

**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 продаж смартфонов»

Выполнил студент группы: ИТ2441 Солопанов Ярослав Андреевич

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 Солопанова Ярослава Андреевича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2441
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ продаж смартфонов»
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: 100 страниц, 40 рисунков, 18 таблиц, 49 литературных источников.

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) продаж смартфонов направлен на исследование факторов, определяющих объем реализованной продукции и их взаимосвязь с различными рыночными, продуктовыми и транзакционными характеристиками.

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа для оценки и прогнозирования уровня продаж смартфонов.

Для достижения цели требуется проанализировать методы создания обобщенных образов (классов) потребительского спроса (например, низкий, средний, высокий уровень продаж), а также решить задачи идентификации состояний рыночных показателей с применением методов принятия решений и изучения моделируемой области путем анализа когнитивной модели.

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ РИСКОВ МЕНТАЛЬНЫХ РАССТРОЙСТВ

Солопанов Ярослав Андреевич
Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Современный рынок розничной торговли в сегменте мобильных устройств сталкивается с растущей потребностью в эффективных методах анализа потребительского спроса и прогнозирования продаж. Своевременное выявление факторов, влияющих на объемы реализации смартфонов, напрямую определяет успешность коммерческой деятельности, удовлетворенность клиентов, оптимизацию товарных запасов и общую эффективность торговых предприятий. Основной задачей маркетинга и бизнес-аналитики является обеспечение максимально точного и раннего прогнозирования уровня продаж на основе анализа рыночных, продуктовых и транзакционных факторов с минимальными временными и ресурсными затратами на сбор и обработку данных.

В данной статье для анализа эмпирических данных предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример анализа продаж смартфонов. Этот пример содержит множество разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в области маркетинга и розничной торговли, для выработки практических рекомендаций по управлению ассортиментом и ценообразованием, а также для обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей между факторами рыночной среды и динамикой потребительского спроса.

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

AUTOMATED SYSTEMIC-COGNITIVE ANALYSIS OF MENTAL DISORDER RISKS

Solopanov Yaroslav Andreevich
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

The modern retail market in the mobile device segment is facing a growing need for effective methods of analyzing consumer demand and forecasting sales. Timely identification of factors affecting smartphone sales directly determines the success of commercial activities, customer satisfaction, inventory optimization and the overall efficiency of trading enterprises. The main task of marketing and business intelligence is to ensure the most accurate and early forecasting of sales based on the analysis of market, product and transactional factors with minimal time and resource costs for data collection and processing.

In this article, it is proposed to use Automated System Cognitive Analysis (ASK analysis) and its software toolkit, the intelligent Eidos system, to analyze empirical data. A detailed numerical example of smartphone sales analysis is provided. This example contains a variety of visual tabular and graphical output forms and can be used to teach the use of ASK analysis and the Eidos system for scientific research in the field of marketing and retail trade, to develop practical recommendations on assortment management and pricing, as well as to substantiate scientific provisions on the mechanisms of causal relationships between factors, market environment and consumer demand dynamics.

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

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	10
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	24
3.2.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>24</i>
3.2.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>25</i>
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....	32
3.3.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>32</i>
3.3.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>40</i>
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	45
3.4.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>45</i>
3.4.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>46</i>
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	49
3.5.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>49</i>
3.5.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>49</i>
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	50
3.6.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>50</i>
3.6.1.1. <i>Интегральный критерий «Сумма знаний».....</i>	<i>51</i>
3.6.1.2. <i>Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»</i>	<i>52</i>

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев	53
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос».....	54
3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	57
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	57
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	57
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»	58
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	59
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	59
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»	63
3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	63
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)	63
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	63
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	63
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	66
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	70
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	70
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	70
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	74
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	74
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	75
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	76
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	76
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе	77
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	78
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	78
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе	78
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	81
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	81
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе	82
3.8.9. Когнитивные функции	85

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	85
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе	85
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций	88
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	88
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе	89
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	91
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	91
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе	92
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	94
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	95
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	95

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Современный рынок розничной торговли смартфонами является динамично развивающейся сферой коммерции, в которой эффективность аналитических и прогностических методов напрямую влияет на финансовые показатели компаний, скорость оборачиваемости товаров, уровень конкурентоспособности и общую экономическую эффективность бизнеса. Основной задачей специалистов в области маркетинга и управления продажами является обеспечение максимально точного прогнозирования потребительского спроса и выявления факторов, определяющих объемы реализации мобильных устройств, с минимальными затратами ресурсов на сбор и анализ рыночных данных.

Процесс формирования потребительского спроса на смартфоны характеризуется высокой сложностью и зависит от множества факторов, среди которых: бренд и модель устройства, ценовая политика, регион продаж, каналы сбыта, сезонность, маркетинговые активности (наличие скидок и акций), а также социально-экономические характеристики целевой аудитории (уровень доходов, возрастные предпочтения, технологическая осведомленность). Кроме того, на различных рынках нередко наблюдается неравномерность спроса в зависимости от времени года, дня недели, текущих трендов и выхода новых моделей, что усложняет формирование универсальных стратегий продаж и управления товарными запасами.

Одной из ключевых проблем в данной предметной области является необходимость оперативного выявления товарных позиций с высоким потенциалом спроса и своевременного прогнозирования изменений рыночной ситуации на этапе, когда корректирующие маркетинговые воздействия наиболее эффективны. Анализ продаж включает идентификацию значимых рыночных факторов, исследование их влияния на потребительское поведение, прогнозирование объема реализации и обеспечение своевременного принятия решений по управлению ассортиментом, ценообразованию и закупкам. В условиях высокой неопределенности и многофакторности рыночной среды классические статистические методы анализа (основанные преимущественно на линейных моделях и упрощенных допущениях) оказываются недостаточно эффективными, что приводит к товарным дефицитам или затовариванию складов, снижению прибыли и потере рыночных позиций.

Для решения этих задач используются современные подходы, основанные на анализе больших данных о продажах, моделировании рыночных взаимодействий и применении методов искусственного интеллекта, таких как нейронные сети, деревья принятия решений, метод опорных векторов, а также гибридные методики (включая АСК-анализ).

Кроме того, значительную роль играют системы поддержки принятия коммерческих решений, позволяющие визуализировать связи между факторами рыночной среды и показателями продаж, анализировать структуру спроса и учитывать индивидуальные особенности различных сегментов потребителей.

Таким образом, исследуемая предметная область представляет собой совокупность процессов и факторов, связанных с идентификацией, прогнозированием и управлением потребительским спросом на смартфоны в условиях неопределённости и ограниченности ресурсов торговых предприятий. Повышение точности прогнозирования продаж позволяет уменьшить затраты на складские запасы, повысить эффективность маркетинговых кампаний, улучшить финансовые показатели компаний и обеспечить стабильное функционирование розничной сети. Исследование методов анализа продаж смартфонов является актуальным направлением, способствующим развитию аналитики рыночных процессов и цифровой трансформации розничной торговли.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – продажи смартфонов.

Предмет исследования – выявление взаимосвязи между комплексом факторов и уровнем потребительского спроса на смартфоны.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Современный рынок розничной торговли смартфонами функционирует в условиях растущей конкуренции и повышения требований к качеству обслуживания и ценовой доступности со стороны потребителей.

Основная проблема заключается в недостаточном понимании того, какие именно факторы и их сочетания вносят решающий вклад в повышение уровня потребительского спроса (переход из категории "низкий" в категорию "средний" и "высокий объем продаж"). В условиях высокой динамики рыночных процессов торговые компании, которые не уделяют внимания системному анализу факторов спроса, рискуют нести более высокие затраты на складские запасы, сталкиваться с затовариванием или дефицитом товаров и снижением финансовых показателей.

Актуальность исследования обусловлена несколькими факторами.

Во-первых, рынок смартфонов демонстрирует устойчивый рост и высокую насыщенность, что усиливает конкуренцию между брендами и торговыми сетями.

Во-вторых, усложнение потребительского поведения и появление новых моделей использования мобильных устройств порождают новые комбинации факторов, влияющих на принятие решения о покупке.

В-третьих, своевременное выявление товарных позиций с высоким потенциалом спроса и оперативное реагирование на рыночные изменения напрямую влияют на успешность коммерческой деятельности, оборачиваемость товаров и рентабельность бизнеса.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

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)

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

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

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 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

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

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

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-ml-dotnet-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»:

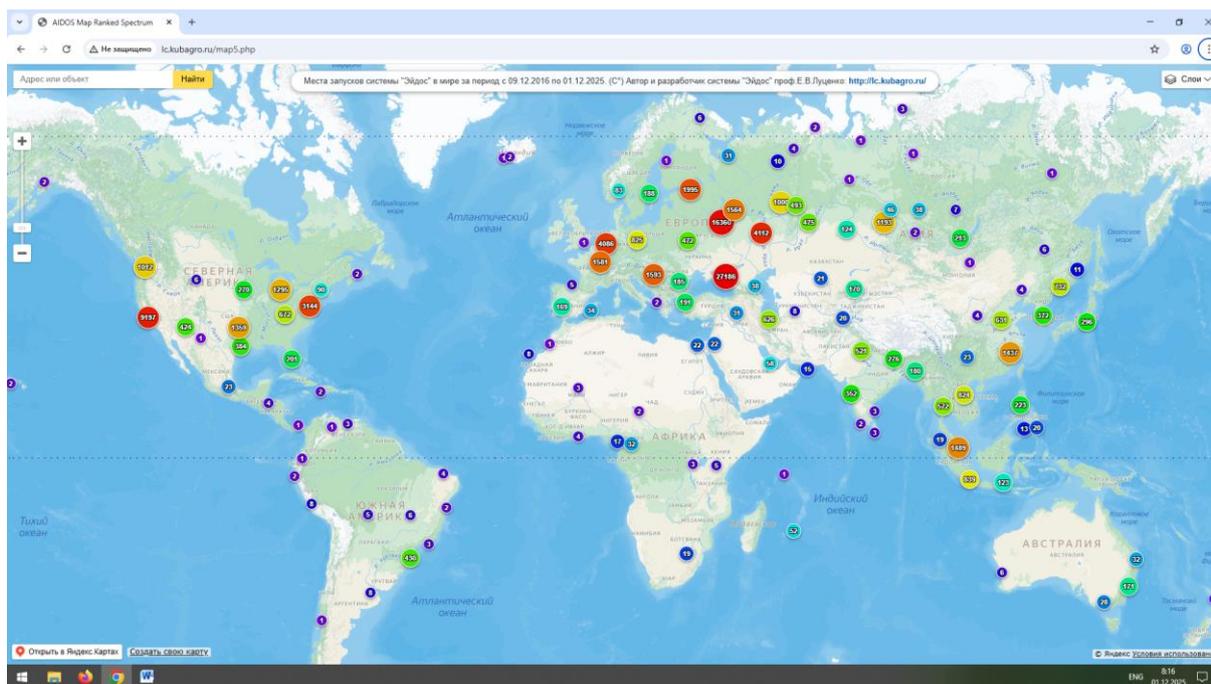
- содержит большое количество интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 392, соответственно: http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf, 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 систему, 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 видеограмма финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке [Аляска-1.9](#) + [Экспресс++](#) + библиотека для работы с Internet xB2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#). Библиотека xB2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в [базовые возможности языка программирования](#).

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: 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](#)

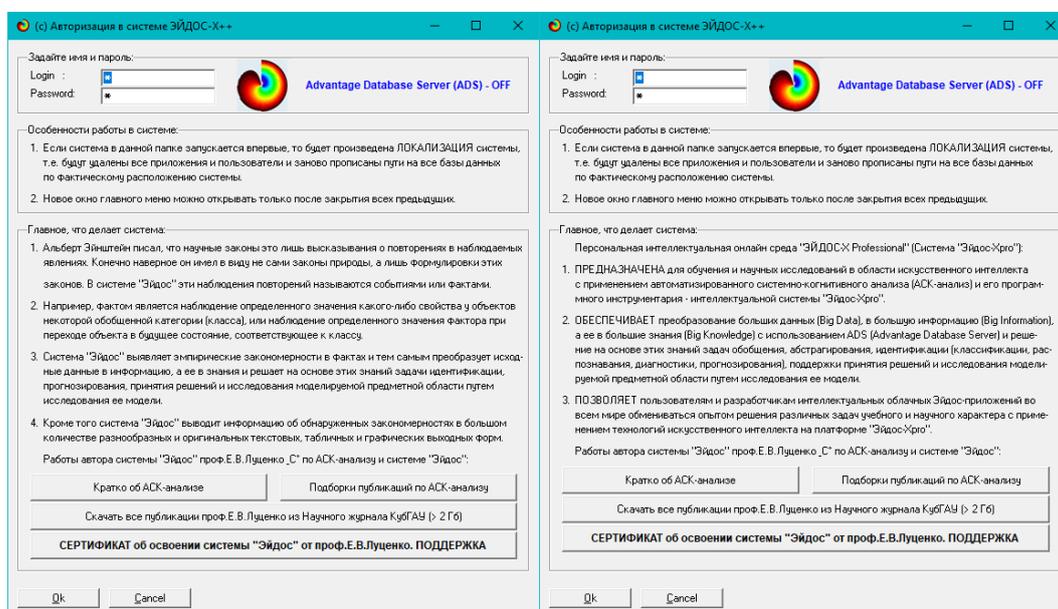
На рисунке 1 приведена титульная видеодиаграмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – титульные видеодиаграммы версии

