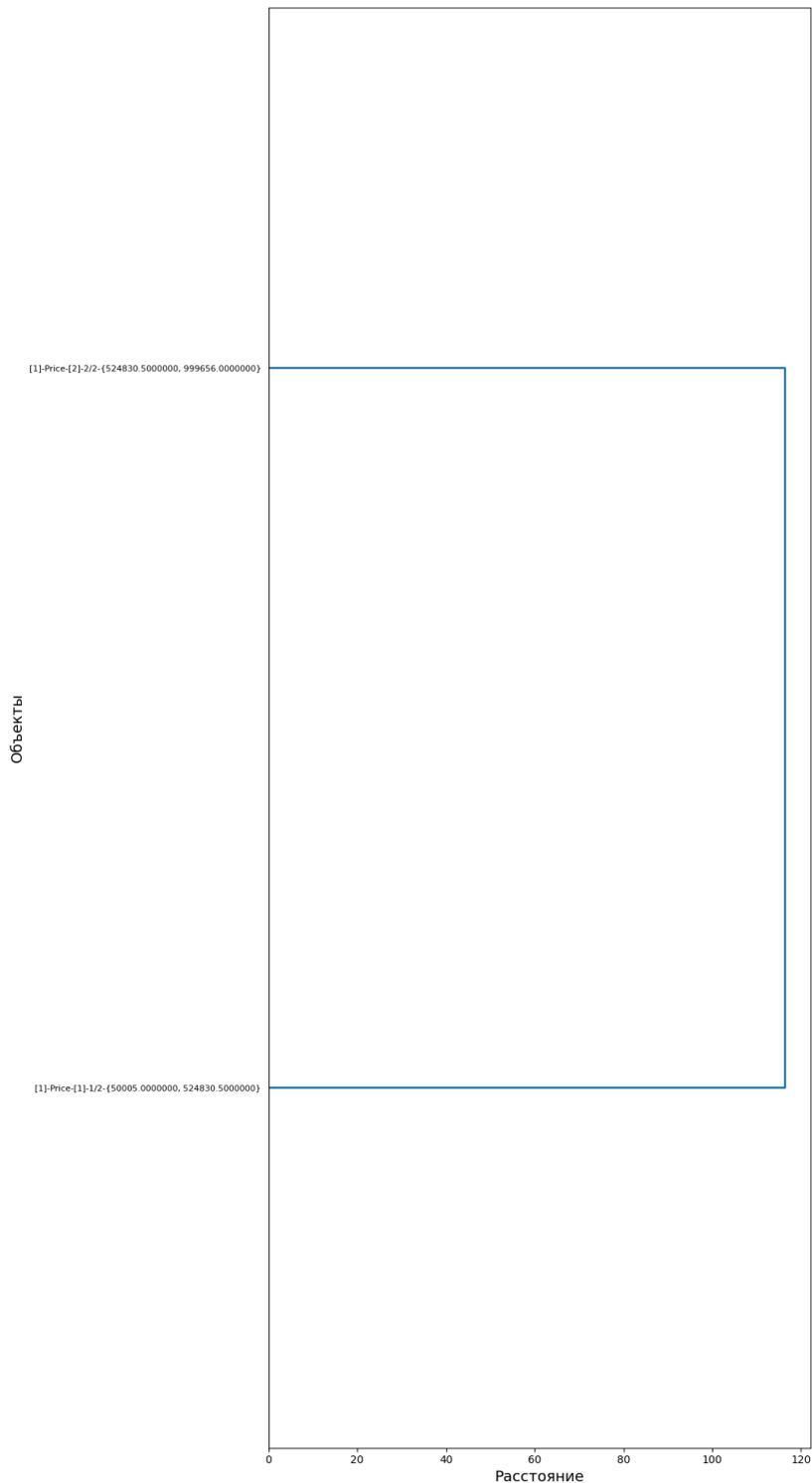


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

– круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 28);

– агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации признаков* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.3.2.3) рисунок 29);

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 30).

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

3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 27 представлены экранные формы режима 4.3.2.4, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

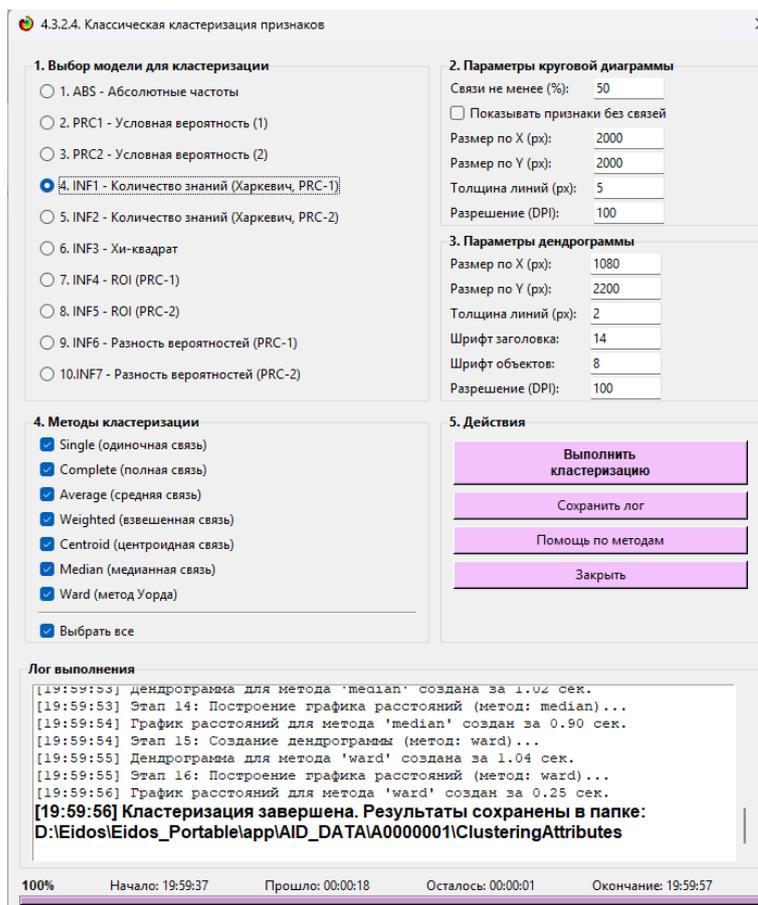


Рисунок 7. Экранные формы режима 4.3.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 15 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3 (фрагмент)

| kod_pr | [1]-Area-[1]-1/2- {501.0000000, 2750.0000000} | [1]-Area-[2]-2/2- {2750.0000000, 4999.0000000} | [2]-Bedrooms-[3]-1/2- {1.0000000, 3.0000000} |
|--|---|--|---|
| [1]-Area-[1]-1/2- {501.0000000, 2750.0000000} | 1 | -1 | -1 |
| [1]-Area-[2]-2/2- {2750.0000000, 4999.0000000} | -1 | 1 | 1 |
| [2]-Bedrooms-[3]-1/2- {1.0000000, 3.0000000} | -1 | 1 | 1 |
| [2]-Bedrooms-[4]-2/2- {3.0000000, 5.0000000} | 1 | -1 | -1 |
| [3]-Bathrooms-[5]-1/2- {1.0000000, 2.5000000} | 1 | -1 | -1 |
| [3]-Bathrooms-[6]-2/2- {2.5000000, 4.0000000} | -1 | 1 | 1 |
| [4]-Floors-[7]-1/2- {1.0000000, 2.0000000} | 1 | -1 | -1 |

| | | | |
|---|----|---|---|
| [4]-Floors-[8]-2/2- {2.0000000, 3.0000000} | -1 | 1 | 1 |
|---|----|---|---|