⁷ http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf

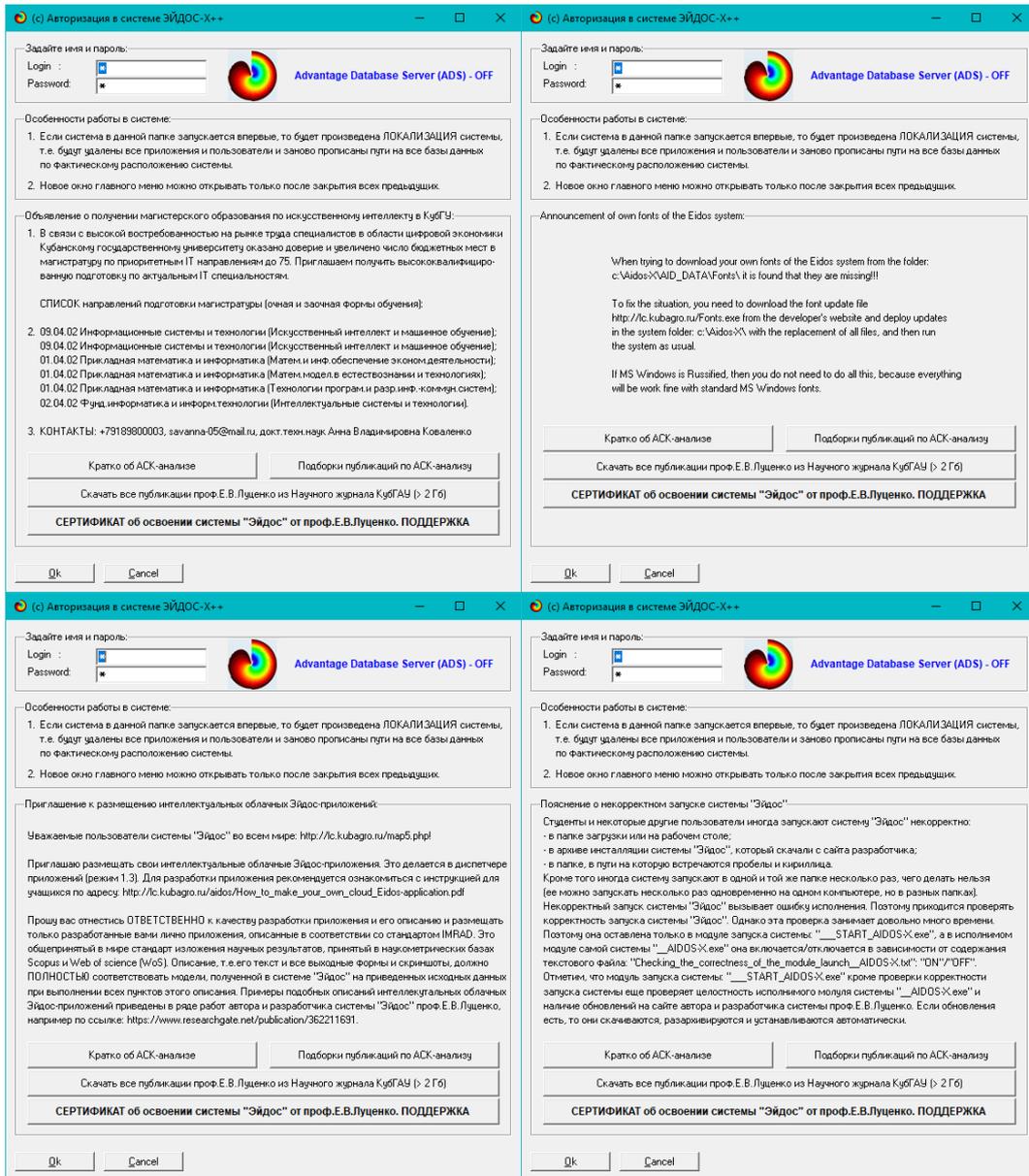
системы «Эйдос» на xBase++ (их в настоящее время 7 и они меняются по очереди при каждом запуске системы):



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



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



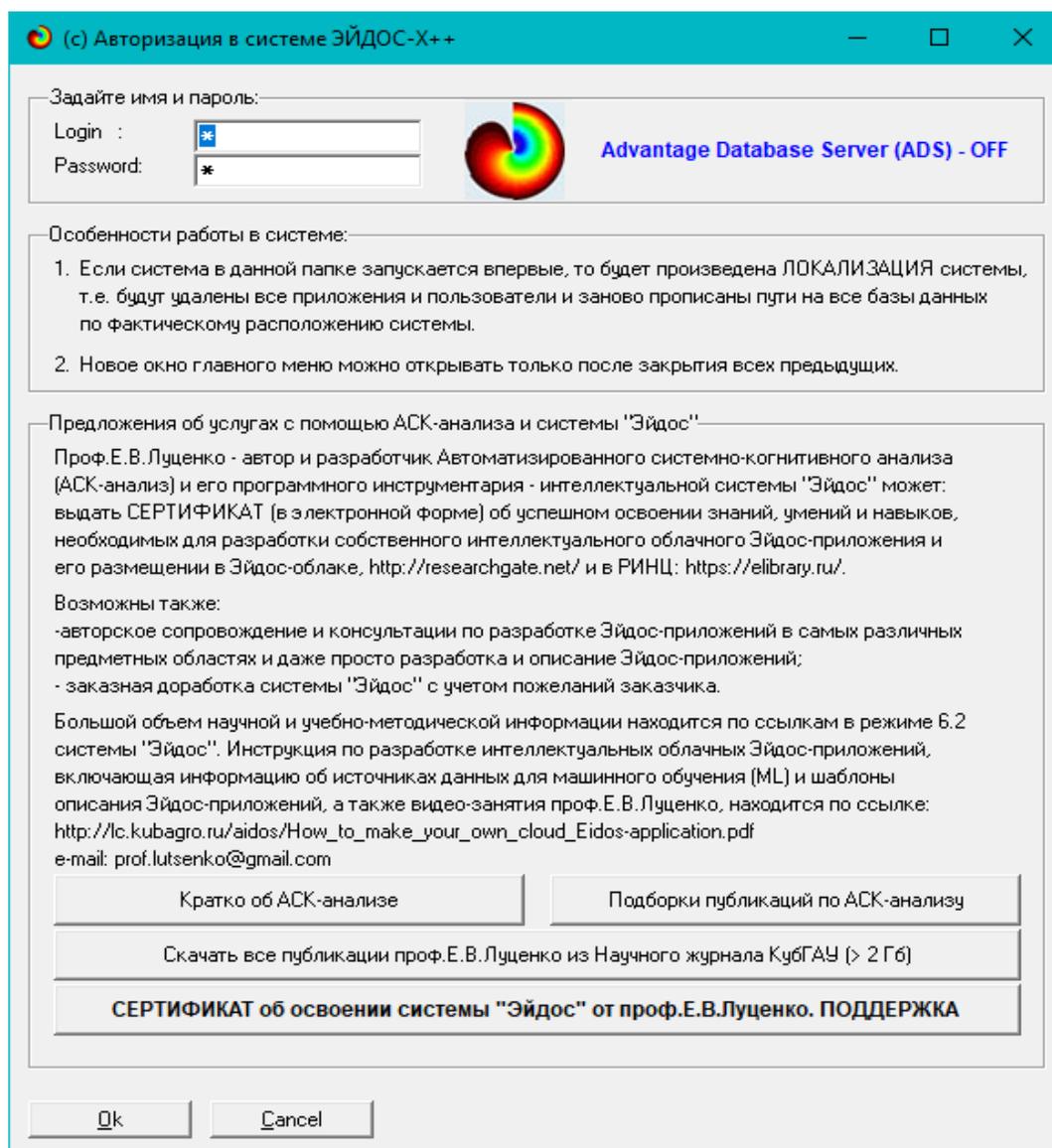


Рисунок 2. Титульные видеogramмы версии системы «Эйдос» на xBase++

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 риск возникновения ментальных расстройств.

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**

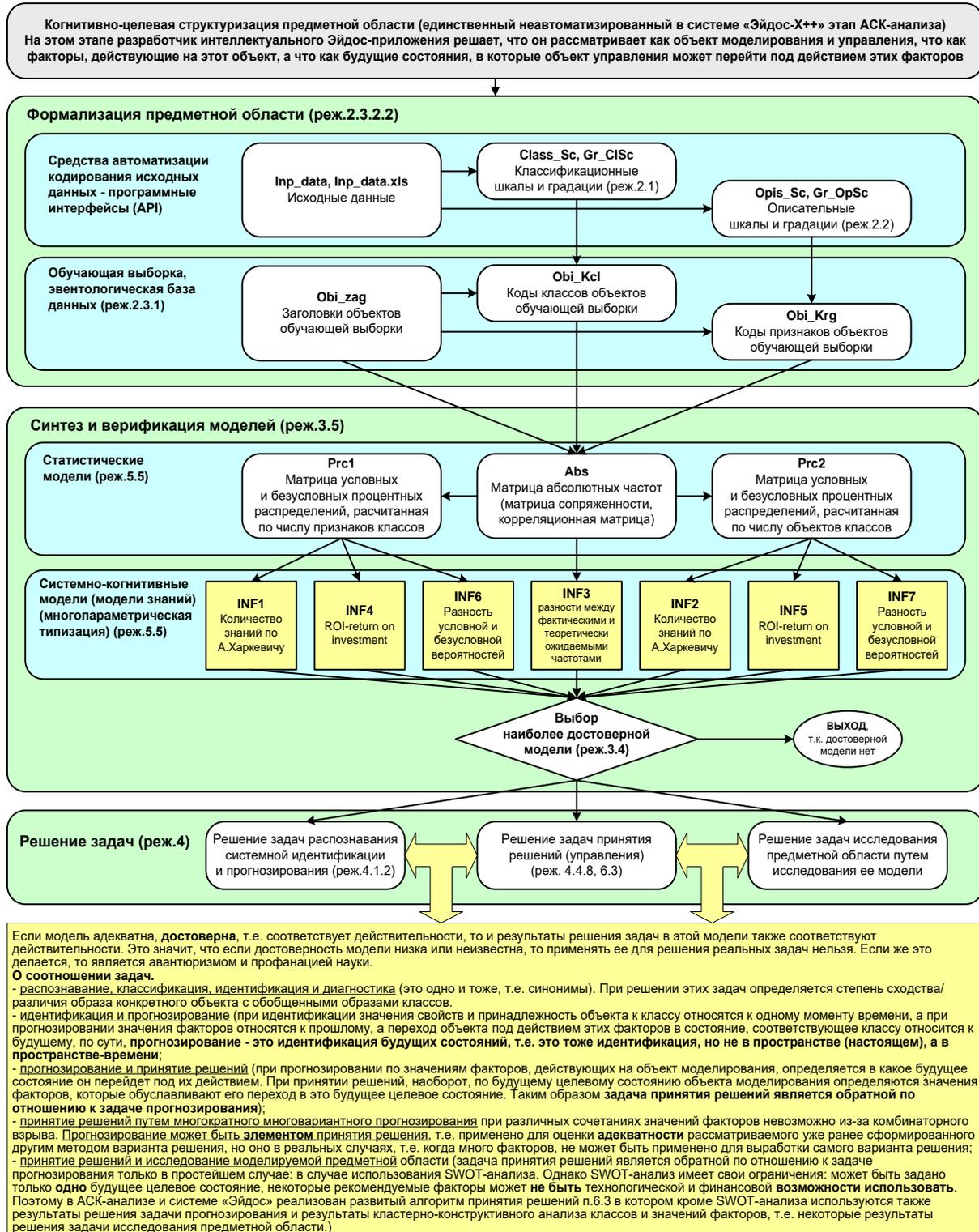


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

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/prince7489/food-delivery-route-efficiency-dataset>.

Для того, чтобы привести исходные данные в формат, понятный для системы "Эйдос" использовался Текстовый формат для всех ячеек.

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступает психосоциальный статус индивида, определяющий предрасположенность к ментальным расстройствам, в качестве *факторов*: рассматриваются демографические характеристики, показатели образа жизни, индикаторы стресса, психологические маркеры и данные медицинской истории (таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов: уровень риска ментальных расстройств (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Brand
2	Model
3	Country
4	Storage
5	Color
6	Price_USD
7	Units_Sold
8	Customer_Rating
9	Payment_Method
10	Sale_Month
11	Sale_Year

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Opis_Sc.xlsx

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Revenue_USD

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Class_Sc.xlsx

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 разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего получается

обучающая выборка. Обучающая выборка, по сути, представляет собой исходные данные, *нормализованные* с помощью классификационных и описательных шкал и градаций. Этим самым подготавливается все необходимое для выполнения следующего этапа АСК-анализа: синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

В системе «Эйдос» имеется большое количество разнообразных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему внешних данных различных типов: текстовых, табличных и графических, а также других, которые могут быть представлены в этом виде, например аудио или данные электроэнцефалограммы (ЭЦГ) или кардиограммы (ЭКГ).

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований и решения практических задач в самых различных предметных областях и направлениях науки, практически везде, где человек применяет естественный интеллект [48, 49].

3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Таблица 3 – Исходные данные по влиянию различных факторов на прибыль с продажи смартфонов

Sale_ID	Brand	Model	Country	Storage	Color	Price_USD	Units_Sold	Customer	Payment	Sale_Mon	Sale_Year	Revenue_USD
1	Realme	Realme M	UK	512GB	Gold	656	20	3.7	Installmer	11	2025	13120
2	Vivo	Vivo Modé	Australia	512GB	Blue	1013	9	3.7	Debit Card	2	2025	9117
3	Motorola	Motorola	Germany	512GB	White	1471	7	3.1	Credit Card	2	2025	10297
4	Vivo	Vivo Modé	USA	512GB	Gold	1220	19	3.6	Debit Card	6	2025	23180
5	Vivo	Vivo Modé	UAE	128GB	Silver	375	8	4.4	Online Pa	1	2025	3000
6	Xiaomi	Xiaomi M	France	128GB	Blue	1129	15	3.8	Installmer	11	2025	16935
7	Motorola	Motorola	Australia	128GB	Green	1161	20	3.2	Installmer	8	2025	23220
8	Huawei	Huawei M	India	256GB	Gold	417	12	4.2	Credit Card	2	2025	5004
9	Samsung	Samsung	Germany	128GB	Gold	495	4	3.5	Debit Card	3	2025	1980
10	Huawei	Huawei M	UK	512GB	Gold	921	2	4.8	Cash	3	2025	1842
11	Realme	Realme M	France	512GB	Green	930	3	3.3	Cash	9	2025	2790
12	Xiaomi	Xiaomi M	UAE	64GB	Silver	953	14	3.1	Cash	10	2025	13342
13	Samsung	Samsung	France	64GB	Silver	541	15	3.7	Credit Card	12	2025	8115
14	Realme	Realme M	UAE	512GB	White	476	20	4.1	Debit Card	9	2025	9520
15	Xiaomi	Xiaomi M	Australia	256GB	Blue	1084	15	3.9	Cash	6	2025	16260
16	Samsung	Samsung	Australia	256GB	Blue	985	18	3.6	Credit Card	7	2025	17730
17	Xiaomi	Xiaomi M	Australia	64GB	Green	695	4	4.8	Online Pa	5	2025	2780
18	OnePlus	OnePlus M	Canada	128GB	Gold	1072	5	4.6	Installmer	12	2025	5360
19	Oppo	Oppo Moc	Saudi Aral	512GB	White	1156	15	3.1	Online Pa	7	2025	17340

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»

Sale_ID	Brand	Model	Country	Storage	Color	Price_USD	Units_Sold	Customer	Payment	Sale_Mon	Sale_Year	Revenue_USD
1	Realme	Realme M	UK	512GB	Gold	656	20	3.7	Installme	11	2025	13120
2	Vivo	Vivo Mode	Australia	512GB	Blue	1013	9	3.7	Debit Card	2	2025	9117
3	Motorola	Motorola I	Germany	512GB	White	1471	7	3.1	Credit Card	2	2025	10297
4	Vivo	Vivo Mode	USA	512GB	Gold	1220	19	3.6	Debit Card	6	2025	23180
5	Vivo	Vivo Mode	UAE	128GB	Silver	375	8	4.4	Online Pa	1	2025	3000
6	Xiaomi	Xiaomi M	France	128GB	Blue	1129	15	3.8	Installme	11	2025	16935
7	Motorola	Motorola I	Australia	128GB	Green	1161	20	3.2	Installme	8	2025	23220
8	Huawei	Huawei M	India	256GB	Gold	417	12	4.2	Credit Card	2	2025	5004
9	Samsung	Samsung	Germany	128GB	Gold	495	4	3.5	Debit Card	3	2025	1980
10	Huawei	Huawei M	UK	512GB	Gold	921	2	4.8	Cash	3	2025	1842
11	Realme	Realme M	France	512GB	Green	930	3	3.3	Cash	9	2025	2790
12	Xiaomi	Xiaomi M	UAE	64GB	Silver	953	14	3.1	Cash	10	2025	13342
13	Samsung	Samsung	France	64GB	Silver	541	15	3.7	Credit Card	12	2025	8115
14	Realme	Realme M	UAE	512GB	White	476	20	4.1	Debit Card	9	2025	9520
15	Xiaomi	Xiaomi M	Australia	256GB	Blue	1084	15	3.9	Cash	6	2025	16260
16	Samsung	Samsung	Australia	256GB	Blue	985	18	3.6	Credit Card	7	2025	17730
17	Xiaomi	Xiaomi M	Australia	64GB	Green	695	4	4.8	Online Pa	5	2025	2780
18	OnePlus	OnePlus M	Canada	128GB	Gold	1072	5	4.6	Installme	12	2025	5360
19	Oppo	Oppo Moc	Saudi Ara	512GB	White	1156	15	3.1	Online Pa	7	2025	17340
20	Huawei	Huawei M	France	64GB	Blue	1474	10	4.4	Cash	12	2025	14740
21	Oppo	Oppo Moc	India	512GB	Black	460	14	4.8	Installme	2	2025	6440

Таблица 4 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одну продажу смартфона, всего их 500;
- каждое *наблюдение* описывается одновременно *двумя* способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические и числовые переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон в таблице 4), а с другой стороны результатами действия этих факторов, выраженными в текстовых и числовых шкалах в разных единицах измерения (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «*онтологией*» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «*фрейм-экземпляр*»;

- 1-я колонка – не является шкалой и содержит номер наблюдения или другую идентифицирующую информацию о том, откуда взято описание этого наблюдения;

- колонка 13-я – это классификационная шкала – это шкалы *текстового* и *числового* типа описывающие *результаты* действия факторов в различных единицах измерения (таблица 4). В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в *натуральном* и *стоимостном* выражении [8]: например *количество* и *качество* продукции, *прибыль* и *рентабельность*. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

- колонки с 2-й по 12-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 4). Эти шкалы

имеют числовой и текстовый тип и их градациями являются лингвистические и числовые переменные;

– при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. 2-й вариант и будет использован в данной работе.

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

Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет чрезмерно жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 4.

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

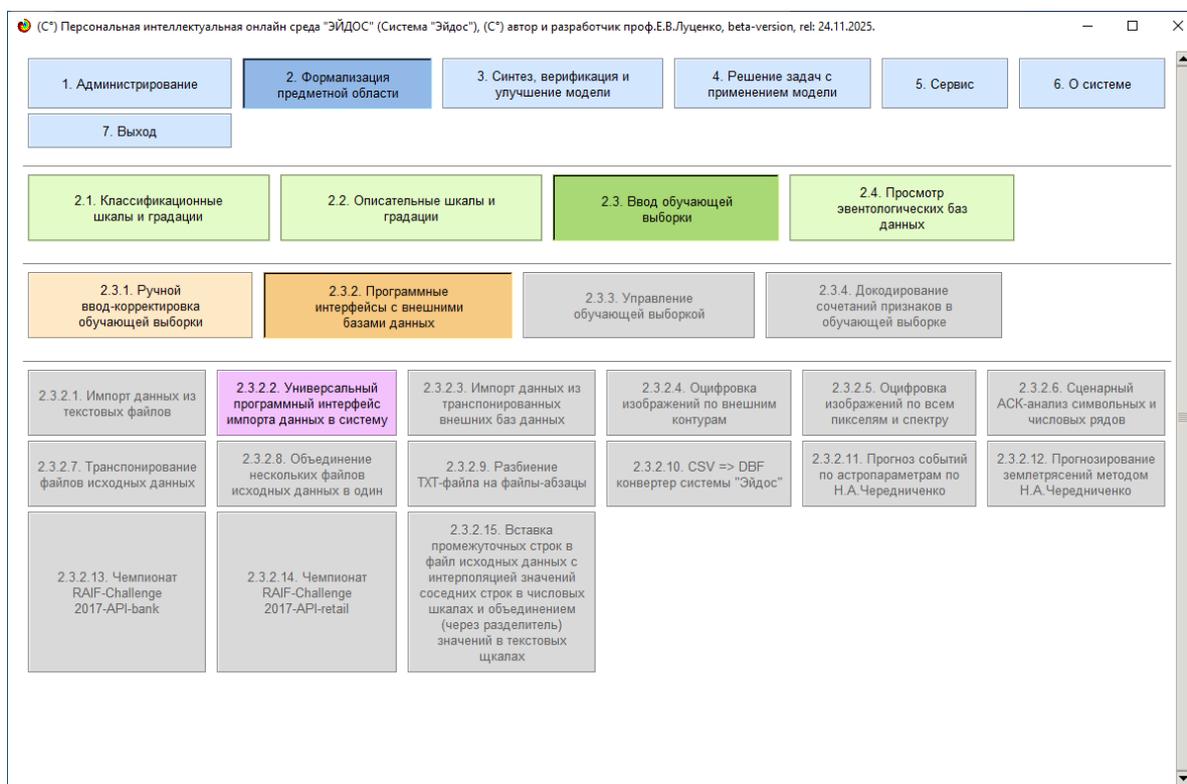


Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) новой версии системы «Эйдос», написанной на Python

2.3.2.2. Задание размерности модели (равные интервалы)

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [5 классов x 248 признаков]

Тип	Количество	Суммарное количество	Среднее количество	Количество	Суммарное	Среднее
Числовые	1	5	5.00	5	25	5.00
Текстовые	0	0	0.00	6	223	37.17
ВСЕГО:	1	5	5.00	11	248	22.55

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале: В классификационных шкалах: 5 В описательных шкалах: 5

Параметры классификационных и описательных шкал и градаций (равные интервалы)

При заданных параметрах встретилось 1 градаций с отсутствием наблюдений, в т.ч.:

- 0 в классификационных шкалах;
- 1 в описательных шкалах.

Может быть стоит подумать об уменьшении числа градаций в числовых шкалах или об использовании адаптивных числовых интервалов разного размера.

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "Revenue_USD", тип шкалы/число градаций в шкале: "Числовая"/5

- Наим.градации: 1/5-(302.0000000, 6173.6000000], факт.число наблюдений на градации: 196
- Наим.градации: 2/5-(6173.6000000, 12045.2000000], факт.число наблюдений на градации: 150
- Наим.градации: 3/5-(12045.2000000, 17916.8000000], факт.число наблюдений на градации: 96
- Наим.градации: 4/5-(17916.8000000, 23788.4000000], факт.число наблюдений на градации: 39
- Наим.градации: 5/5-(23788.4000000, 29660.0000000], факт.число наблюдений на градации: 18

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "Brand", тип шкалы/число градаций в шкале: "Текстовая"/10

- Наим.градации: Apple, факт.число наблюдений на градации: 48
- Наим.градации: Google, факт.число наблюдений на градации: 52
- Наим.градации: Huawei, факт.число наблюдений на градации: 50
- Наим.градации: Motorola, факт.число наблюдений на градации: 55
- Наим.градации: OnePlus, факт.число наблюдений на градации: 40
- Наим.градации: Oppo, факт.число наблюдений на градации: 49
- Наим.градации: Realme, факт.число наблюдений на градации: 49
- Наим.градации: Samsung, факт.число наблюдений на градации: 51
- Наим.градации: Vivo, факт.число наблюдений на градации: 58
- Наим.градации: Xiaomi, факт.число наблюдений на градации: 48

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [2], наим.: "Model", тип шкалы/число градаций в шкале: "Текстовая"/188

Пересчитать шкалы и градации Записать TXT Выйти на создание модели

Операция завершена

1/7 - Конвертация и ввод файла исходных данных	100%
2/7 - Создание нового интеллектуального приложения	100%
3/7 - Анализ файла исходных данных	100%
4/7 - Формирование классификационных шкал и градаций	100%
5/7 - Формирование описательных шкал и градаций	100%
6/7 - Кодирование обучающей выборки	100%
7/7 - Формирование базы событий	100%