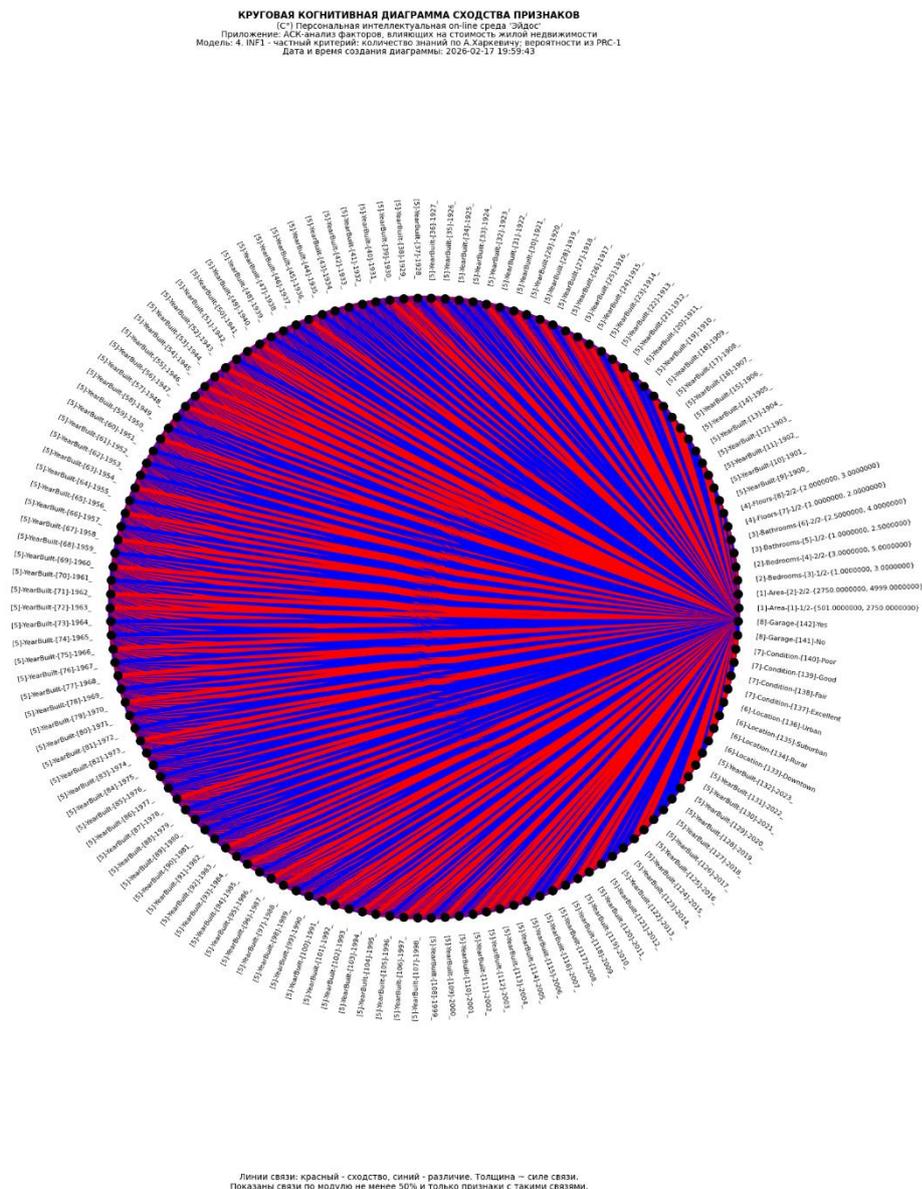


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

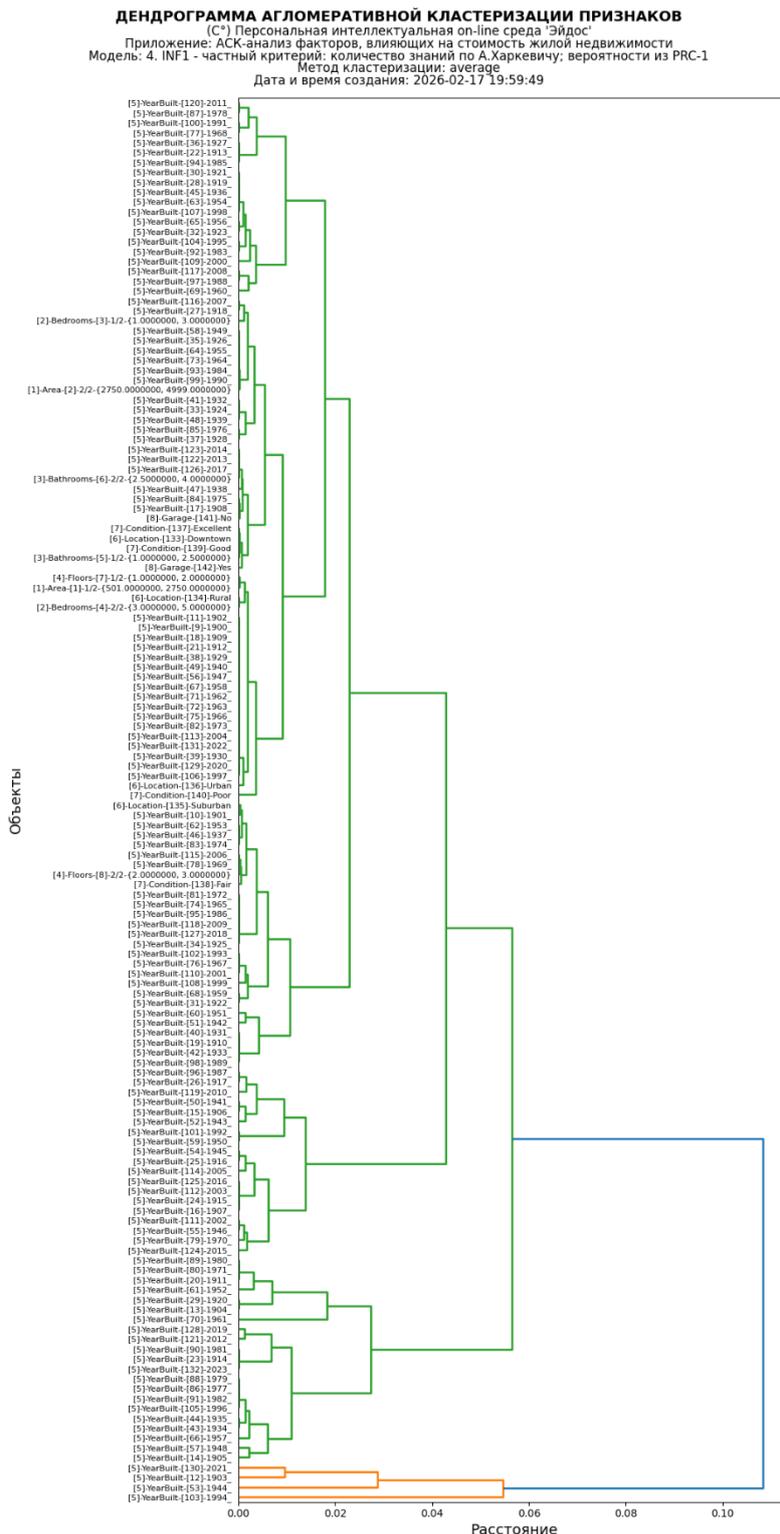


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (ПРИЗНАКИ)

Приложение: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости
 Модель: 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC-1
 Метод кластеризации: average

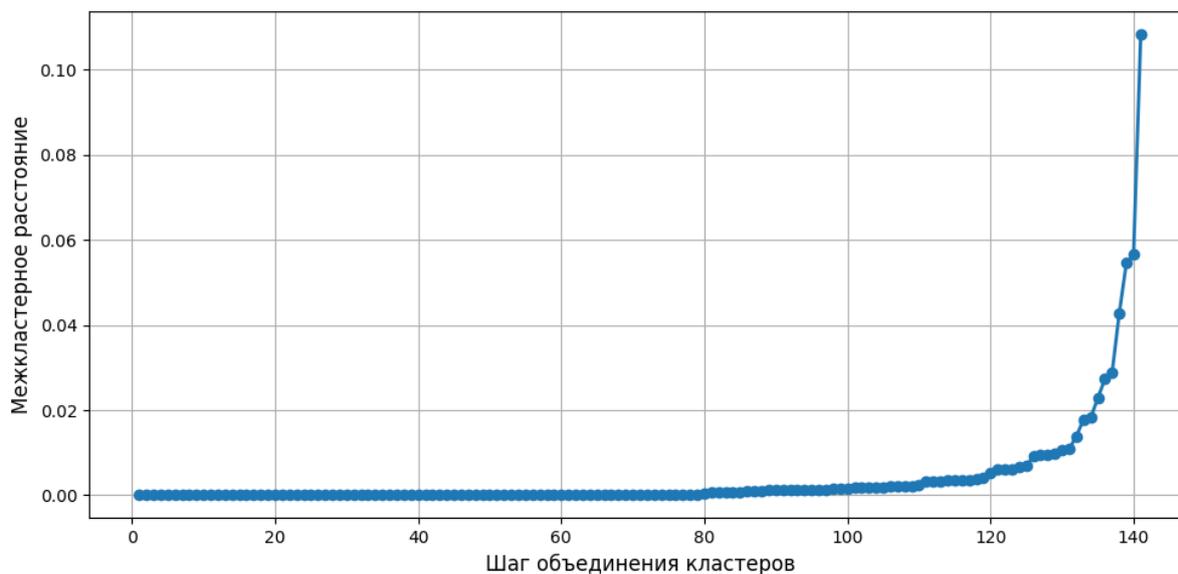


Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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 и быстроедействие системы.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [18]:

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на *теории информации* (это напоминает байесовские сети);

2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную *содержательную интерпретацию*, основанную на теории информации;

3) нейросеть является *нелокальной*, как сейчас говорят «полносвязной».

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 31). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

4.4.10. Графическое отображение нелокальных нейронов в системе «Эйдос»

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

| Код | Наименование нелокального нейрона (класса) |
|-----|--|
| 1 | [1]-PRICE-[1]-1/2-(50005.0000000, 524830.5000000) |
| 2 | [1]-PRICE-[2]-2/2-(524830.5000000, 999656.0000000) |

Подготовка визуализации нейрона: 1 "[1]-PRICE-[1]-1/2-(50005.0000000, 524830.5000000)" в модели: 4 "INF1"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

| Код | Наименование описательной шкалы и градации | Сила |
|-----|--|--------|
| 103 | [5] YearBuilt -> [103] 1994_ | 0.0602 |
| 53 | [5] YearBuilt -> [53] 1944_ | 0.0531 |
| 130 | [5] YearBuilt -> [130] 2021_ | 0.0464 |
| 12 | [5] YearBuilt -> [12] 1903_ | 0.0432 |
| 59 | [5] YearBuilt -> [59] 1950_ | 0.0342 |
| 101 | [5] YearBuilt -> [101] 1992_ | 0.0342 |
| 52 | [5] YearBuilt -> [52] 1943_ | 0.0311 |
| 50 | [5] YearBuilt -> [50] 1941_ | 0.0305 |
| 15 | [5] YearBuilt -> [15] 1906_ | 0.0305 |
| 119 | [5] YearBuilt -> [119] 2010_ | 0.0294 |
| 26 | [5] YearBuilt -> [26] 1917_ | 0.0286 |

ТОРМОЗЯЩЕЕ рецепторы и сила их влияния

| Код | Наименование описательной шкалы и градации | Сила |
|-----|--|---------|
| 70 | [5] YearBuilt -> [70] 1961_ | -0.0734 |
| 13 | [5] YearBuilt -> [13] 1904_ | -0.0605 |
| 29 | [5] YearBuilt -> [29] 1920_ | -0.0605 |
| 61 | [5] YearBuilt -> [61] 1952_ | -0.0562 |
| 80 | [5] YearBuilt -> [80] 1971_ | -0.0533 |
| 89 | [5] YearBuilt -> [89] 1980_ | -0.0533 |
| 20 | [5] YearBuilt -> [20] 1911_ | -0.0533 |
| 128 | [5] YearBuilt -> [128] 2019_ | -0.0441 |
| 121 | [5] YearBuilt -> [121] 2012_ | -0.0430 |
| 23 | [5] YearBuilt -> [23] 1914_ | -0.0374 |
| 132 | [5] YearBuilt -> [132] 2023_ | -0.0374 |

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь ABS PRC1 PRC2 **INF1** INF2 INF3 INF4 INF5 INF6 INF7

Сортировать рецепторы: по информативности по модулю информативности

Отображать рецепторы: с наименованиями только с кодами

Размер изображения: по оси X: 1920 по оси Y: 1080

Размер шрифта графической формы: Заголовок: 14 Рецепторы: 6 Легенда: 6

Размер шрифта в таблицах данной формы: 9

СТАРТ Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999 Минимальный вес, коэфф. отображаемых рецепторов: 0.000 ОДИН НЕЙРОН