Общий прогресс

Начало: 02.03.2026 07:35:44 Окончание: 02.03.2026 07:36:11
 Прошло: 00:00:27 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[07:36:03 INFO]: Сформировано 1 классификационных шкал и 5 градаций.
[07:36:03 INFO]: 5. формирование описательных шкал и градаций
[07:36:04 INFO]: Сформировано 11 описательных шкал и 244 градаций.
[07:36:05 INFO]: 6. Кодирование обучающей выборки
[07:36:09 INFO]: Таблицы obj_zag, obj_kcl, obj_kpr успешно заполнены для 500 объектов.
[07:36:10 INFO]: 7. формирование базы событий
[07:36:11 INFO]: База событий eventsko успешно заполнена. Записано 500 объектов.
[07:36:11 SUCCESS]: Операция успешно завершена.
```

Записать лог в CSV Выход

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 б 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 б 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
1	Revenue_USD 1/5-(302.0000000, 6173.6000000]
1	Revenue_USD 2/5-(6173.6000000, 12045.2000000]
1	Revenue_USD 3/5-(12045.2000000, 17916.8000000]
1	Revenue_USD 4/5-(17916.8000000, 23788.4000000]
1	Revenue_USD 5/5-(23788.4000000, 29660.0000000]

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Classes.xlsx

Таблица 6 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	Brand Apple
1	Brand Google
1	Brand Huawei
1	Brand Motorola
3	Country Australia
3	Country Canada
3	Country France
3	Country Germany
3	Country India
3	Country Pakistan
3	Country Saudi Arabia
3	Country UAE
3	Country UK
3	Country USA
4	Storage 128GB
4	Storage 256GB
4	Storage 512GB
4	Storage 64GB
5	Color Black

5	Color Blue
5	Color Gold
5	Color Green
5	Color Silver
5	Color White
6	Price_USD 1/5-(302.0000000, 541.6000000]
6	Price_USD 2/5-(541.6000000, 781.2000000]
6	Price_USD 3/5-(781.2000000, 1020.8000000]
6	Price_USD 4/5-(1020.8000000, 1260.4000000]
6	Price_USD 5/5-(1260.4000000, 1500.0000000]
7	Units_Sold 1/5-(1.0000000, 4.8000000]
7	Units_Sold 2/5-(4.8000000, 8.6000000]
7	Units_Sold 3/5-(8.6000000, 12.4000000]
7	Units_Sold 4/5-(12.4000000, 16.2000000]
7	Units_Sold 5/5-(16.2000000, 20.0000000]
8	Customer_Rating 1/5-(3.0000000, 3.4000000]
8	Customer_Rating 2/5-(3.4000000, 3.8000000]
8	Customer_Rating 3/5-(3.8000000, 4.2000000]
8	Customer_Rating 4/5-(4.2000000, 4.6000000]
8	Customer_Rating 5/5-(4.6000000, 5.0000000]
9	Payment_Method Cash
9	Payment_Method Credit Card
9	Payment_Method Debit Card
9	Payment_Method Installments
9	Payment_Method Online Payment
10	Sale_Month 1/5-(1.0000000, 3.2000000]
10	Sale_Month 2/5-(3.2000000, 5.4000000]
10	Sale_Month 3/5-(5.4000000, 7.6000000]
10	Sale_Month 4/5-(7.6000000, 9.8000000]
10	Sale_Month 5/5-(9.8000000, 12.0000000]
11	Sale_Year 1/1-(2025.0000000, 2025.0000000]

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Attributes.xlsx

Таблица 7 – Обучающая выборка (фрагмент)

kod_obj	name_obj	n13	n2	n3	n4	n5	n6	n7	n8	n9	n10	n11	n12
1	1	3	7	131	207	211	215	220	228	230	237	243	244
2	2	2	9	171	199	211	214	221	226	230	236	239	244
3	3	2	4	72	202	211	218	223	225	229	235	239	244
4	4	4	9	163	208	211	215	222	228	230	236	241	244
5	5	1	9	165	206	209	217	219	225	232	238	239	244
6	6	3	10	194	201	209	214	222	227	230	237	243	244
7	7	4	4	72	199	209	216	222	228	229	237	242	244
8	8	1	3	57	203	210	215	219	226	231	235	239	244
9	9	1	8	140	202	209	215	219	224	230	236	239	244
10	10	1	3	65	207	211	215	221	224	233	234	239	244
11	11	1	7	129	201	211	216	221	224	229	234	242	244
12	12	3	10	196	206	212	217	221	227	229	234	243	244
13	13	2	8	144	201	212	217	219	227	230	235	243	244
14	14	2	7	135	206	211	218	219	228	231	236	242	244
15	15	3	10	194	199	210	214	222	227	231	234	241	244
16	16	3	8	158	199	210	214	221	228	230	235	241	244
17	17	1	10	185	199	212	216	220	224	233	238	240	244
18	18	1	5	91	200	209	215	222	225	232	237	243	244
19	19	3	6	119	205	211	218	222	227	229	238	241	244
20	20	3	3	55	201	212	214	223	226	232	234	243	244

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\EventsKO.xlsx

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»).

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)	$N_{ij} - \text{фактическая частота,}$ $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
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.

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

Таблица 11 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы					Значимость фактора
		1	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
Значения факторов	1	<i>I₁₁</i>		<i>I_{1j}</i>		<i>I_{1W}</i>	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
	...						
	<i>i</i>	<i>I_{i1}</i>		<i>I_{ij}</i>		<i>I_{iW}</i>	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
...							
<i>M</i>	<i>I_{M1}</i>		<i>I_{Mj}</i>		<i>I_{MW}</i>	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$	
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

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

у нас получается частный критерий: «количество информации по А.Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2) или «коэффициент возврата инвестиций ROI» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

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

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. 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 (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

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 безусл. вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безусл. 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 (бутстрепный подход):

Какие объекты обуч. выборки копировать:

- Копировать всю обучающую выборку
- Копировать только текущий объект
- Копировать каждый N-й объект
- Копировать N случайных объектов
- Копировать объекты от N1 до N2 (fastest) 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 бутстрепного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 14194 байт, т.е.: 0.0006610 % от МАХ-возможного, (от 2Гб)

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

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

3.5. Синтез и верификация моделей. Процесс завершен

Подготовительные шаги

- Очистка предыдущих результатов верификации 100%
- Копирование обучающей выборки в распознаваемую 100%

Стадия синтеза модели			Стадия верификации модели		
№	Наименование модели	прогресс-бар	№	прогресс-бар	%
3	1. ABS - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ВСТРЕЧ СОЧЕТАНИЙ: "КЛАСС-ПРИЗНАК" У ОБЪЕКТОВ ОБУЧ	100%	13	100%	100%
4	2. PRC1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛ.ВЕРЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА СРЕДИ ПРИЗНАКОВ ОБЪЕКТОВ J-ГО	100%	14	100%	100%
5	3. PRC2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛОВНАЯ ВЕРЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА У ОБЪЕКТОВ J-ГО КЛАССА	100%	15	100%	100%
6	4. INF1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРЯТНОСТИ ИЗ PRC1	100%	16	100%	100%
7	5. INF2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРЯТНОСТИ ИЗ PRC2	100%	17	100%	100%
8	6. INF3 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ХИ-КВАДРАТ; РАЗНОСТИ МЕЖДУ ФАКТИЧЕСКИМИ И ОЖИДАЕМЫМИ ABS.ЧАСТОТАМИ	100%	18	100%	100%
9	7. INF4 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРЯТНОСТИ ИЗ PRC1	100%	19	100%	100%
10	8. INF5 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРЯТНОСТИ ИЗ PRC2	100%	20	100%	100%
11	9. INF6 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРЯТНОСТЕЙ; ВЕРЯТНОСТИ ИЗ PRC1	100%	21	100%	100%
12	10. INF7 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРЯТНОСТЕЙ; ВЕРЯТНОСТИ ИЗ PRC2	100%	22	100%	100%

Общий прогресс

Начало: 02.03.2026 07:47:29
 Прошло: 00:00:20
 Окончание: 02.03.2026 07:47:50
 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[07:47:49 INFO]: ШАГ 7: Измерение достоверности модели 'INF7'...
[07:47:49 INFO]: Расчет агрегированных метрик для модели 'INF7'...
[07:47:49 SUCCESS]: Агрегированные метрики для модели 'INF7' сохранены.
[07:47:49 INFO]: Накопление статистики DostRasp для модели 'INF7'...
[07:47:49 INFO]: Расчет метрик VerModClsIt для модели 'INF7' (пропущено).

[07:47:49 INFO]: финальная обработка и сортировка таблиц dost_modcls...
[07:47:49 SUCCESS]: Таблица dost_modcls finalized and sorted.

[07:47:50 INFO]: ШАГ 8: формирование итоговой БД DostRasp...
[07:47:50 INFO]: формирование итоговой таблицы DostRasp...
[07:47:50 SUCCESS]: Таблица DostRasp успешно создана.

[07:47:50 INFO]: ШАГ 10: Создание форм 'Достоверность идент. классов'...
[07:47:50 INFO]: Создание форм 'Достоверность идент. классов' (пропущено).

[07:47:50 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** (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Abs"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Revenue_USD - 115-302.0000000, 6173.6000000					Сумма	Среднее	Средн. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
		2 - Revenue_USD - 215-1200.0000000, 12945.2000000	3 - Revenue_USD - 95-12945.2000000, 17916.8000000	4 - Revenue_USD - 45-17916.8000000, 23768.4000000	5 - Revenue_USD - 25-23768.4000000, 28660.0000000	6 - Revenue_USD - 15-28660.0000000, 33551.6000000				
1	Brand - Apple	15.000	18.000	8.000	5.000	2.000	48.000	9.600	6.731	5.520
2	Brand - Google	23.000	15.000	8.000	2.000	4.000	52.000	10.400	8.620	6.880
3	Brand - Huawei	17.000	19.000	6.000	6.000	2.000	50.000	10.000	7.517	6.400
4	Brand - Motorola	26.000	11.000	13.000	3.000	2.000	55.000	11.000	9.670	6.800
5	Brand - OnePlus	13.000	11.000	11.000	2.000	3.000	40.000	8.000	5.099	4.400
6	Brand - Oppo	16.000	17.000	9.000	5.000	2.000	49.000	9.800	6.611	5.360
7	Brand - Realme	23.000	15.000	7.000	4.000		49.000	9.800	9.203	7.360
8	Brand - Samsung	20.000	14.000	12.000	5.000		51.000	10.200	7.823	6.160
9	Brand - Vivo	28.000	14.000	9.000	6.000	1.000	58.000	11.600	10.310	7.520
10	Brand - Xiaomi	16.000	16.000	13.000	1.000	2.000	48.000	9.600	7.503	6.480
11	Model - Apple Model 1			1.000			1.000	0.200	0.447	0.320
12	Model - Apple Model 10	1.000			2.000		3.000	0.600	0.894	0.720
13	Model - Apple Model 11		2.000				2.000	0.400	0.894	0.640
14	Model - Apple Model 12	1.000				1.000	2.000	0.400	0.548	0.480
15	Model - Apple Model 13	2.000	1.000	1.000	1.000		5.000	1.000	0.707	0.400
16	Model - Apple Model 14	1.000	2.000				3.000	0.600	0.894	0.720
17	Model - Apple Model 15	1.000	3.000				4.000	0.800	1.304	0.960
18	Model - Apple Model 16		1.000	1.000			2.000	0.400	0.548	0.480
19	Model - Apple Model 17		1.000				1.000	0.200	0.447	0.320
20	Model - Apple Model 18	2.000		1.000	1.000		4.000	0.800	0.837	0.640
21	Model - Apple Model 19			1.000			1.000	0.200	0.447	0.320
22	Model - Apple Model 2	1.000		2.000			3.000	0.600	0.894	0.720
23	Model - Apple Model 20	2.000				1.000	3.000	0.600	0.894	0.720
24	Model - Apple Model 3		3.000				3.000	0.600	1.342	0.960
25	Model - Apple Model 4		1.000				1.000	0.200	0.447	0.320
26	Model - Apple Model 5		1.000	1.000			2.000	0.400	0.548	0.480
27	Model - Apple Model 6	2.000			1.000		3.000	0.600	0.894	0.720
28	Model - Apple Model 7	2.000					2.000	0.400	0.894	0.640
29	Model - Apple Model 8		2.000				2.000	0.400	0.894	0.640
30	Model - Apple Model 9		1.000				1.000	0.200	0.447	0.320
31	Model - Google Model 1	1.000	1.000				2.000	0.400	0.548	0.480
32	Model - Google Model 10					1.000	1.000	0.200	0.447	0.320

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 (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Prc2"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Revenue_USD - 15-1302.0000000, 6173.6000000					2 - Revenue_USD - 12945.2000000, 12945.2000000					3 - Revenue_USD - 95-12045.2000000, 17916.8000000					4 - Revenue_USD - 45-17916.8000000, 27186.4000000					5 - Revenue_USD - 27186.4000000, 28660.0000000					Безусловные вероятности			
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	Средние	Средн. квар. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего	
1	Brand - Apple	7.614	12.000	8.333	12.821	11.111	9.600	10.376	2.289	1.922																				
2	Brand - Google	11.675	10.000	8.333	5.128	22.222	10.400	11.472	6.478	4.382																				
3	Brand - Huawei	8.629	12.667	6.250	15.385	11.111	10.000	10.808	3.536	2.695																				
4	Brand - Motorola	13.198	7.333	13.542	7.692	11.111	11.000	10.575	2.949	2.450																				
5	Brand - OnePlus	6.599	7.333	11.458	5.128	16.667	8.000	9.437	4.674	3.700																				
6	Brand - Oppo	8.122	11.333	9.375	12.821	11.111	9.800	10.552	1.828	1.443																				
7	Brand - Realme	11.675	10.000	7.292	10.256		9.800	7.845	4.663	3.359																				
8	Brand - Samsung	10.152	9.333	12.500	12.821		10.200	8.961	5.227	3.584																				
9	Brand - Vivo	14.213	9.333	9.375	15.385	5.556	11.600	10.772	4.011	3.221																				
10	Brand - Xiaomi	8.122	10.667	13.542	2.564	11.111	9.600	9.201	4.179	3.086																				
11	Model - Apple Model 1			1.042			0.200	0.208	0.466	0.333																				
12	Model - Apple Model 10	0.508			5.128		0.600	1.127	2.247	1.600																				
13	Model - Apple Model 11		1.333				0.400	0.267	0.596	0.427																				
14	Model - Apple Model 12	0.508				5.556	0.400	1.213	2.438	1.737																				
15	Model - Apple Model 13	1.015	0.667	1.042	2.564		1.000	1.058	0.941	0.603																				
16	Model - Apple Model 14	0.508	1.333				0.600	0.368	0.583	0.442																				
17	Model - Apple Model 15	0.508	2.000				0.800	0.502	0.866	0.602																				
18	Model - Apple Model 16		0.667	1.042			0.400	0.342	0.486	0.410																				
19	Model - Apple Model 17		0.667				0.200	0.133	0.298	0.213																				
20	Model - Apple Model 18	1.015		1.042	2.564		0.800	0.924	1.051	0.739																				
21	Model - Apple Model 19			1.042			0.200	0.208	0.466	0.333																				
22	Model - Apple Model 2	0.508		2.083			0.600	0.518	0.902	0.626																				
23	Model - Apple Model 20	1.015				5.556	0.600	1.314	2.411	1.697																				
24	Model - Apple Model 3		2.000				0.600	0.400	0.894	0.640																				
25	Model - Apple Model 4		0.667				0.200	0.133	0.298	0.213																				
26	Model - Apple Model 5		0.667	1.042			0.400	0.342	0.486	0.410																				
27	Model - Apple Model 6	1.015			2.564		0.600	0.716	1.123	0.859																				
28	Model - Apple Model 7	1.015					0.400	0.203	0.454	0.325																				
29	Model - Apple Model 8		1.333				0.400	0.267	0.596	0.427																				
30	Model - Apple Model 9		0.667				0.200	0.133	0.298	0.213																				
31	Model - Google Model 1	0.508	0.667				0.400	0.235	0.326	0.282																				
32	Model - Google Model 10					5.556	0.200	1.111	2.485	1.778																				

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 (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Inf1"

Описательные шкалы и градации (признаки)

Код признака		1 - Revenue_USD - 15-1302.0000000, 6173.6000000]	2 - Revenue_USD - 12045.2000000, 12945.2000000]	3 - Revenue_USD - 95-12045.2000000, 17916.8000000]	4 - Revenue_USD - 65-17916.8000000, 23186.4000000]	5 - Revenue_USD - 23186.4000000, 26660.0000000]	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Brand - Apple	-0.062	0.060	-0.038	0.078	0.039	0.077	0.015	0.062	0.053
2	Brand - Google	0.031	-0.011	-0.060	-0.191	0.205	-0.025	-0.005	0.144	0.098
3	Brand - Huawei	-0.040	0.064	-0.127	0.116	0.028	0.042	0.008	0.094	0.073
4	Brand - Motorola	0.049	-0.109	0.056	-0.096	0.003	-0.098	-0.020	0.079	0.067
5	Brand - OnePlus	-0.052	-0.023	0.097	-0.120	0.198	0.099	0.020	0.127	0.102
6	Brand - Oppo	-0.051	0.039	-0.012	0.072	0.034	0.083	0.017	0.048	0.038
7	Brand - Realme	0.047	0.005	-0.080	0.012		-0.015	-0.003	0.047	0.031
8	Brand - Samsung	-0.001	-0.024	0.055	0.062		0.091	0.018	0.038	0.032
9	Brand - Vivo	0.055	-0.059	-0.057	0.076	-0.198	-0.184	-0.037	0.110	0.082
10	Brand - Xiaomi	-0.045	0.028	0.093	-0.356	0.039	-0.240	-0.048	0.179	0.123
11	Model - Apple Model 1			0.445			0.445	0.089	0.199	0.142
12	Model - Apple Model 10	-0.045			0.578		0.533	0.107	0.264	0.189
13	Model - Apple Model 11		0.325				0.325	0.065	0.145	0.104
14	Model - Apple Model 12	0.064				0.709	0.774	0.155	0.311	0.222
15	Model - Apple Model 13	0.004	-0.109	0.011	0.254		0.160	0.032	0.134	0.089
16	Model - Apple Model 14	-0.045	0.215				0.170	0.034	0.103	0.072
17	Model - Apple Model 15	-0.123	0.247				0.124	0.025	0.135	0.089
18	Model - Apple Model 16		0.138	0.258			0.396	0.079	0.116	0.095
19	Model - Apple Model 17		0.325				0.325	0.065	0.145	0.104
20	Model - Apple Model 18	0.064		0.071	0.314		0.449	0.090	0.130	0.090