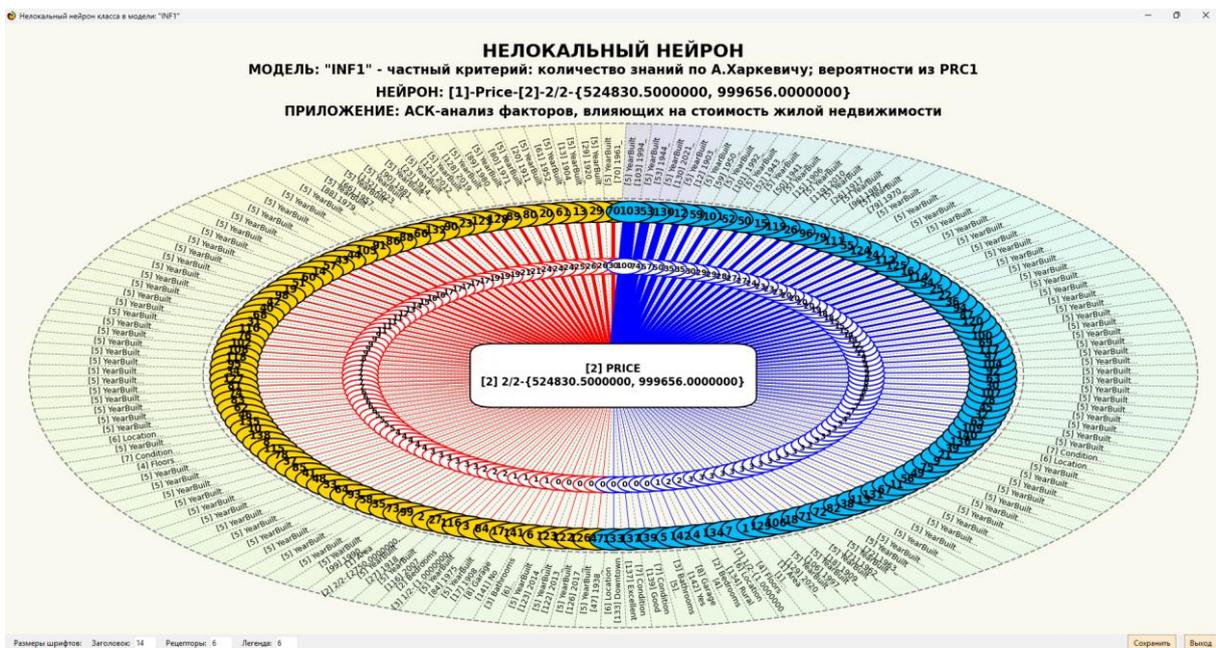
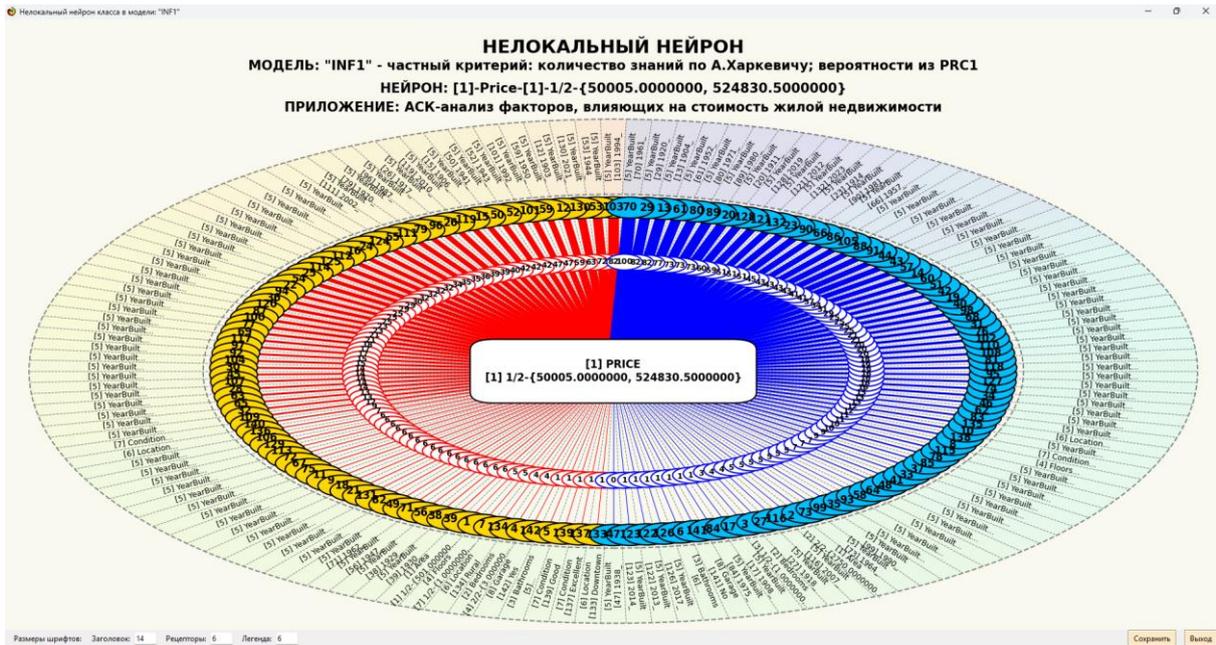


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [18].

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

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

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

3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

| Код | Наименование нелокального нейрона (класса) |
|-----|--|
| 1 | [1]-PRICE-[1]-1/2-(50005.0000000, 524830.5000000) |
| 2 | [1]-PRICE-[2]-2/2-(524830.5000000, 999656.0000000) |

Подготовка визуализации нейрона: 1 "[1]-PRICE-[1]-1/2-(50005.0000000, 524830.5000000)" в модели: "INF1"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

| Код | Наименование фактора и его значения | Сила влияния |
|-----|-------------------------------------|--------------|
| 103 | [5] YearBuilt -> [103] 1994_ | 0.0602 |
| 53 | [5] YearBuilt -> [53] 1944_ | 0.0531 |
| 130 | [5] YearBuilt -> [130] 2021_ | 0.0464 |
| 12 | [5] YearBuilt -> [12] 1903_ | 0.0432 |
| 59 | [5] YearBuilt -> [59] 1950_ | 0.0342 |
| 101 | [5] YearBuilt -> [101] 1992_ | 0.0342 |
| 52 | [5] YearBuilt -> [52] 1943_ | 0.0311 |
| 90 | [5] YearBuilt -> [90] 1941_ | 0.0305 |
| 15 | [5] YearBuilt -> [15] 1906_ | 0.0305 |
| 119 | [5] YearBuilt -> [119] 2010_ | 0.0294 |
| 26 | [5] YearBuilt -> [26] 1917_ | 0.0286 |
| 96 | [5] YearBuilt -> [96] 1987_ | 0.0286 |

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

| Код | Наименование фактора и его значения | Сила влияния |
|-----|-------------------------------------|--------------|
| 70 | [5] YearBuilt -> [70] 1961_ | -0.0734 |
| 13 | [5] YearBuilt -> [13] 1904_ | -0.0605 |
| 29 | [5] YearBuilt -> [29] 1920_ | -0.0605 |
| 61 | [5] YearBuilt -> [61] 1952_ | -0.0562 |
| 80 | [5] YearBuilt -> [80] 1971_ | -0.0533 |
| 89 | [5] YearBuilt -> [89] 1980_ | -0.0533 |
| 20 | [5] YearBuilt -> [20] 1911_ | -0.0533 |
| 128 | [5] YearBuilt -> [128] 2019_ | -0.0441 |
| 121 | [5] YearBuilt -> [121] 2012_ | -0.0430 |
| 23 | [5] YearBuilt -> [23] 1914_ | -0.0374 |
| 132 | [5] YearBuilt -> [132] 2023_ | -0.0374 |
| 90 | [5] YearBuilt -> [90] 1981_ | -0.0274 |

Параметры визуализации нейросети:

MAX нейронов: 16 Диапазон кодов нейронов: 1 2
 MAX рецепторов: 16 Диапазон кодов рецепторов: 1 142
 MAX связей: 1000 Интенсивность >= % от макс.: 0.0

Размеры: по X: 1920 по Y: 1080

Размер шрифта графической формы: Заголовок: 14 Улы: 8 Легенда: 7
 Размер шрифта в таблицах данной формы: 9

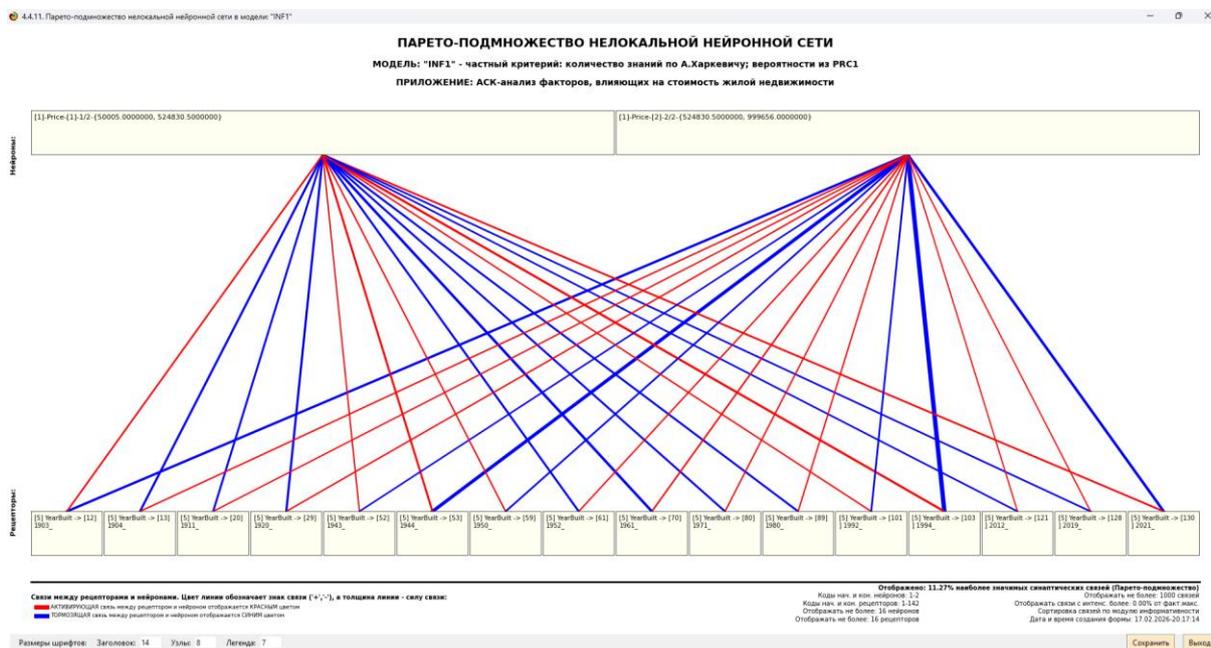


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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

3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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 [19, 20]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521¹¹. Позже об этом писалось в работе [3]¹² и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

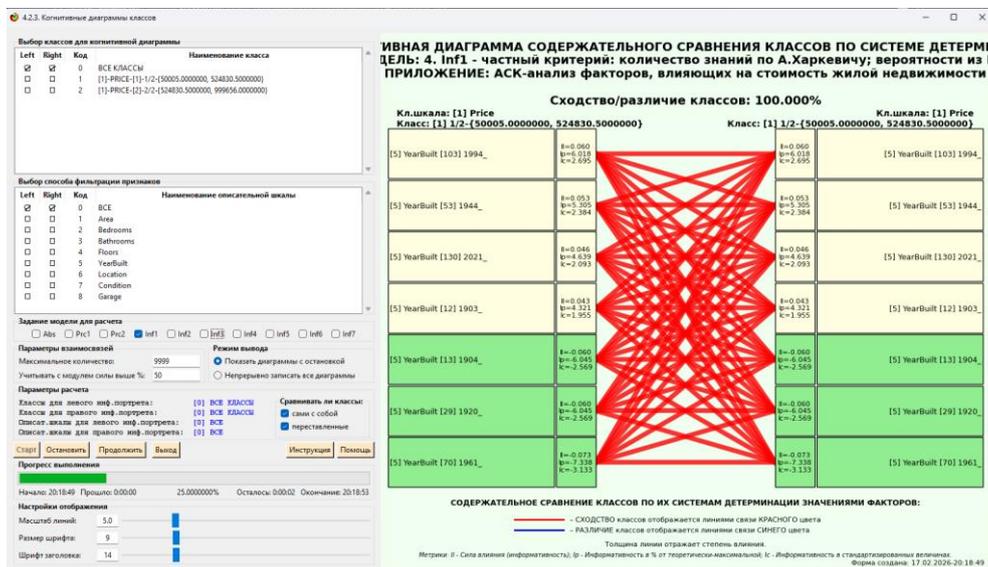
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 34. Всего системой в данной модели генерируется 100 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 10 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается $10^2=100$ подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при

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

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

желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.



**КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 4. Inf1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из Prc1
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости**

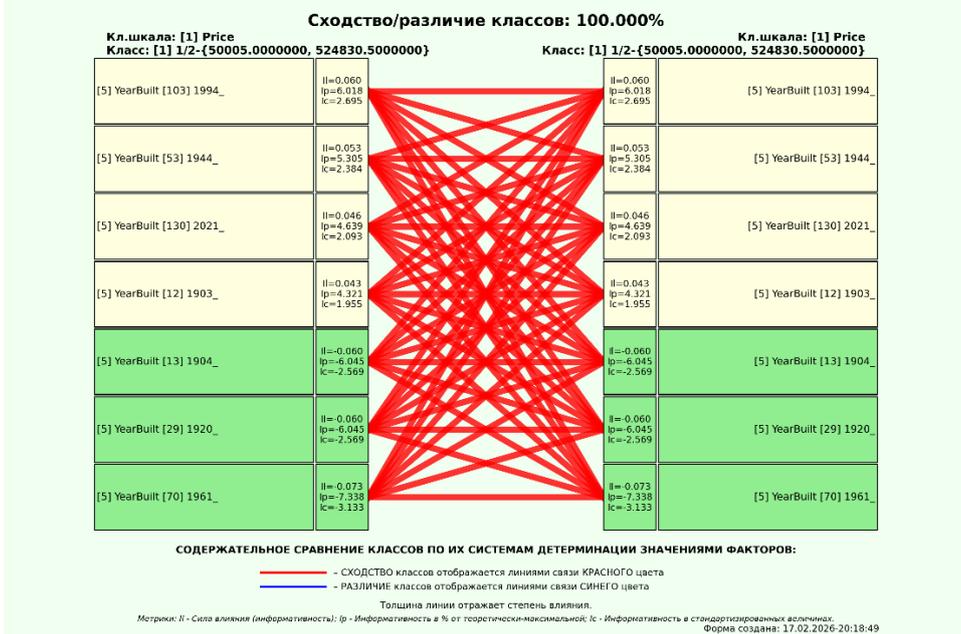


Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Из 2d-когнитивных диаграмм 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 событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

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

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

3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 35:

4.3.3. Когнитивные диаграммы содержательного смыслового сравнения признаков

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

| Left | Right | Код | Наименование признака |
|-------------------------------------|-------------------------------------|-----|---|
| <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | 0 | ВСЕ ПРИЗНАКИ |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 1 | [1]-AREA-[1]-1/2-{501.0000000, 2750.0000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 2 | [1]-AREA-[2]-2/2-{2750.0000000, 4999.0000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 3 | [2]-BEDROOMS-[3]-1/2-{1.0000000, 3.0000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 4 | [2]-BEDROOMS-[4]-2/2-{3.0000000, 5.0000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 5 | [3]-BATHROOMS-[5]-1/2-{1.0000000, 2.5000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 6 | [3]-BATHROOMS-[6]-2/2-{2.5000000, 4.0000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 7 | [4]-FLOORS-[7]-1/2-{1.0000000, 2.0000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 8 | [4]-FLOORS-[8]-2/2-{2.0000000, 3.0000000} |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 9 | [5]-YEARBUILT-[9]-1900_ |

Выбор способа фильтрации классов

| Left | Right | Код | Наименование классификационной шкалы |
|-------------------------------------|-------------------------------------|-----|--------------------------------------|
| <input checked="" type="checkbox"/> | <input checked="" type="checkbox"/> | 0 | ВСЕ |
| <input type="checkbox"/> | <input type="checkbox"/> | 1 | Price |

ВНЯЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ
частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми а
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости

Сходство/различие признаков: 100.000%

Оп.шкала: [1] Area Оп.шкала: [1] Area

Признак: [1] 1/2-{501.0000000, 2750.0000000} Признак: [1] 1/2-{501.0000000, 2750.0000000}

| | | | |
|--|-------------------------------------|--|-------------------------------------|
| [1] Price [1] 1/2-{50005.0000000, 524830.5000000} | I=-16.771 I=1677.118 K=-0.707 | [1] Price [1] 1/2-{50005.0000000, 524830.5000000} | I=-16.771 I=1677.118 K=-0.707 |
| [1] Price [2] 2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} | I=-16.771 I=1677.118 K=-0.707 | [1] Price [2] 2/2-{524830.5000000, 999656.0000000} | I=-16.771 I=1677.118 K=-0.707 |

СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

— СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
— РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: I - Сила влияния (информативности), I_р - Информативность в % от теоретически-максимальной, K - Информативность в стандартизированных величинах
 Форма создана: 17.02.2026.20.26.52

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости

Сходство/различие признаков: 100.000%



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

- СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: I - Сила влияния (информативности); S - Информативность в % от теоретически максимальной; K - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 17.02.2026 20:26:52

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости

Сходство/различие признаков: -100.000%



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

- СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: I - Сила влияния (информативности); S - Информативность в % от теоретически максимальной; K - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 17.02.2026 20:27:26

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

- СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); р - Информативность и % от порога некой максималности; К - Информативность и стандартизированный величина; Форма создана: 17.02.2026 20:27:37

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

- СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); р - Информативность и % от порога некой максималности; К - Информативность и стандартизированный величина; Форма создана: 17.02.2026 20:27:38

Рисунок 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF3

3.8.9. Когнитивные функции

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [3, 22, 23].

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

Когнитивные функции являются одним из наиболее мощных и наглядных средств когнитивной графики, имеющихся в системе «Эйдос», позволяющих отобразить силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в каждое из будущих состояний, соответствующих классам.

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). 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 [17, 23, 24]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [24].

3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). Количество когнитивных функций равно количеству сочетаний описательных и классификационных шкал. В модели, рассматриваемой в данной работе, есть 4 описательных шкалы и 1 классификационная, поэтому получается 4 когнитивных функции:

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

Задать модели для генерации:

Статистические базы:

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

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, равности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2
- 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC-1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC-2

Задать виды когнитивных функций:

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

Задать дополнительные параметры:

- Соединить ли точки с максимальным количеством информации линией БЕЛОГО цвета?
- Соединить ли точки с минимальным количеством информации линией ЧЕРНОГО цвета?
- Добавить в когнитивные функции координатную сетку

Метод сглаживания линий

Слайны Акимы (по умолчанию) Составные слайны Безье Без сглаживания (ломаная)

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

Задать количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задать паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

Задать размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

Задать яркость цветовой палитры (0.5-2.0):

20:33:12: Визуализация '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета' заняла 0.67 сек.

Результаты сохранены в папке:
D:\Bidos\Bidos_Portable\app\AID_DATA\A0000001\CognitiveFunctions

Начало: 20:33:03 Прошло: 0:00:08 100.0000000% Осталось: 0:00:01 Окончание: 20:33:12

Визуализация когнитивных функций: Питон Дельфи

Предпросмотр

Классификационная шкала: [1]-Prise

Описательная шкала: [7]-Condition

ИНФ1-1-7-plot_smoothed_colored_contourf.jpg

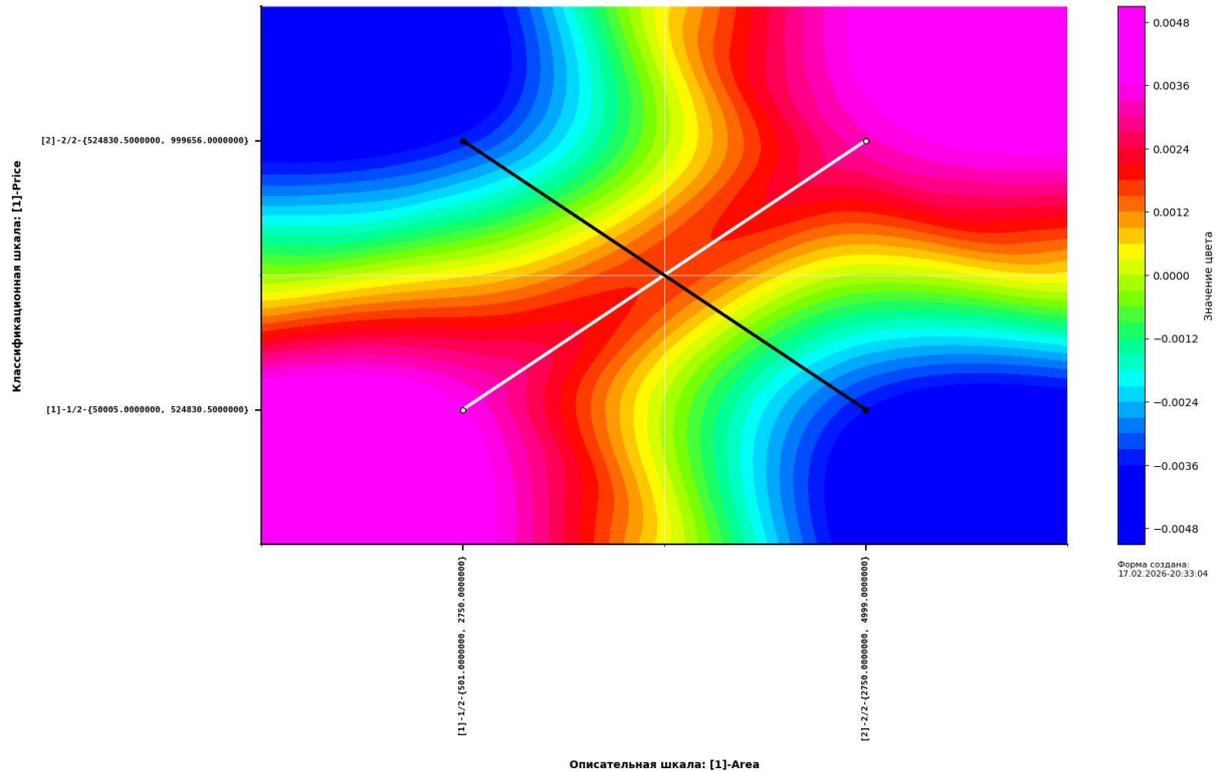
Когнитивная функция

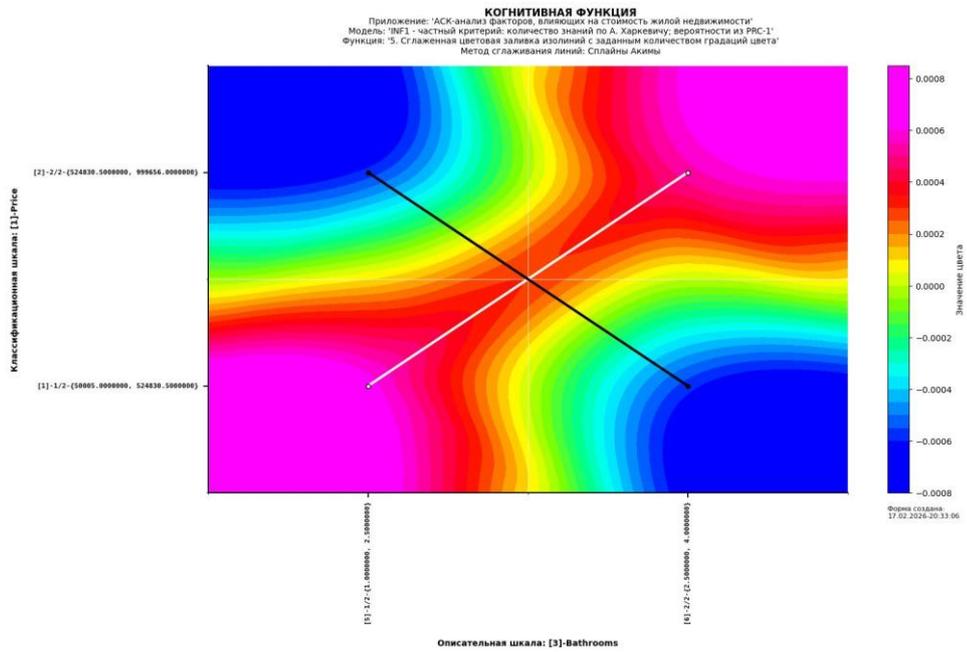
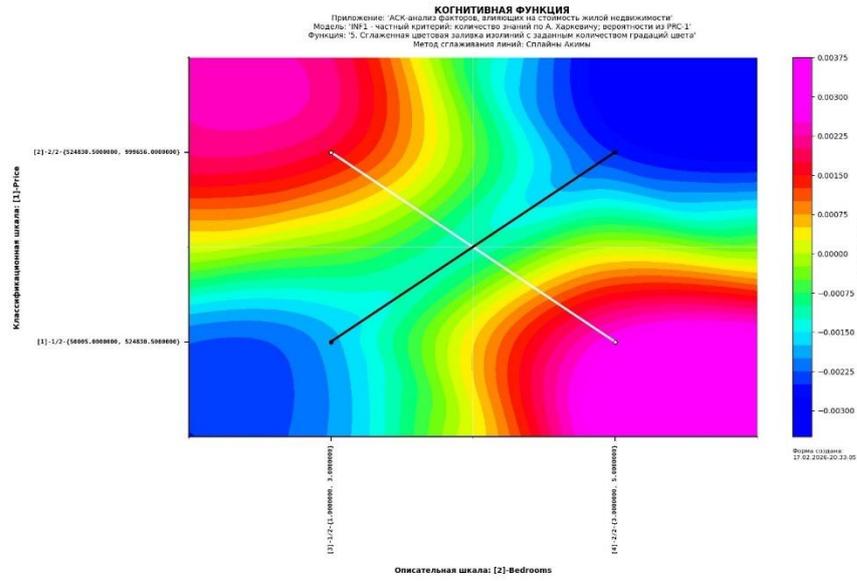
Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости'
Модель: 'INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-1'
Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
Метод сглаживания линий: Слайны Акимы

Описательная шкала: [8]-Garage

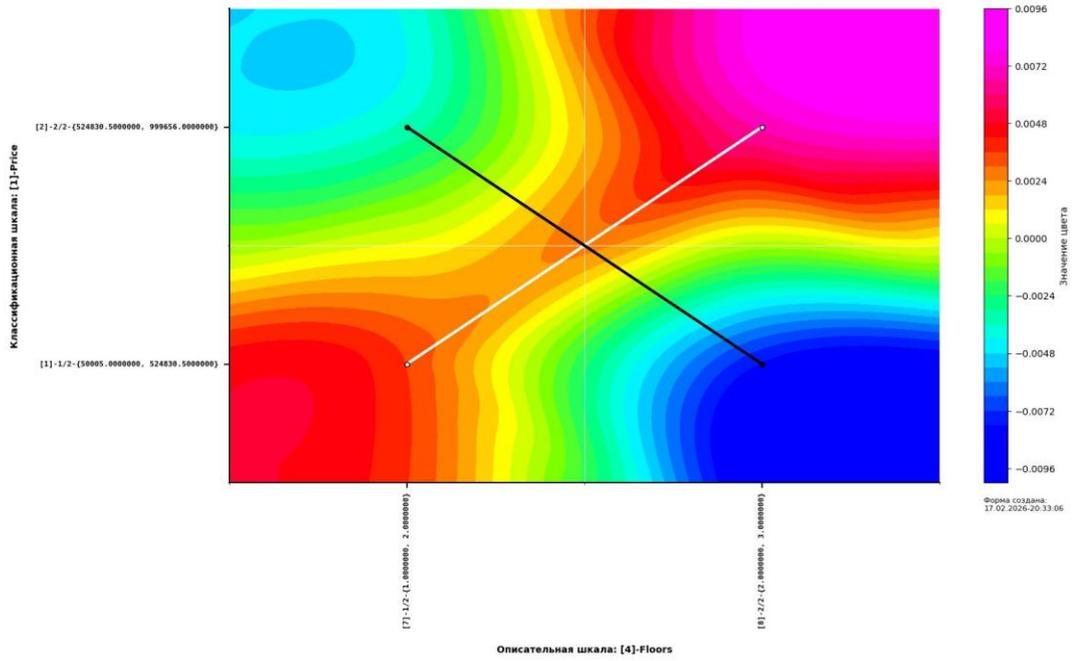
ИНФ1-1-8-plot_smoothed_colored_contourf.jpg

КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
 Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости'
 Модель: 'INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
 Метод сглаживания линий: Слайны Акимы

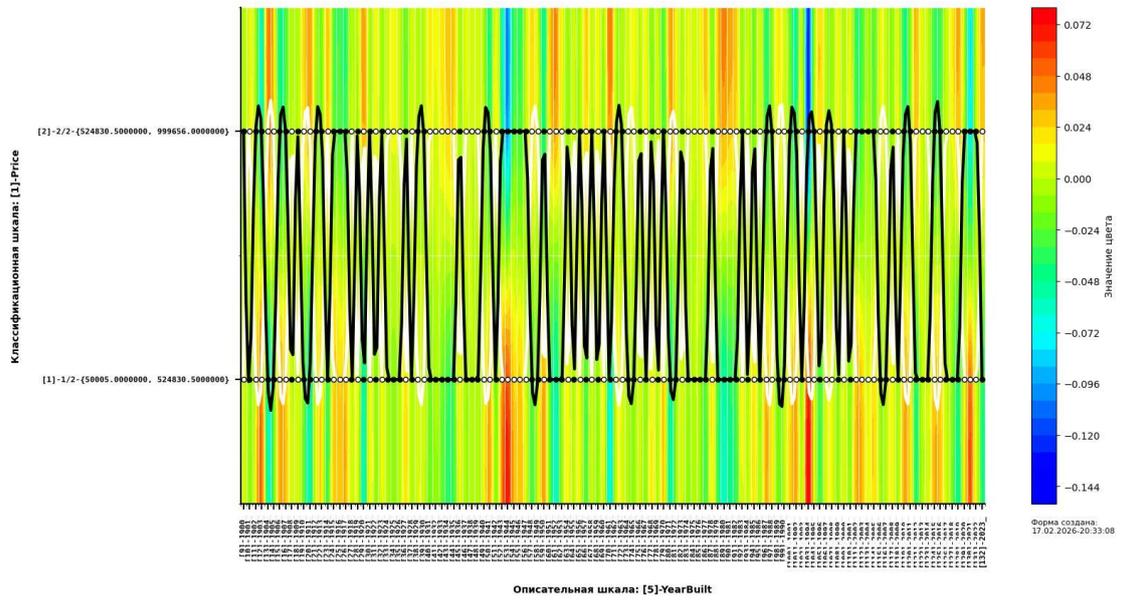




КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
 Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости'
 Модель: 'INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из РРС-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
 Метод сглаживания линий: Слайны Акимы