21	Model - Apple Model 19			0.445			0.445	0.089	0.199	0.142
22	Model - Apple Model 2	-0.045		0.336			0.291	0.058	0.156	0.111
23	Model - Apple Model 20	0.142				0.600	0.742	0.148	0.260	0.181
24	Model - Apple Model 3		0.325				0.325	0.065	0.145	0.104
25	Model - Apple Model 4		0.325				0.325	0.065	0.145	0.104
26	Model - Apple Model 5		0.138	0.258			0.396	0.079	0.116	0.095
27	Model - Apple Model 6	0.142			0.392		0.533	0.107	0.171	0.128
28	Model - Apple Model 7	0.251					0.251	0.050	0.112	0.080
29	Model - Apple Model 8		0.325				0.325	0.065	0.145	0.104
30	Model - Apple Model 9		0.325				0.325	0.065	0.145	0.104
31	Model - Google Model 1	0.064	0.138				0.202	0.040	0.061	0.048
32	Model - Google Model 10					0.896	0.896	0.179	0.401	0.287

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 (макс: 17) Помощь

Модель: "Inf3"

Описательные шкалы и градации (признаки)

Код признака		1 - Revenue, USD - 15-132.000000 (6 173 600000)	2 - Revenue, USD - 25-1673.600000 (12845.200000)	3 - Revenue, USD - 35-112046.200000 (1716.600000)	4 - Revenue, USD - 4-23788.400000	5 - Revenue, USD - 55-42378.400000 (2860.000000)	Сумма	Среднее	Сред. напр. отношение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Brand - Apple	-3.912	3.600	-1.216	1.256	0.272	0.000	0.000	2.802	2.051
2	Brand - Google	2.512	-0.600	-1.984	-2.056	2.128	0.000	0.000	2.200	1.856
3	Brand - Huawei	-2.700	4.000	-3.600	2.100	0.200	0.000	0.000	3.190	2.520
4	Brand - Motorola	4.330	-5.500	2.440	-1.290	0.020	-0.000	-0.000	3.762	2.716
5	Brand - OnePlus	-2.760	-1.000	3.320	-1.120	1.560	0.000	0.000	2.415	1.952
6	Brand - Oppo	-3.306	2.300	-0.408	1.178	0.236	0.000	0.000	2.111	1.486
7	Brand - Realme	3.694	0.300	-2.408	0.178	-1.764	0.000	0.000	2.381	1.669
8	Brand - Samsung	-0.094	-1.300	2.208	1.022	-1.836	-0.000	-0.000	1.658	1.292
9	Brand - Vivo	5.148	-3.400	-2.136	1.476	-1.088	0.000	0.000	3.391	2.650
10	Brand - Xiaomi	-2.912	1.600	3.784	-2.744	0.272	0.000	0.000	2.871	2.262
11	Model - Apple Model 1	-0.394	-0.300	0.808	-0.078	-0.036	0.000	0.000	0.476	0.323
12	Model - Apple Model 10	-0.182	-0.900	-0.576	1.766	-0.108	0.000	0.000	1.037	0.706
13	Model - Apple Model 11	-0.788	1.400	-0.384	-0.156	-0.072	-0.000	-0.000	0.830	0.560
14	Model - Apple Model 12	0.212	-0.600	-0.384	-0.156	0.928			0.600	0.456
15	Model - Apple Model 13	0.030	-0.500	0.040	0.610	-0.180	0.000	0.000	0.405	0.272
16	Model - Apple Model 14	-0.182	1.100	-0.576	-0.234	-0.108	0.000	0.000	0.641	0.440
17	Model - Apple Model 15	-0.576	1.800	-0.768	-0.312	-0.144	-0.000	-0.000	1.034	0.720
18	Model - Apple Model 16	-0.788	0.400	0.616	-0.156	-0.072	-0.000	-0.000	0.545	0.406
19	Model - Apple Model 17	-0.394	0.700	-0.192	-0.078	-0.036	-0.000	-0.000	0.415	0.280
20	Model - Apple Model 18	0.424	-1.200	0.232	0.688	-0.144	-0.000	-0.000	0.736	0.538
21	Model - Apple Model 19	-0.394	-0.300	0.808	-0.078	-0.036	0.000	0.000	0.476	0.323
22	Model - Apple Model 2	-0.182	-0.900	1.424	-0.234	-0.108	0.000	0.000	0.857	0.570
23	Model - Apple Model 20	0.818	-0.900	-0.576	-0.234	0.892	0.000	0.000	0.816	0.684
24	Model - Apple Model 3	-1.182	2.100	-0.576	-0.234	-0.108	0.000	0.000	1.246	0.840
25	Model - Apple Model 4	-0.394	0.700	-0.192	-0.078	-0.036	-0.000	-0.000	0.415	0.280
26	Model - Apple Model 5	-0.788	0.400	0.616	-0.156	-0.072	-0.000	-0.000	0.545	0.406
27	Model - Apple Model 6	0.818	-0.900	-0.576	0.766	-0.108	0.000	0.000	0.776	0.634
28	Model - Apple Model 7	1.212	-0.600	-0.384	-0.156	-0.072	-0.000	-0.000	0.708	0.485
29	Model - Apple Model 8	-0.788	1.400	-0.384	-0.156	-0.072	-0.000	-0.000	0.830	0.560
30	Model - Apple Model 9	-0.394	0.700	-0.192	-0.078	-0.036	-0.000	-0.000	0.415	0.280
31	Model - Google Model 1	0.212	0.400	-0.384	-0.156	-0.072	-0.000	-0.000	0.309	0.245
32	Model - Google Model 10	-0.394	-0.300	-0.192	-0.078	0.964	0.000	0.000	0.552	0.386

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 L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.783** при максимуме 1 (рисунок 12). Для решения поставленных в работе задач будем использовать модель INF3.

3.4. Обобщенная форма по достоверности моделей при разн. крит. крит.: [Приложение АСК-анализ продаж смартфонов]

№	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модулей уровня достоверности ложно-положит. решений (SFP)	Сумма модулей уровня достоверности ложно-отрицат. решений (SFM)	S. Точность модели	S. Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровня достоверности истинно-положит. решений (ATP)	Средний модуль уровня достоверности истинно-отрицат. решений (ATM)	
1	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс-признак" у объектов обуч. выборки	корреляция абс частот с обр. объекта	0.000	1155.757	0.000	0.237	1.000	0.383	0.716	0.000
2	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс-признак" у объектов обуч. выборки	сумма абс частот по признакам объекта	0.000	702.167	0.000	0.314	1.000	0.478	0.642	0.000
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр. объекта	0.000	1155.757	0.000	0.237	1.000	0.383	0.716	0.000
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	0.000	1099.617	0.000	0.222	1.000	0.364	0.628	0.000
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр. объекта	0.000	1155.757	0.000	0.237	1.000	0.383	0.716	0.000
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	0.000	1099.617	0.000	0.222	1.000	0.364	0.628	0.000
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	7.450	6.945	37.291	0.778	0.395	0.524	0.168	0.362
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1	сумма знаний	9.991	99.607	6.758	0.459	0.926	0.614	0.182	0.125
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	7.450	6.945	37.291	0.778	0.395	0.524	0.168	0.362
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC2	сумма знаний	9.991	99.607	6.758	0.459	0.926	0.614	0.182	0.125
11	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс частотами	семантический резонанс знаний	5.865	131.326	7.959	0.545	0.952	0.693	0.337	0.228
12	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс частотами	сумма знаний	2.616	67.508	3.976	0.669	0.972	0.793	0.293	0.156
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	3.641	1.620	76.098	0.921	0.199	0.328	0.193	0.468
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC1	сумма знаний	1.848	58.038	1.210	0.405	0.970	0.571	0.081	0.019
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	3.641	1.620	76.098	0.921	0.199	0.328	0.193	0.468
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC2	сумма знаний	1.848	58.038	1.210	0.405	0.970	0.571	0.081	0.019
17	INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	4.229	195.153	15.428	0.441	0.909	0.594	0.340	0.159
18	INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC1	сумма знаний	1.101	149.477	10.127	0.326	0.877	0.475	0.155	0.061
19	INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	4.229	195.153	15.428	0.441	0.909	0.594	0.340	0.159
20	INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC2	сумма знаний	1.101	149.477	10.127	0.326	0.877	0.475	0.155	0.061

Помощь по мерам | Помощь по распред. | TP, TN, FP, FN | (T-F)/(T+F)*100

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 INF3.

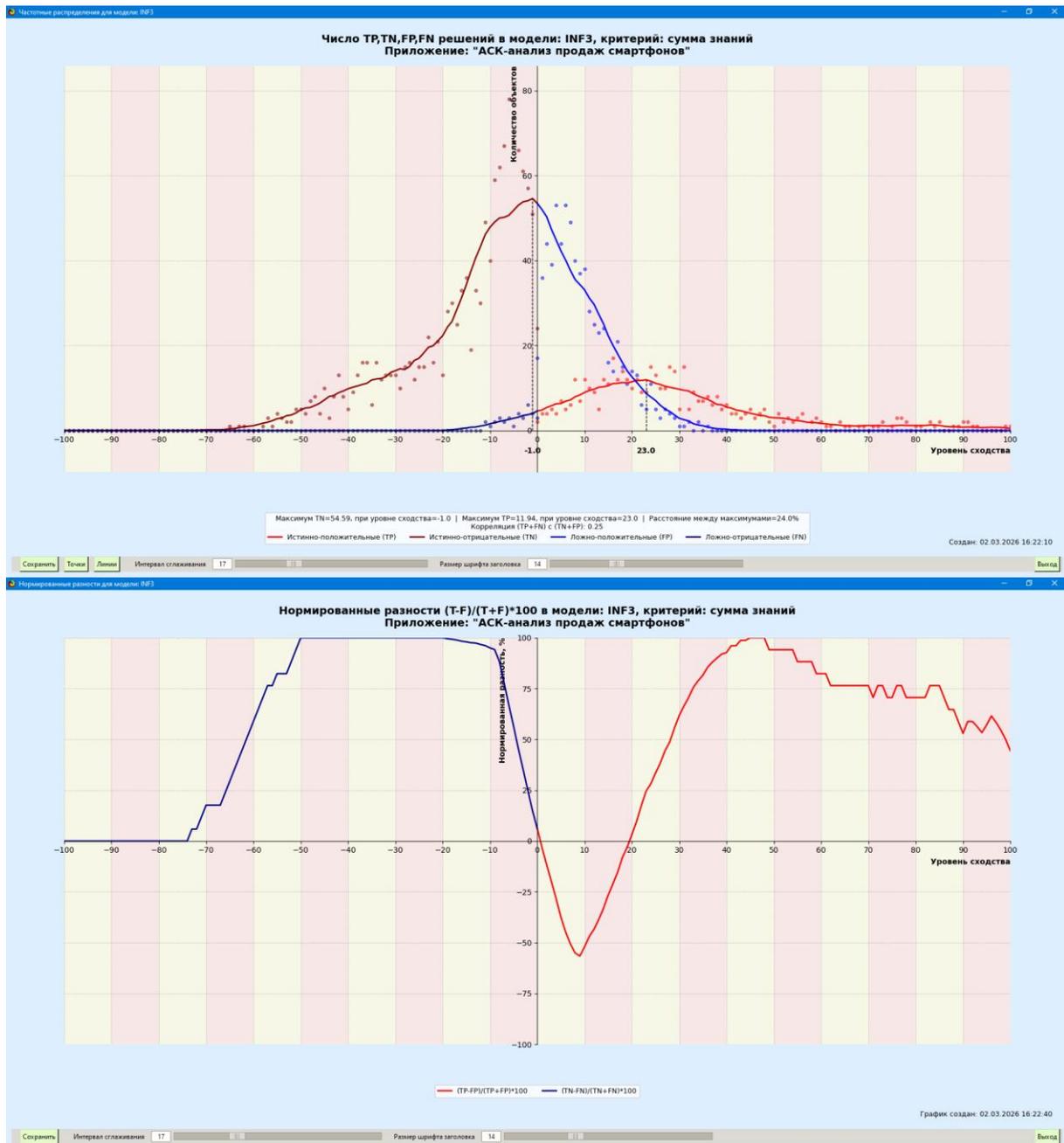


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3 [9]

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

— 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-X++"

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 неидентификации. 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}:

$$L_a = (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN) \text{ (нормировка: } \{-1, +1\})$$

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

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>

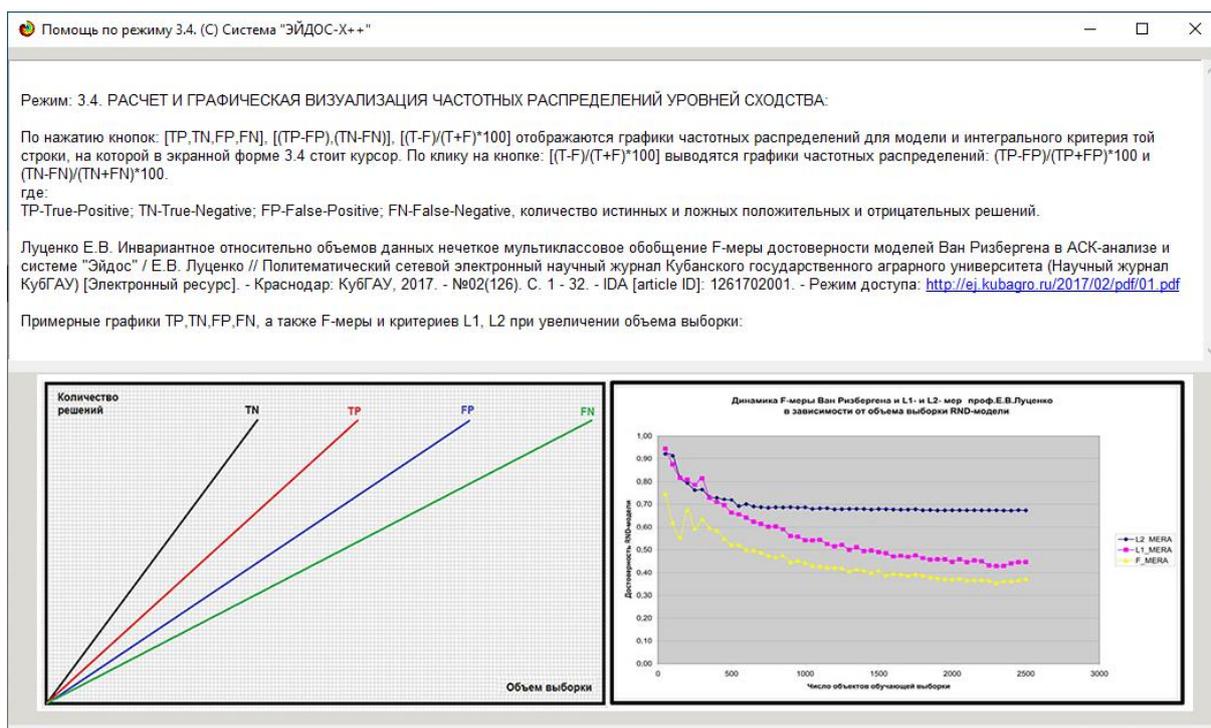


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

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.

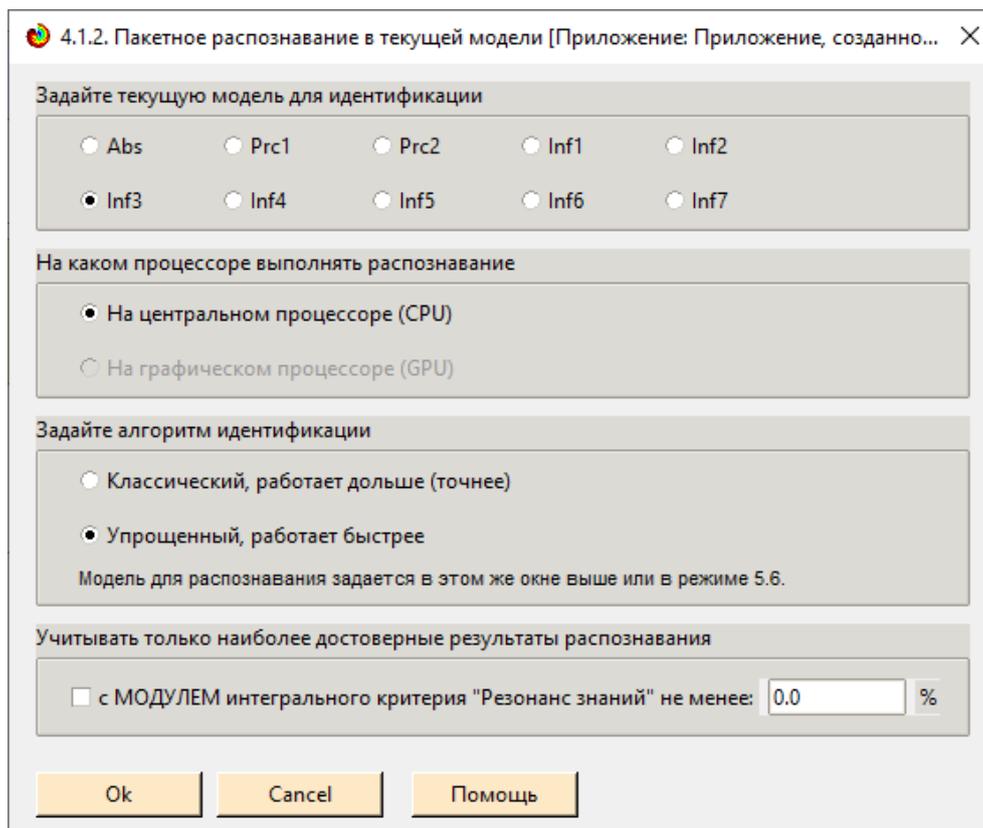


Рисунок 15. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

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:

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

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 ,

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

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.

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

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

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

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

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

произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в частности линейной интерполяции: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$, Это позволяет предложить неограниченное количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

3.6.1.3. 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 **неортономметризованных** 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).

4.1.2. Пакетное распознавание в текущей модели [Приложение: Приложение, создано...]

Задайте текущую модель для идентификации

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2
 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

На каком процессоре выполнять распознавание

На центральном процессоре (CPU)
 На графическом процессоре (GPU)

Задайте алгоритм идентификации

Классический, работает дольше (точнее)
 Упрощенный, работает быстрее
 Модель для распознавания задается в этом же окне выше или в режиме 5.6.

Учитывать только наиболее достоверные результаты распознавания

с МОДУЛЕМ интегрального критерия "Резонанс знаний" не менее: 0.0 %

Ok Cancel Помощь

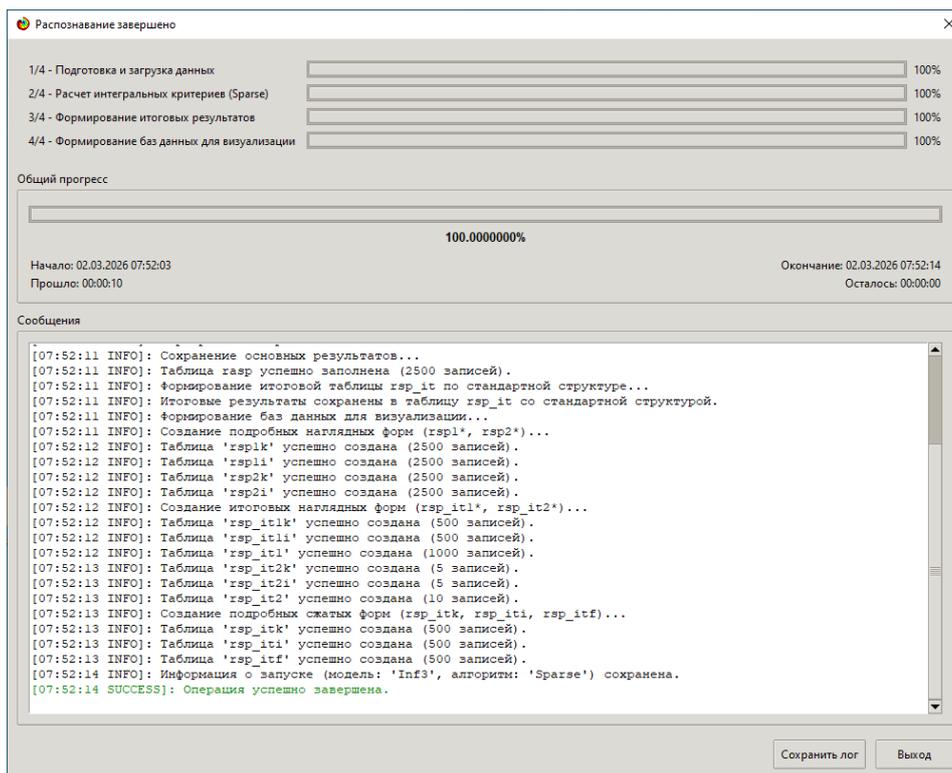


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

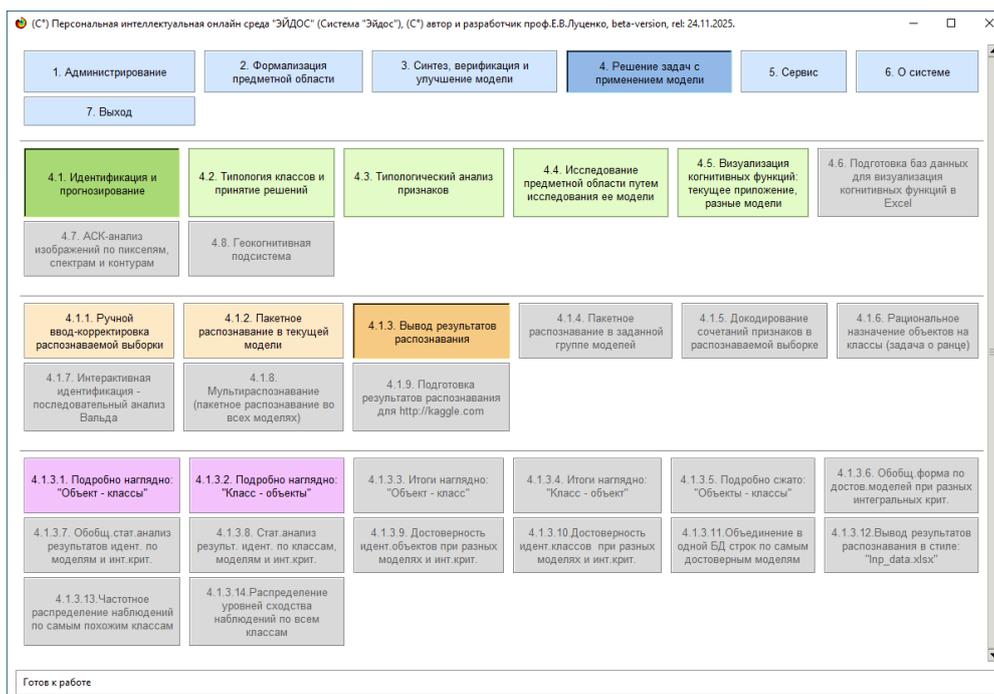


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

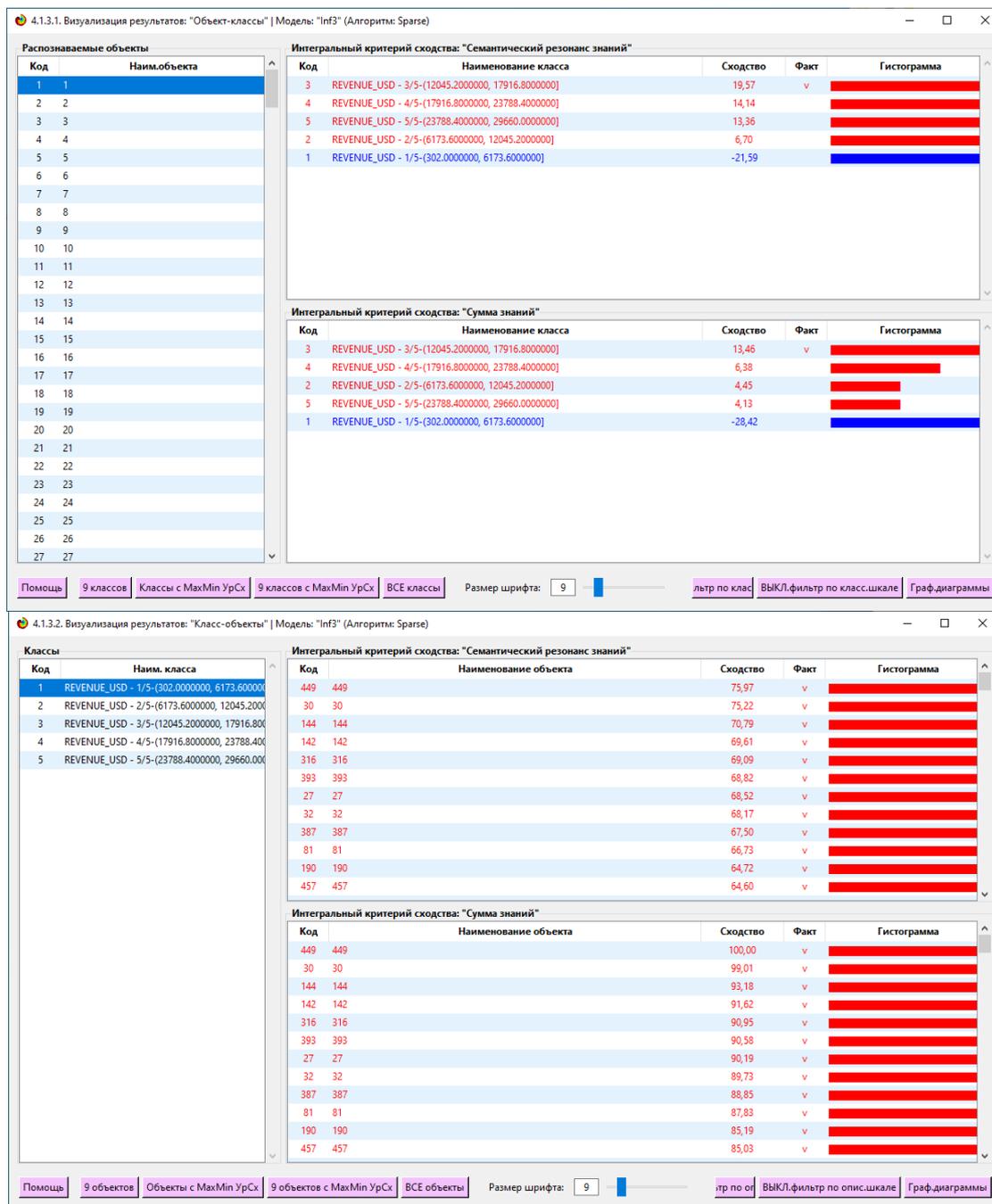


Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

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»

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами АСК-анализа

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция	Н объектов (абс.)	Н объектов (%)
1	[1]-Revenue_USD-[1]-1/5-(302.0000000, 6173.6000000)		0	
2	[1]-Revenue_USD-[2]-2/5-(6173.6000000, 12045.2000000)		0	
3	[1]-Revenue_USD-[3]-3/5-(12045.2000000, 17916.8000000)		0	
4	[1]-Revenue_USD-[4]-4/5-(17916.8000000, 23788.4000000)		0	
5	[1]-Revenue_USD-[5]-5/5-(23788.4000000, 29660.0000000)		0	

SWOT-анализ класса: 1 "REVENUE_USD-1/5-(302.0000000, 6173.6000000)" в модели: 6 "INF3-частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния
224	[7]-Units_Sold-[224]-1/5-(1.0000000, 4.8000000)	60.600
219	[6]-Price_USD-[219]-1/5-(302.0000000, 541.6000000)	33.054
225	[7]-Units_Sold-[225]-2/5-(4.8000000, 8.6000000)	20.418
210	[4]-Storage-[210]-256GB	11.780
220	[6]-Price_USD-[220]-2/5-(541.6000000, 781.2000000)	8.630
236	[9]-Payment_Method-[236]-Debit Card	5.206
9	[1]-Brand-[9]-Vivo	5.148
216	[5]-Color-[216]-Green	4.722
229	[8]-Customer_Rating-[229]-1/5-(3.0000000, 3.4000000)	4.630
237	[9]-Payment_Method-[237]-Installments	4.570

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния
228	[7]-Units_Sold-[228]-5/5-(16.2000000, 20.0000000)	-37.400
227	[7]-Units_Sold-[227]-4/5-(12.4000000, 16.2000000)	-27.066
223	[6]-Price_USD-[223]-5/5-(1260.4000000, 1500.0000000)	-20.248
226	[7]-Units_Sold-[226]-3/5-(8.6000000, 12.4000000)	-16.552
222	[6]-Price_USD-[222]-4/5-(1020.8000000, 1260.4000000)	-14.158
221	[6]-Price_USD-[221]-3/5-(781.2000000, 1020.8000000)	-7.278
211	[4]-Storage-[211]-512GB	-7.250
199	[3]-Country-[199]-Australia	-6.670
214	[5]-Color-[214]-Blue	-6.308
242	[10]-Sale_Month-[242]-4/5-(7.6000000, 9.8000000)	-5.702

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

Помощь ABS PRC1 PRC2 INF1 INF2 **INF3** INF4 INF5 INF6 INF7 Размер шрифта: 9 SWOT-диаграмма заданного класса SWOT-диаграммы всех классов

SWOT-диаграмма класса в модели: "частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"

ДИАГРАММА КЛАССА В МОДЕЛИ: 6 "INF3-частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"
Приложение: "АСК-анализ продаж смартфонов"
Шкала: [1] Revenue USD
Класс: [1] 1/5-(302.0000000, 6173.6000000)

ПОСПОБСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:

[7] Units_Sold [224] 1/5-(1.0000000, 4.8000000)	⇒60.600
[6] Price_USD [219] 1/5-(302.0000000, 541.6000000)	⇒33.054
[7] Units_Sold [225] 2/5-(4.8000000, 8.6000000)	⇒20.418
[4] Storage [210] 256GB	⇒11.780
[6] Price_USD [220] 2/5-(541.6000000, 781.2000000)	⇒8.630
[9] Payment_Method [236] Debit Card	⇒5.206
[1] Brand [9] Vivo	⇒5.148
[5] Color [216] Green	⇒4.722
[8] Customer_Rating [229] 1/5-(3.0000000, 3.4000000)	⇒4.630
[9] Payment_Method [237] Installments	⇒4.570

ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:

[7] Units_Sold [228] 5/5-(16.2000000, 20.0000000)	⇒-37.400
[7] Units_Sold [227] 4/5-(12.4000000, 16.2000000)	⇒-27.066
[6] Price_USD [223] 5/5-(1260.4000000, 1500.0000000)	⇒-20.248
[7] Units_Sold [226] 3/5-(8.6000000, 12.4000000)	⇒-16.552
[6] Price_USD [222] 4/5-(1020.8000000, 1260.4000000)	⇒-14.158
[6] Price_USD [221] 3/5-(781.2000000, 1020.8000000)	⇒-7.278
[4] Storage [211] 512GB	⇒-7.250
[3] Country [199] Australia	⇒-6.670
[5] Color [214] Blue	⇒-6.308
[10] Sale_Month [242] 4/5-(7.6000000, 9.8000000)	⇒-5.702

Филتر по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 23

СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССА ФАКТОРАМИ И ИХ ЗНАЧЕНИЯМИ:

Способствующие факторы, СПОСОБСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу

Препятствующие факторы, ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу

Толщина линии отражает степень влияния.

Форма создана: 02.03.2026-07:58:58

Масштаб линий: 1.0 Размер шрифта: 9 Шрифт заголовка: 14 Сохранить Выход

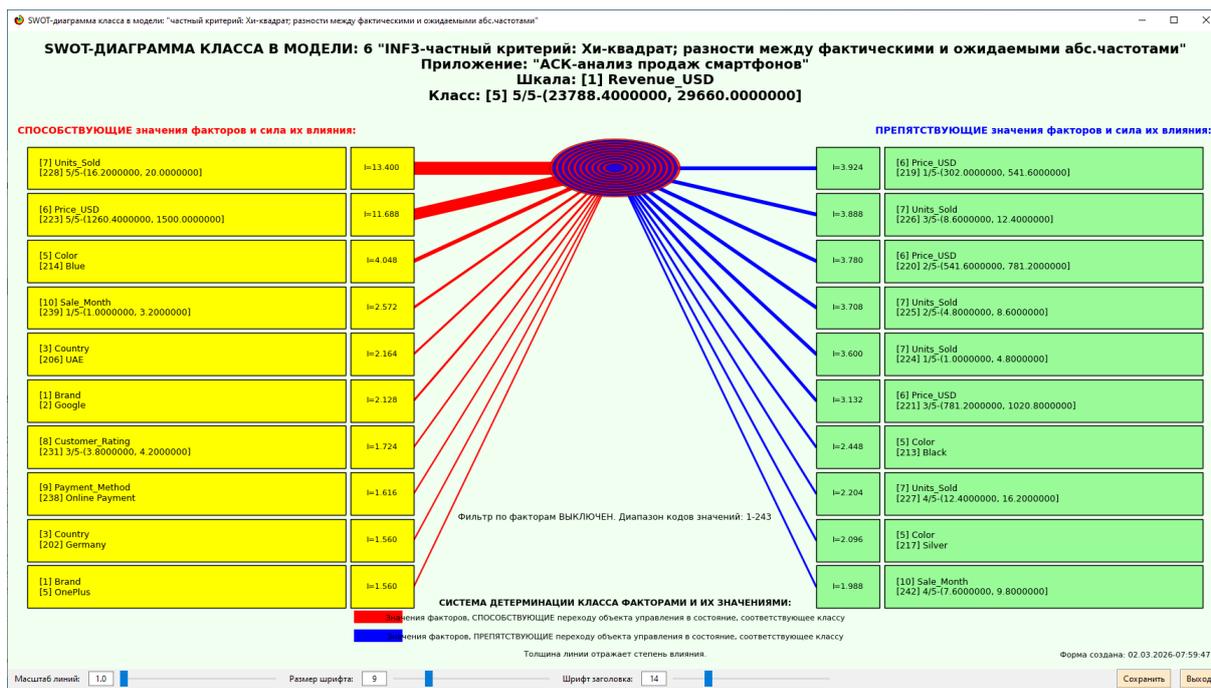


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, что на прибыль влияет высокая цена смартфона и большое количество проданных экземпляров.

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.

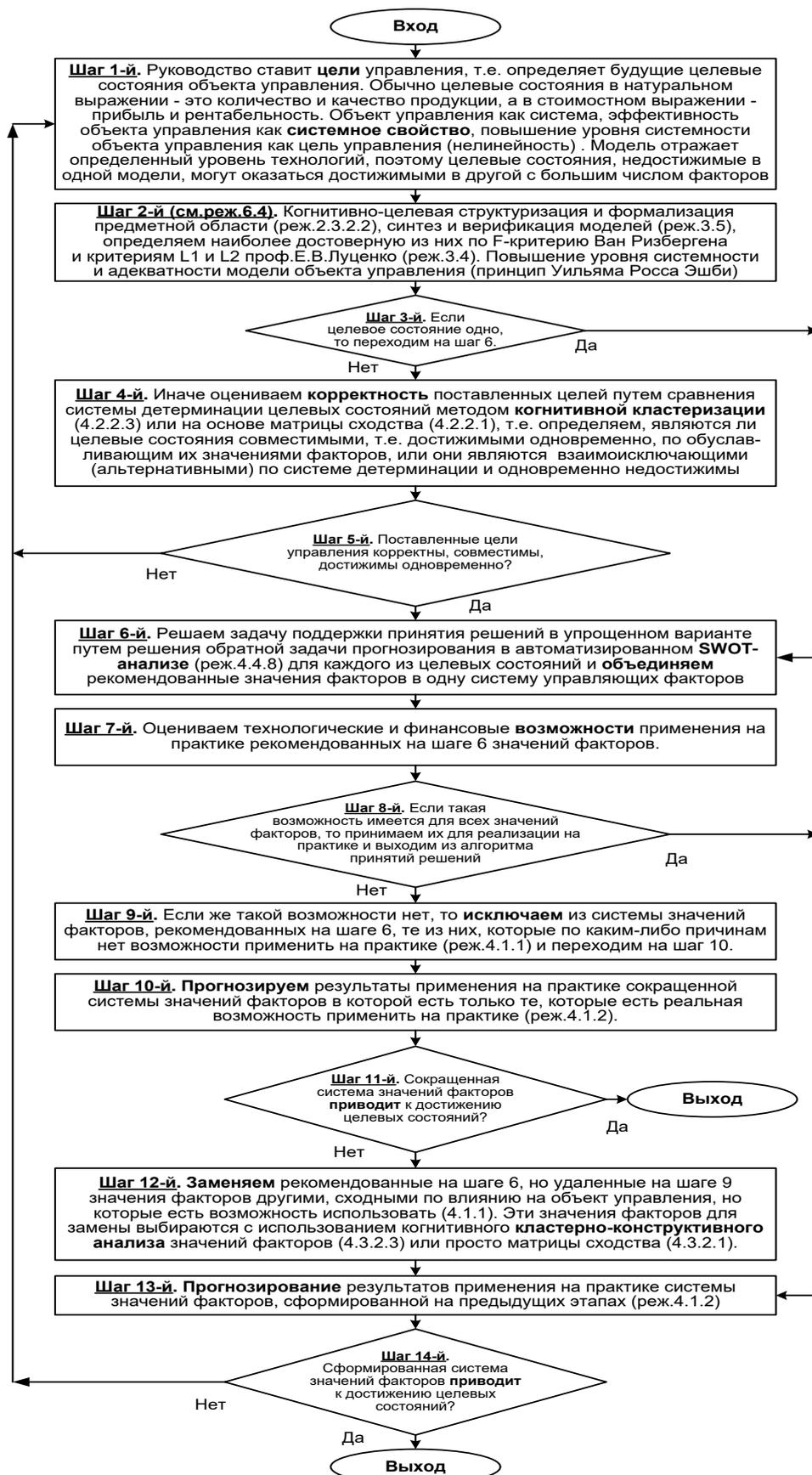


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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:

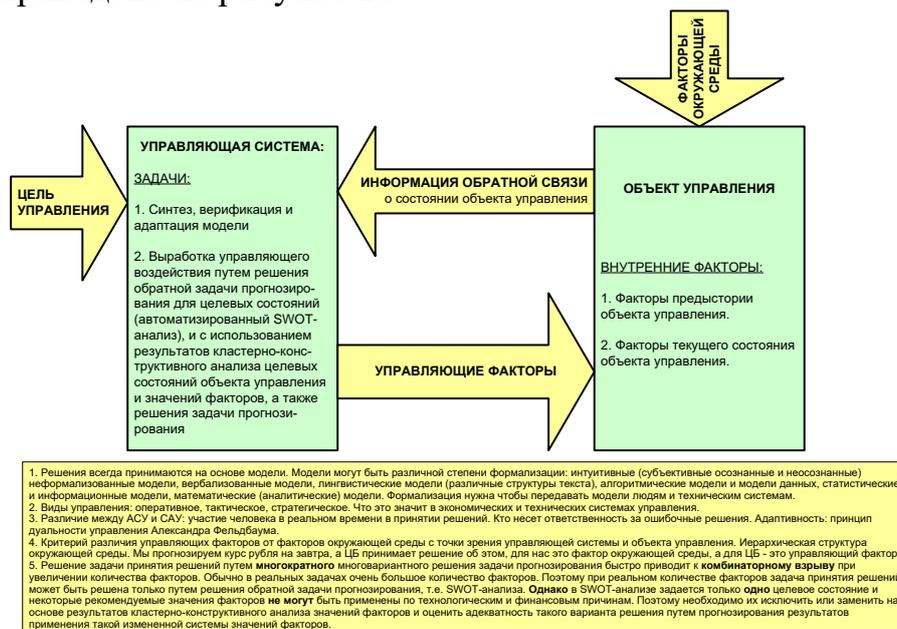


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

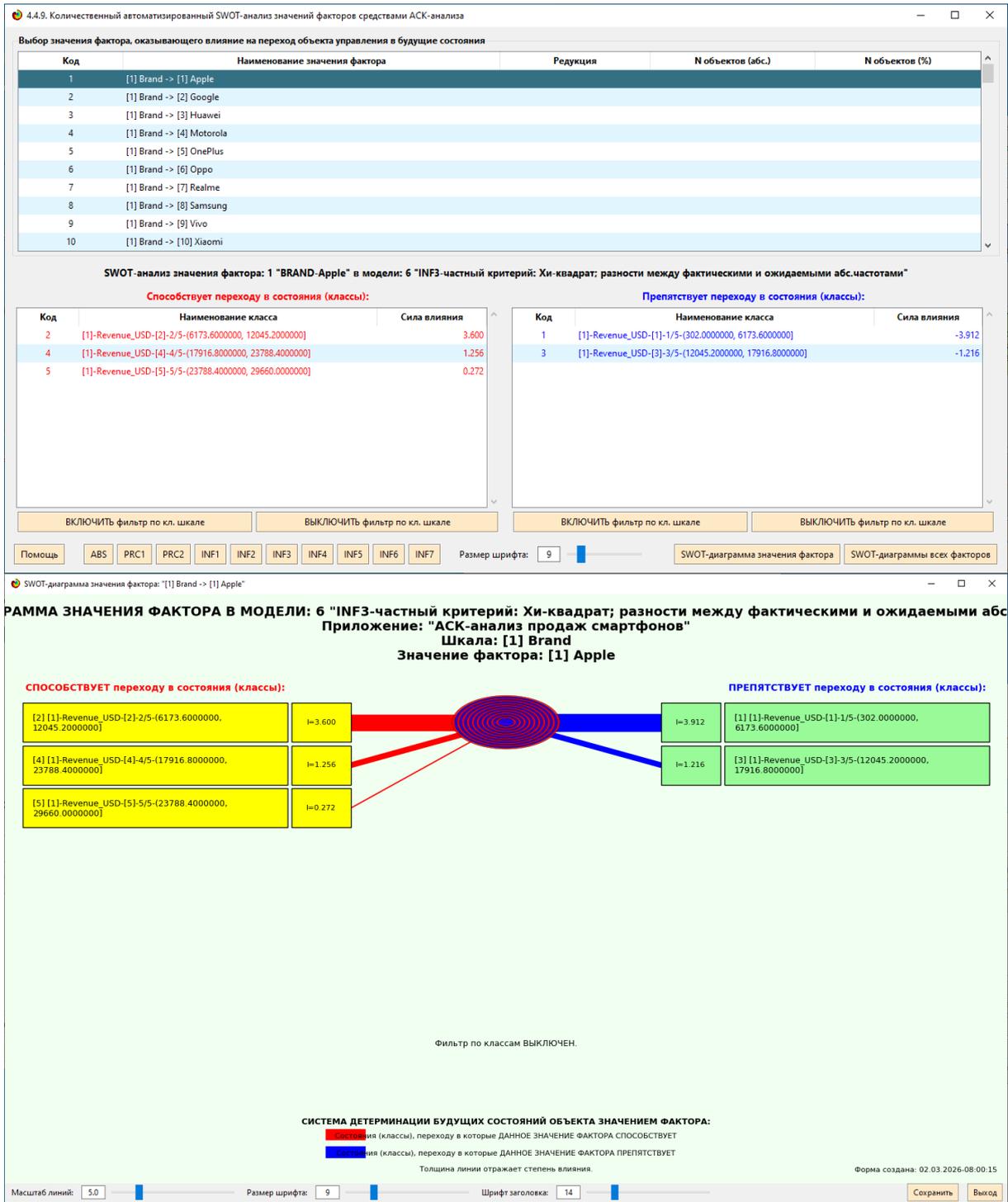
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)

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:



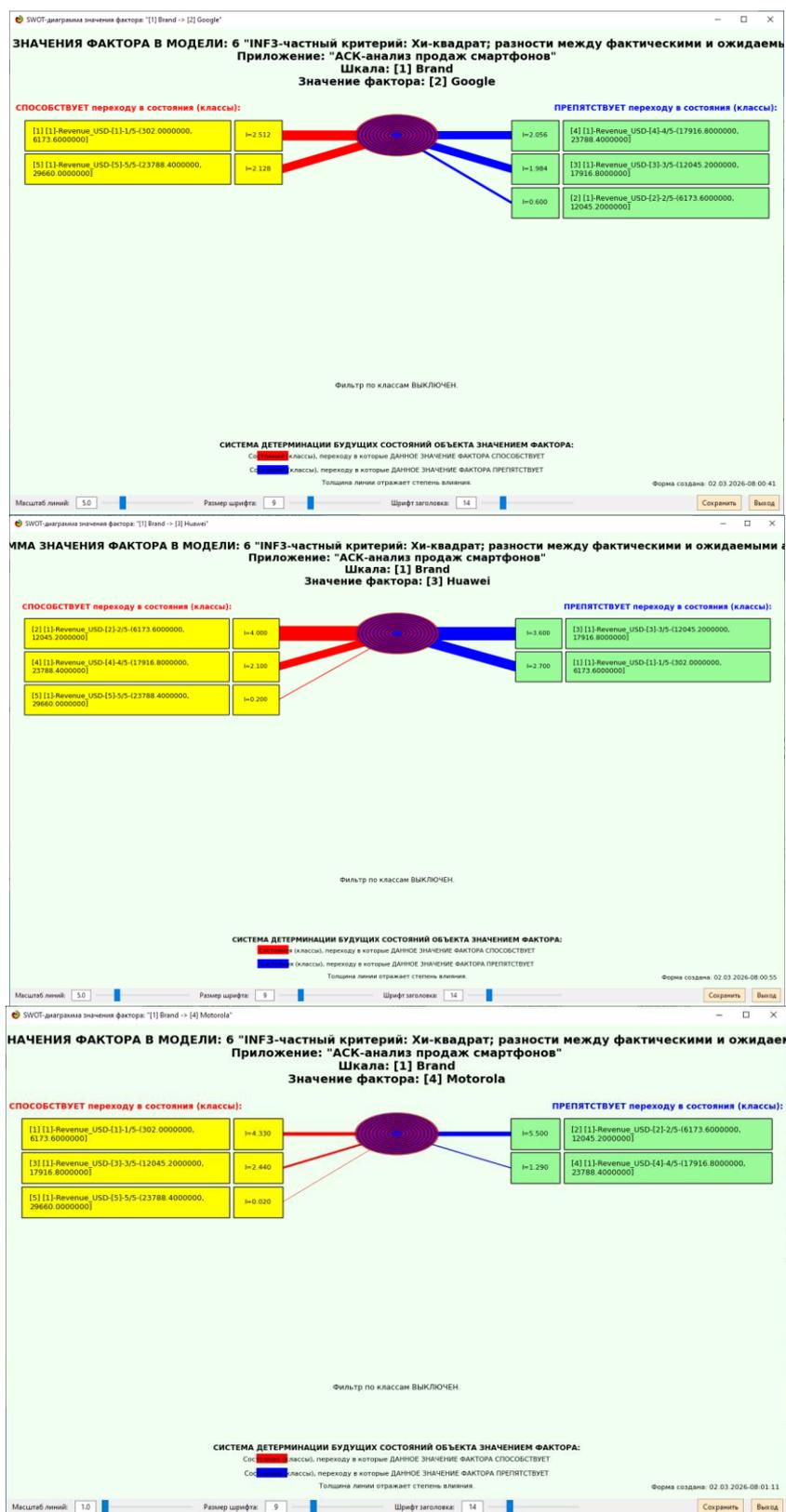


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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, влияние брендов смартфонов на прибыль с продаж.

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:

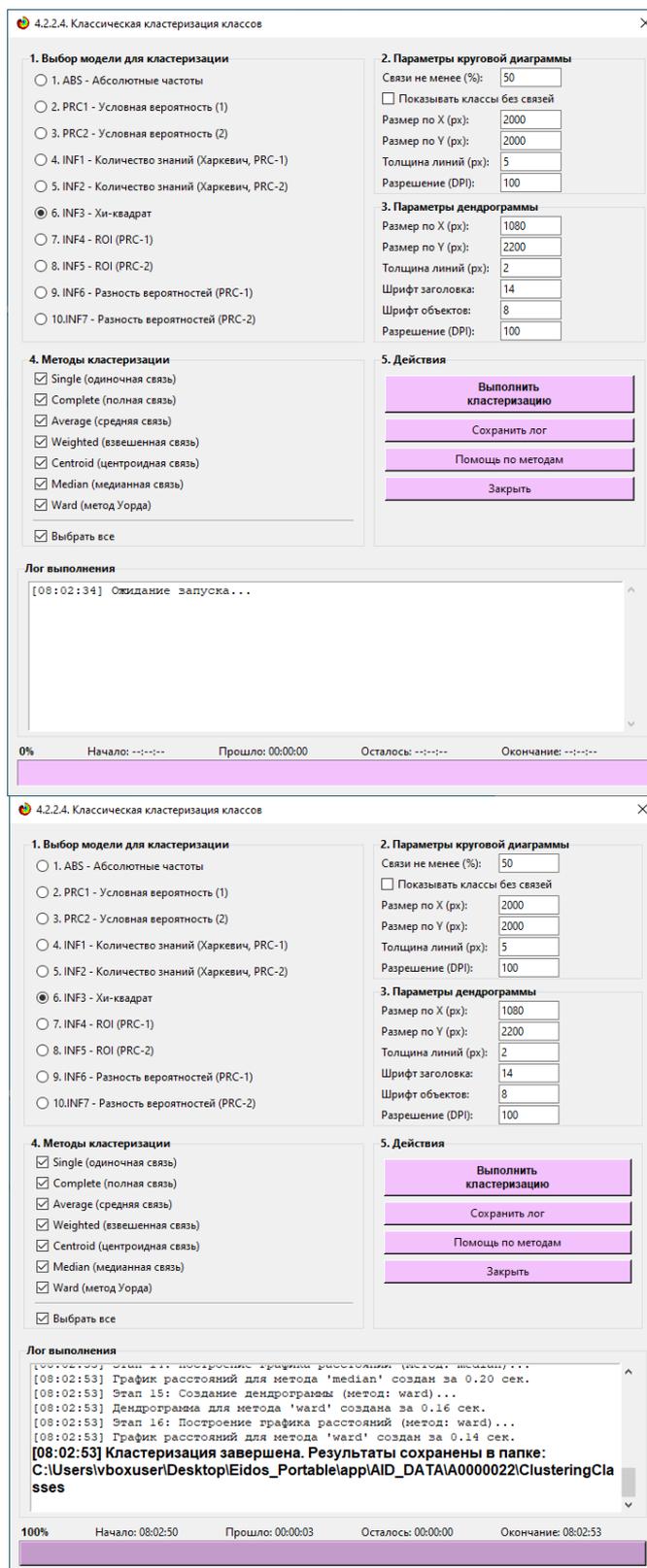


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

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

	[1]-Revenue_USD-[1]-1/5-(302, 6173,6)	[1]-Revenue_USD-[2]-2/5-(6173,6, 12045,2)	[1]-Revenue_USD-[3]-3/5-(12045,2, 17916,8)	[1]-Revenue_USD-[4]-4/5-(17916,8, 23788,4)	[1]-Revenue_USD-[5]-5/5-(23788,4, 29660)
[1]-Revenue_USD-[1]-1/5-(302, 6173,6)	1,00	-0,48	-0,82	-0,63	-0,48
[1]-Revenue_USD-[2]-2/5-(6173,6, 12045,2)	-0,48	1,00	0,14	-0,16	-0,18
[1]-Revenue_USD-[3]-3/5-(12045,2, 17916,8)	-0,82	0,14	1,00	0,45	0,29
[1]-Revenue_USD-[4]-4/5-(17916,8, 23788,4)	-0,63	-0,16	0,45	1,00	0,55
[1]-Revenue_USD-[5]-5/5-(23788,4, 29660)	-0,48	-0,18	0,29	0,55	1,00

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (КЛАССЫ)

Приложение: АСК-анализ продаж смартфонов
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
Метод кластеризации: average

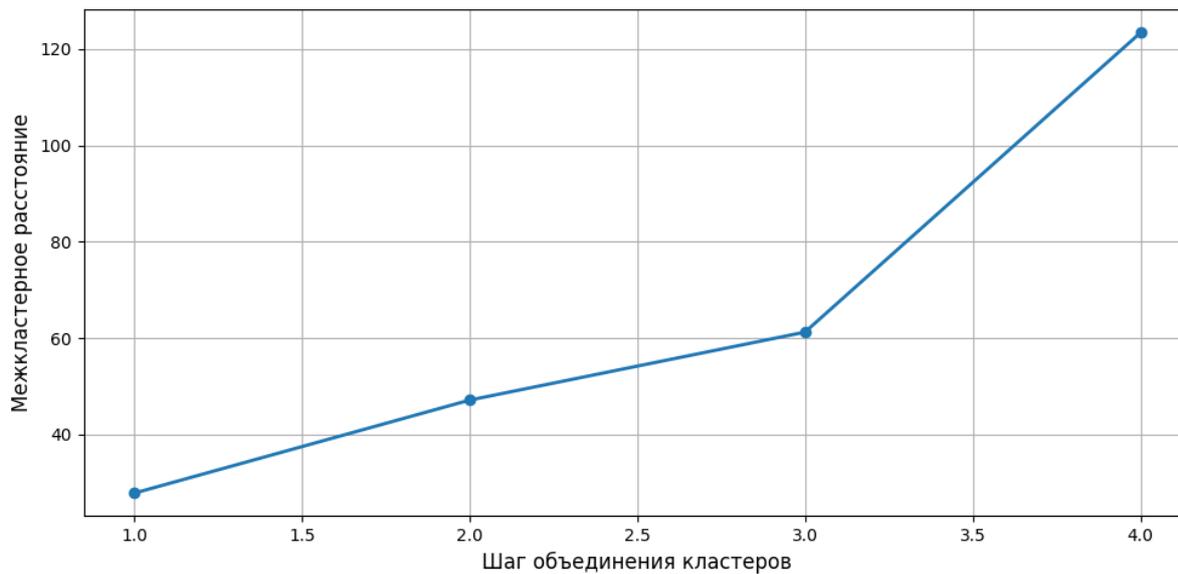


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ
(С²) Персональная интеллектуальная оп-пипе среда "Эйдос"
Приложение: АСК-анализ продаж смартфонов
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
Метод кластеризации: ward
Дата и время создания: 2026-03-02 08:02:53

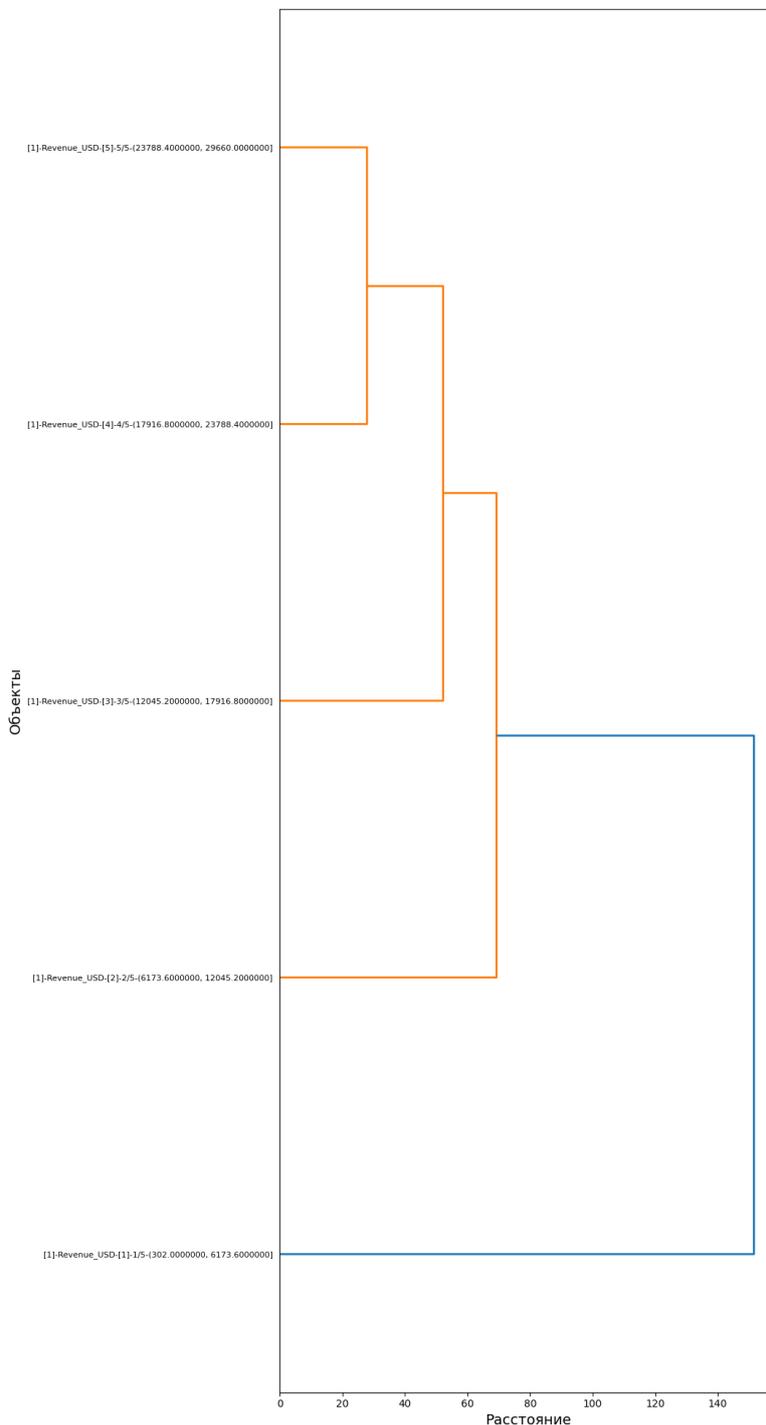


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

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:

4.3.2.4. Классическая кластеризация признаков

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 признаки без связей

Размер по X (px):

Размер по Y (px):

Толщина линий (px):

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

3. Параметры дендрограммы

Размер по X (px):

Размер по Y (px):

Толщина линий (px):

Шрифт заголовка:

Шрифт объектов:

Разрешение (DPI):

5. Действия

Лог выполнения