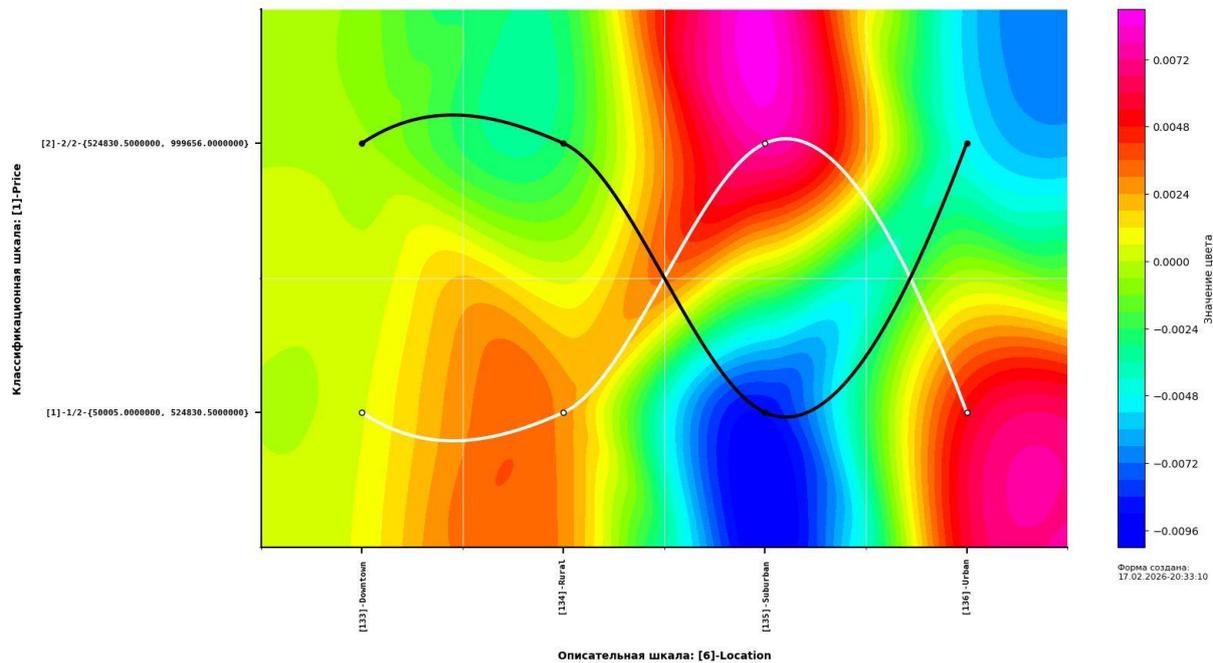


КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
 Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости'
 Модель: 'INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из РРС-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
 Метод сглаживания линий: Слайны Акимы



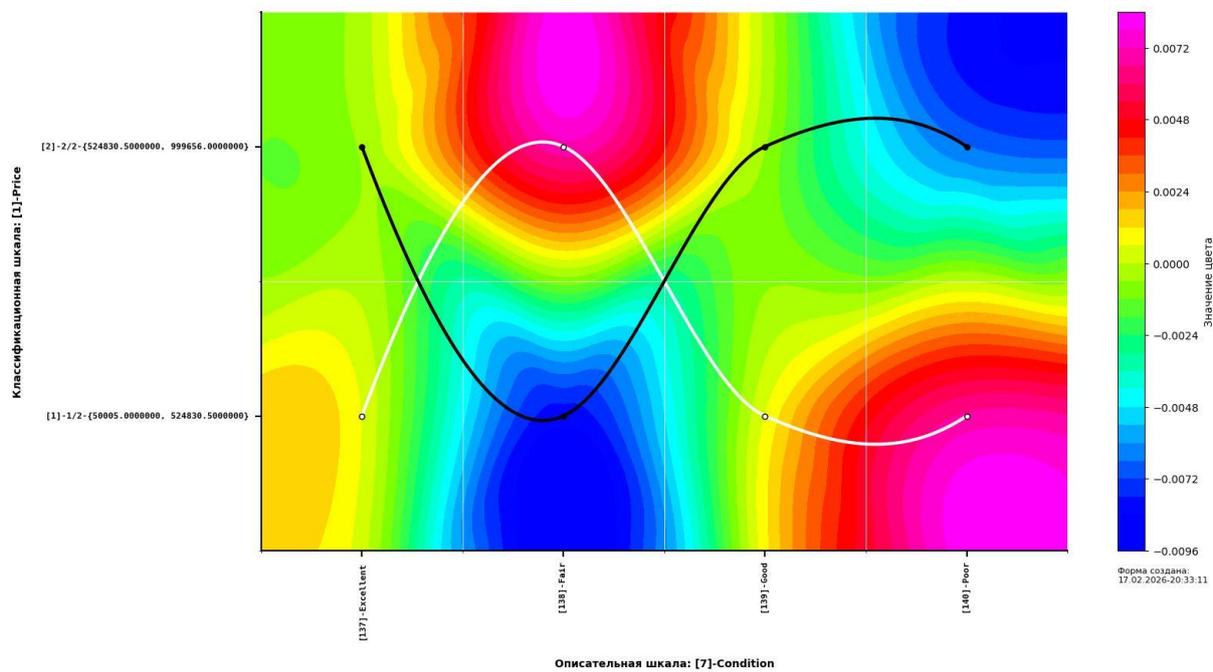
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости'
 Модель: 'INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
 Метод сглаживания линий: Слайны Акимы



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на стоимость жилой недвижимости'
 Модель: 'INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
 Метод сглаживания линий: Слайны Акимы



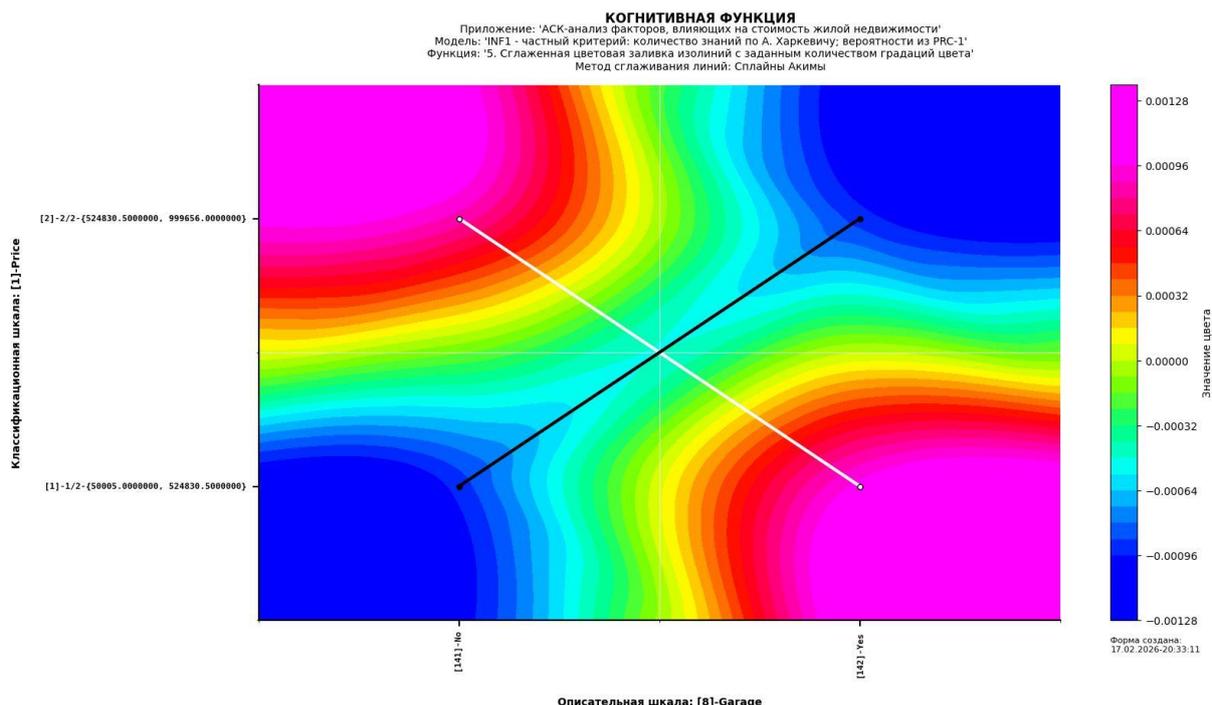


Рисунок 36. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF1

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [24].

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В АСК-анализе все факторы рассматриваются с одной единственной точки зрения: сколько информации содержится в их значениях о переходе объекта моделирования и управления, на который они действуют, в определенное будущее состояние, описываемое классом (градация классификационной шкалы), и при этом сила и направление влияния всех значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [6].

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf1, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос») (рисунок 37):

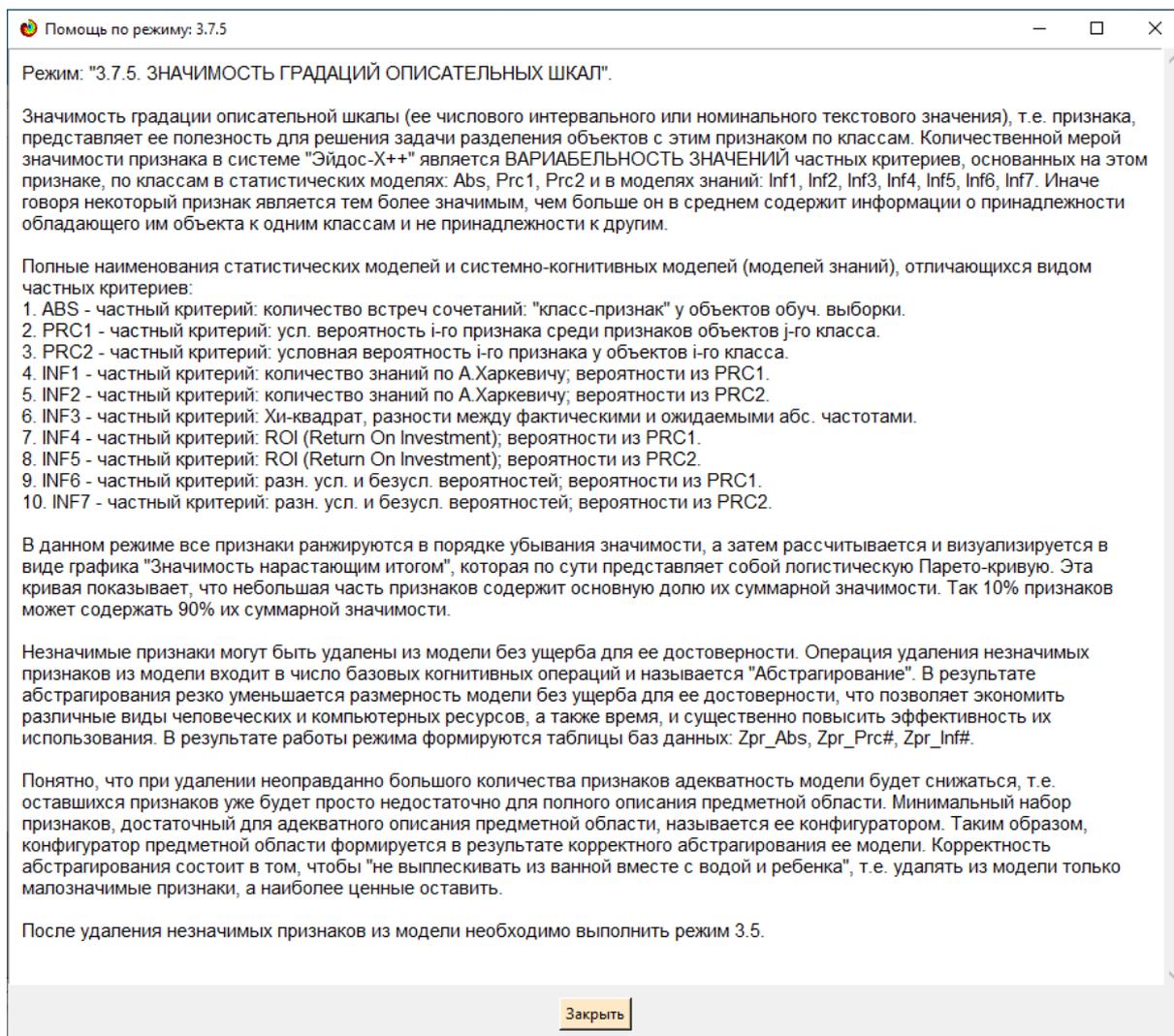


Рисунок 37. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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.

3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1:

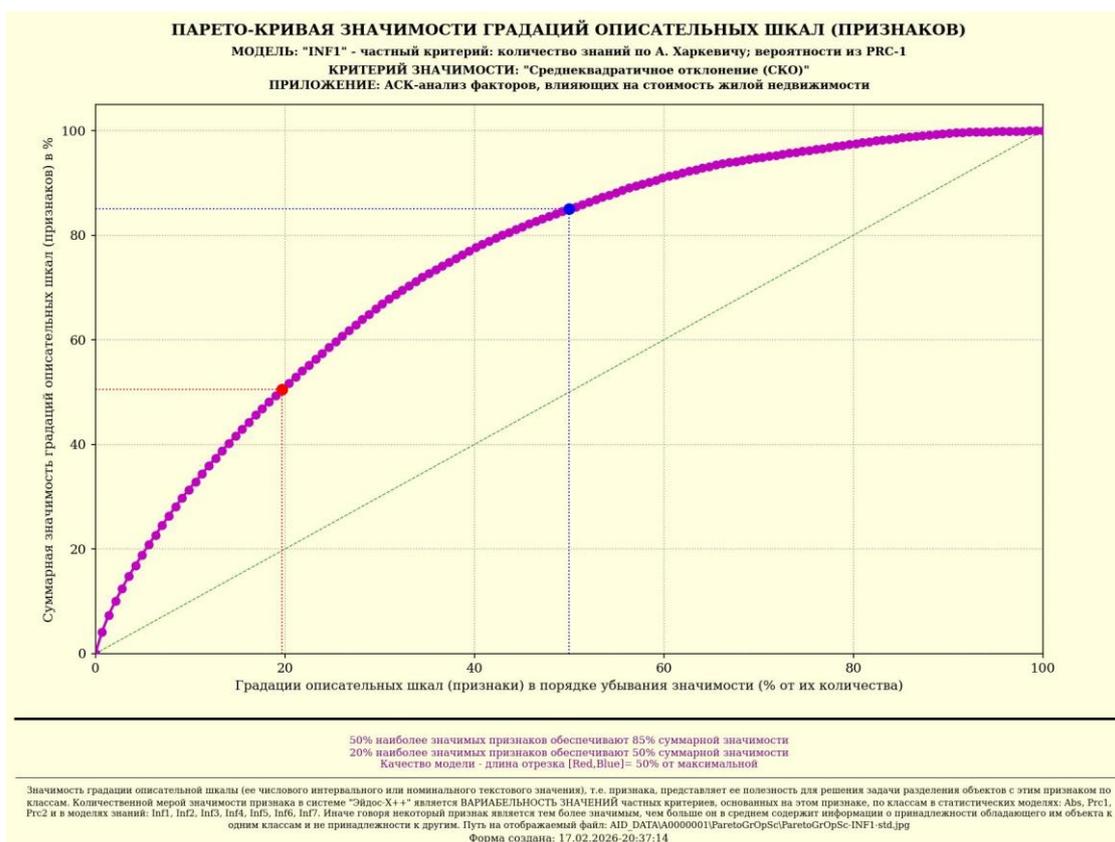


Рисунок 38. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1

Из рисунка 38 видно, что 50% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 85% суммарного влияния. На рисунке 39 система «Эйдос» привела рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей. Кроме того на этом рисунке приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях.

В таблице 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 38. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

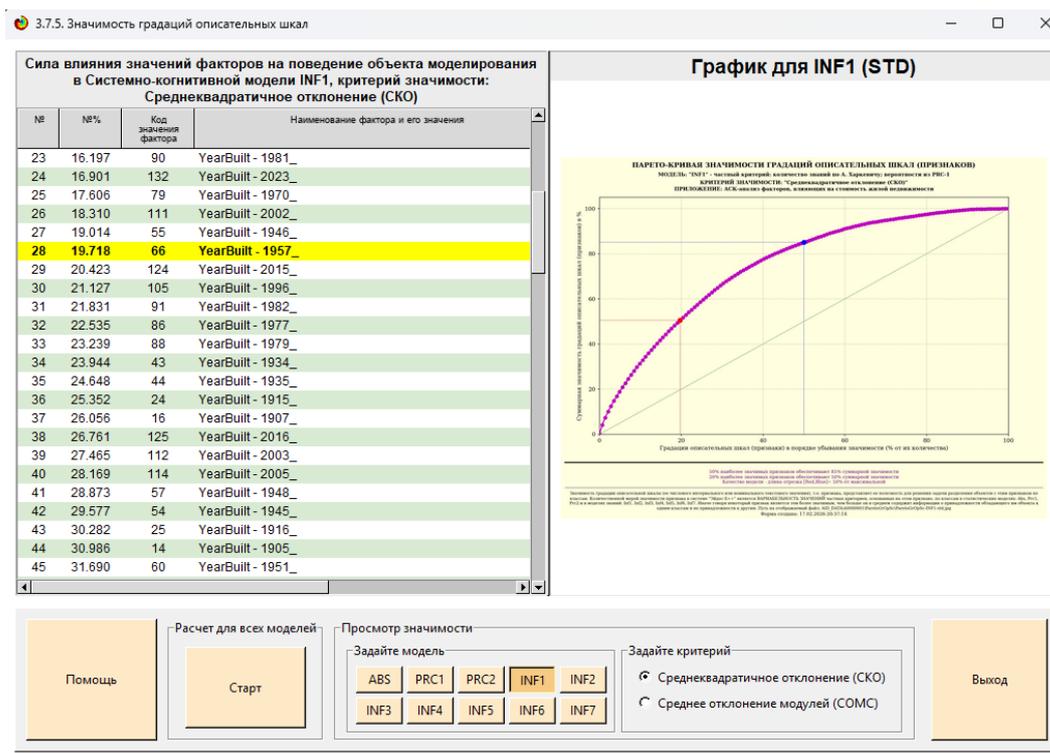


Рисунок 39. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей

Таблица 16 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1 (фрагмент)

| num | num_prc | kod_atr | name_atr | kod_opsc | znach_atr | zn_atrnit | znach_prc | zn_prcnit |
|-----|----------|---------|-------------------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | 0,704225 | 103 | YearBuilt - 1994_ | 5 | 0,137123 | 0,137123 | 4,1552 | 4,1552 |
| 2 | 1,408451 | 53 | YearBuilt - 1944_ | 5 | 0,107501 | 0,244625 | 3,257574 | 7,412774 |
| 3 | 2,112676 | 130 | YearBuilt - 2021_ | 5 | 0,086484 | 0,331109 | 2,620698 | 10,03347 |
| 4 | 2,816901 | 70 | YearBuilt - 1961_ | 5 | 0,079886 | 0,410995 | 2,420756 | 12,45423 |
| 5 | 3,521127 | 12 | YearBuilt - 1903_ | 5 | 0,077879 | 0,488874 | 2,359948 | 14,81418 |
| 6 | 4,225352 | 13 | YearBuilt - 1904_ | 5 | 0,067682 | 0,556556 | 2,050929 | 16,86511 |
| 7 | 4,929577 | 29 | YearBuilt - 1920_ | 5 | 0,067682 | 0,624237 | 2,050929 | 18,91603 |
| 8 | 5,633803 | 61 | YearBuilt - 1952_ | 5 | 0,063584 | 0,687821 | 1,926757 | 20,84279 |

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\

В таблице 17 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF3.

Таблица 17 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF1

| num | num_prc | kod_atr | name_atr | kod_opsc | znach_atr | zn_atrnit | znach_prc | zn_prcnit | num | num_prc |
|-----|----------|---------|-------------------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|----------|
| 1 | 0,704225 | 103 | YearBuilt - 1994_ | 5 | 0,096961 | 0,096961 | 4,1552 | 4,1552 | 1 | 0,704225 |
| 2 | 1,408451 | 53 | YearBuilt | 5 | 0,076015 | 0,172976 | 3,257574 | 7,412774 | 2 | 1,408451 |

| | | | | | | | | | | |
|---|----------|-----|----------------------|---|----------|----------|----------|----------|---|----------|
| | | | - 1944_ | | | | | | | |
| 3 | 2,112676 | 130 | YearBuilt - 2021_ | 5 | 0,061154 | 0,234129 | 2,620698 | 10,03347 | 3 | 2,112676 |
| 4 | 2,816901 | 70 | YearBuilt - 1961_ | 5 | 0,056488 | 0,290617 | 2,420756 | 12,45423 | 4 | 2,816901 |
| 5 | 3,521127 | 12 | YearBuilt - 1903_ | 5 | 0,055069 | 0,345686 | 2,359948 | 14,81418 | 5 | 3,521127 |
| 6 | 4,225352 | 13 | YearBuilt - 1904_ | 5 | 0,047858 | 0,393544 | 2,050929 | 16,86511 | 6 | 4,225352 |
| 7 | 4,929577 | 29 | YearBuilt - 1920_ | 5 | 0,047858 | 0,441403 | 2,050929 | 18,91603 | 7 | 4,929577 |

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\

Из представленной таблицы видно, что наибольшее влияние на стоимость объекта оказывают значения атрибута YearBuilt. Наиболее значимыми являются объекты, построенные в 1994 году (около 9,7% влияния), 1944 году (около 7,6%), 2021 году (около 6,1%), 1961 году (около 5,6%) и 1903 году (около 5,5%). В совокупности первые пять значений обеспечивают примерно 34,6% суммарного влияния на результат моделирования.

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

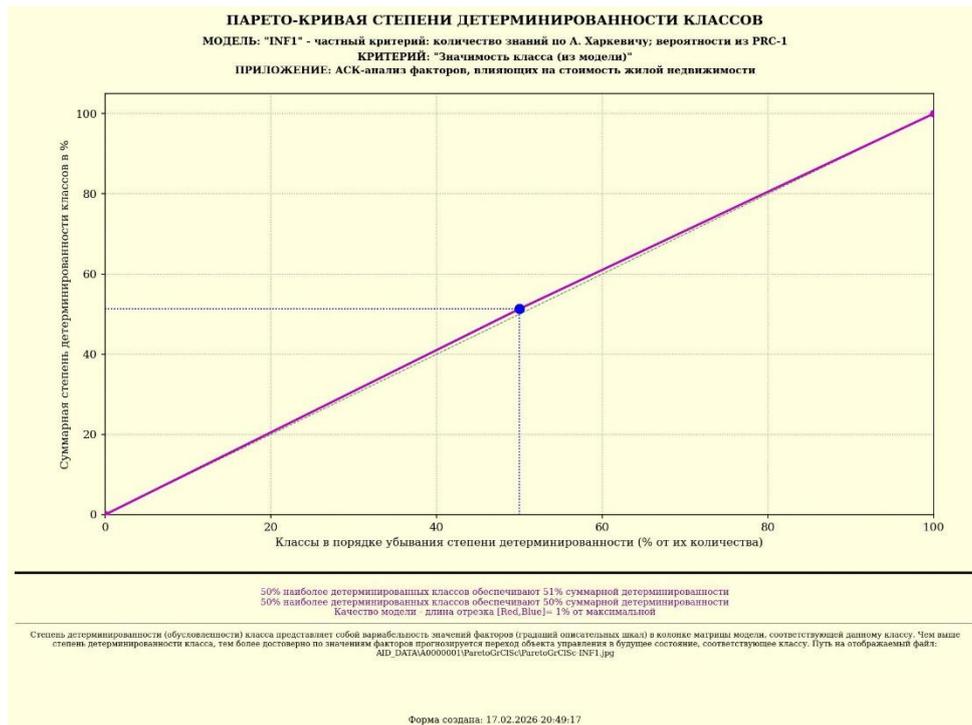
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений факторов* (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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

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

3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунках 40 приведены экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



3.7.3. Степень детерминированности классов

| Сводка по моделям (расчет завершен) | |
|-------------------------------------|--------------------------------|
| Модель | Отличие от линейной модели (%) |
| ABS | 2.03 |
| PRC1 | 0.10 |
| PRC2 | 0.10 |
| INF1 | 1.30 |
| INF2 | 1.30 |
| INF3 | 0.00 |
| INF4 | 2.13 |
| INF5 | 2.13 |
| INF6 | 2.13 |
| INF7 | 2.13 |

График для INF7

50% наиболее детерминированных классов обеспечивают 51% суммарной детерминированности
 50% наиболее детерминированных классов обеспечивают 50% суммарной детерминированности
 Качество модели: длина отрезка [Red,Blue]= 1% от максимальной

Форма создана: 17.02.2026 20:49:20

Помощь

Расчет для всех моделей

Старт

Просмотр степени детерминированности

Задайте модель

ABS

PRC1

PRC2

INF1

INF2

INF3

INF4

INF5

INF6

INF7

Выход

Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 40.

Из таблицы 18 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов стоимости жилой недвижимости имеет каждый класс. Степень обусловленности будущих состояний объекта моделирования значениями факторов отличается между классами, однако различие между ними является умеренным.

Так, класс стоимости недвижимости в диапазоне {524830,5 – 999656} обеспечивает около 51,3% суммарной степени детерминированности, тогда как класс стоимости в диапазоне {50005 – 524830,5} обеспечивает около 48,7% суммарной степени детерминированности.

Таким образом, 50% наиболее жестко детерминированных классов обеспечивают примерно 51,3% суммарной степени детерминированности, а оставшиеся 50% классов обеспечивают около 48,7% суммарной степени детерминированности. Это свидетельствует о том, что влияние факторов на формирование стоимости недвижимости распределено между классами достаточно равномерно, без резко выраженного доминирования одного класса над другим.

Таблица 18 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

| num | num_prc | kod_cls | name_cls | kod_clsc | znach_cls | zn_clsnit | znach_prc | zn_prcnit |
|-----|---------|---------|---|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| 1 | 50 | 2 | [1]-PRICE-[2]-2/2- {524830.5000000, 999656.0000000} | 1 | 0,024137 | 0,024137 | 51,29751 | 51,29751 |
| 2 | 100 | 1 | [1]-PRICE-[1]-1/2- {50005.0000000, 524830.5000000} | 1 | 0,022916 | 0,047054 | 48,70249 | 100 |

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF1. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах, наименования которых приведены на третьем рисунке 40. Но поскольку в данном приложении одна классификационная шкала, то рейтинг шкал по силе детерминированности состоит из одной шкалы и поэтому эти таблицы здесь не приводятся.

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

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

поставленной цели — выявление и анализ факторов, влияющих на формирование рыночной стоимости жилой недвижимости. Эти результаты были получены путём применения автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа) и его программного инструментария — интеллектуальной системы «Эйдос».

Анализ полученных результатов показывает их согласованность с выводами, полученными в ряде ранее выполненных исследований в области анализа рынка недвижимости, на эмпирических данных которых они основаны. В то же время применение АСК-анализа и системы «Эйдос» существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области по сравнению с традиционными статистическими и аналитическими методами. Это позволяет рассматривать данный подход как перспективный инструмент для углублённого изучения закономерностей формирования стоимости жилья и обоснования управленческих решений. В связи с этим имеются все основания рекомендовать использование АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших исследований в области анализа рынка недвижимости.

Основными достижениями данной работы являются:

1. Возможность корректного построения сопоставимых системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих как лингвистические, так и числовые переменные, измеряемые в различных единицах.
2. Возможность применения системно-когнитивных моделей для решения задач прогнозирования стоимости объектов недвижимости, поддержки принятия решений и исследования закономерностей функционирования рынка жилья.

В качестве перспектив дальнейших исследований можно рекомендовать существенное увеличение объёма исходных данных, расширение набора анализируемых факторов, а также увеличение количества классификационных шкал и их градаций для более детального описания возможных состояний объекта моделирования. В частности, целесообразно включить в анализ не только характеристики самих объектов недвижимости, но и социально-экономические, инфраструктурные, территориальные и природно-климатические факторы.

Также рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (площадь, этажность, число комнат, состояние), но и в стоимостном выражении (рыночная цена, инвестиционная привлекательность, потенциальная доходность).

Перспективность и практическая ценность подобных исследований для теории и практики анализа рынка недвижимости не вызывает сомнений, что подтверждается многочисленными работами в данной

области. Все заинтересованные пользователи имеют возможность самостоятельно изучить данный подход и продолжить исследования с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» на своём компьютере.

Для этого необходимо скачать систему с сайта разработчика, а затем установить соответствующее облачное Эйдос-приложение через диспетчер приложений. По различным аспектам применения данной технологии доступно большое количество обучающих видеоматериалов, позволяющих освоить методологию АСК-анализа и практическую работу с системой «Эйдос» для решения задач анализа и прогнозирования стоимости жилой недвижимости.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

Анализ результатов численного эксперимента показывает, что решение, разработанное и реализованное в системе «Эйдос», является достаточно эффективным. Это позволяет с уверенностью утверждать, что цель работы достигнута, а поставленная задача решена. В ходе исследования с использованием системы «Эйдос» были построены статистические и системно-когнитивные модели предметной области.

В процессе работы было изучено влияние характеристик объектов жилой недвижимости на уровень их рыночной стоимости. На этой основе были успешно решены задачи идентификации, классификации и анализа объектов недвижимости посредством исследования построенной модели. Полученные результаты позволили выявить значимые факторы и оценить их вклад в формирование цены жилья.

В работе также приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария — интеллектуальной системы «Эйдос», что обеспечивает методологическую основу для дальнейшего применения данного подхода в задачах анализа и прогнозирования на рынке недвижимости.

Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа для решения задач в области *когнитивной агрономии [48, 49]*.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко, Е. В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 75. – С. 321-363. – EDN OOSCAV.
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в

исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHC.

3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.

4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm

5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.

6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>

7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.

8. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.

9. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.

10. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-Х++" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.

11. Луценко, Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2021. – 288 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22981.37608. – EDN ZQLITW.

12. Орлов, А. И. Анализ данных, информации и знаний в системной нечеткой интервальной математике / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2022. – 405 с. – ISBN 978-5-907550-62-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.15688.44802. – EDN OQULUW.

13. Луценко, Е. В. Автоматизация функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе АСК-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления)1 / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 131. – С. 1-18. – DOI 10.21515/1990-4665-131-001. – EDN ZRXVFN.

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

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

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

17. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

18. Луценко, Е. В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2003. – № 1. – С. 76-88. – EDN JWXLKT.

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

20. Пойа Дьердь. Математика и правдоподобные рассуждения. // под редакцией С.А.Яновской. Пер. с английского И.А.Вайнштейна., М., Наука, 1975 — 464 с., <http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm>

21. Луценко, Е. В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка - Абельсона / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2004. – № 5. – С. 14-35. – EDN JWXMKX.

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

23. Луценко, Е. В. Системы представления и приобретения знаний / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. – ISBN 978-5-94215-415-8. – EDN UZZBLC.

24. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

25. Влияние сроков применения борной кислоты на генеративную деятельность косточковых культур / Т. Н. Дорошенко, Л. Г. Рязанова, Н. В. Захарчук, Д. В. Максимцов // Плодоводство и виноградарство Юга России. – 2016. – № 41(5). – С. 121-130. – EDN WKBFHT, <https://journalkubansad.ru/pdf/16/05/12.pdf>

26. Монографии по АСК-анализу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm# Toc128746370

27. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm# Toc128746372.

28. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm#_Toc128746371.

29. Тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm

30. Работы по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm.

31. Работы по АСК-анализу изображений: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_images.htm

32. Работы по АСК-анализу текстов: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm

33. Работы по когнитивным функциям: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

34. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

35. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm

36. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании: http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm

37. Работы по виртуальной реальности: http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm

38. Работы по когнитивной ветеринарии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm

39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm

40. Работы по тематике, связанной с АПК: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm

41. Работы по наукометрии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm

42. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm

43. Работы по разработке и применению профессиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных): http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm

44. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm

45. MVP-проект «Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК»: <http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm>

46. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

47. Ссылки на видео-занятия и проф.Е.В.Луценко в Пермском национальном университете: <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn> (2021), <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz> (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете: <https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1>

48. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPII.

49. Луценко Е.В. Системы искусственного интеллекта как системы автоматизации процесса научного познания и удвоение номенклатуры научных специальностей путем применения этих систем для исследований в различных направлениях науки / Е.В. Луценко, Н.С. Головин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2024. – №01(195). С. 74 – 111. – IDA [article ID]: 1952401009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2024/01/pdf/09.pdf>, 2,375 у.п.л.