```
[08:06:42] Ожидание запуска...
```

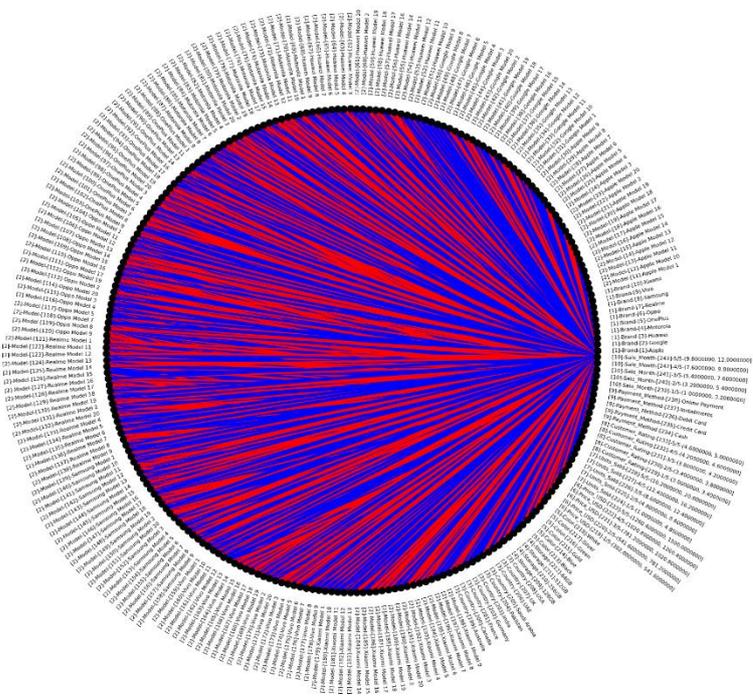
0% Начало: --:--:-- Прошло: 00:00:00 Осталось: --:--:-- Окончание: --:--:--

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]-Brand-[1]-Apple	[1]-Brand-[2]-Google	[1]-Brand-[3]-Huawei	[1]-Brand-[4]-Motorola	[1]-Brand-[5]-OnePlus
[1]-Brand-[1]-Apple	1,00	-0,47	0,90	-0,98	0,08
[1]-Brand-[2]-Google	-0,47	1,00	-0,21	0,36	-0,34
[1]-Brand-[3]-Huawei	0,90	-0,21	1,00	-0,94	-0,34
[1]-Brand-[4]-Motorola	-0,98	0,36	-0,94	1,00	0,09
[1]-Brand-[5]-OnePlus	0,08	-0,34	-0,34	0,09	1,00
[1]-Brand-[6]-Oppo	0,98	-0,58	0,82	-0,93	0,22
[1]-Brand-[7]-Realme	-0,40	0,47	0,00	0,23	-0,93
[1]-Brand-[8]-Samsung	-0,33	-0,67	-0,53	0,43	0,30
[1]-Brand-[9]-Vivo	-0,74	0,46	-0,39	0,66	-0,65

КРУГОВАЯ КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СХОДСТВА ПРИЗНАКОВ
 СК7: Персональные интеллектуальные системы: Фактор
 Приложение: СК-анализ продаж сувениров
 Модель: 6 INF3 - частный круговой, для вывода, различия между факторскими и ожидаемыми абстрактными
 Дата и время создания диаграммы: 2026-03-02 08:07:12



Линии связи: красный - сходство, синий - различие. Толщина - сила связи.
 Показаны связи по модулю не менее 50% и только прилегающие к границе связи.

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

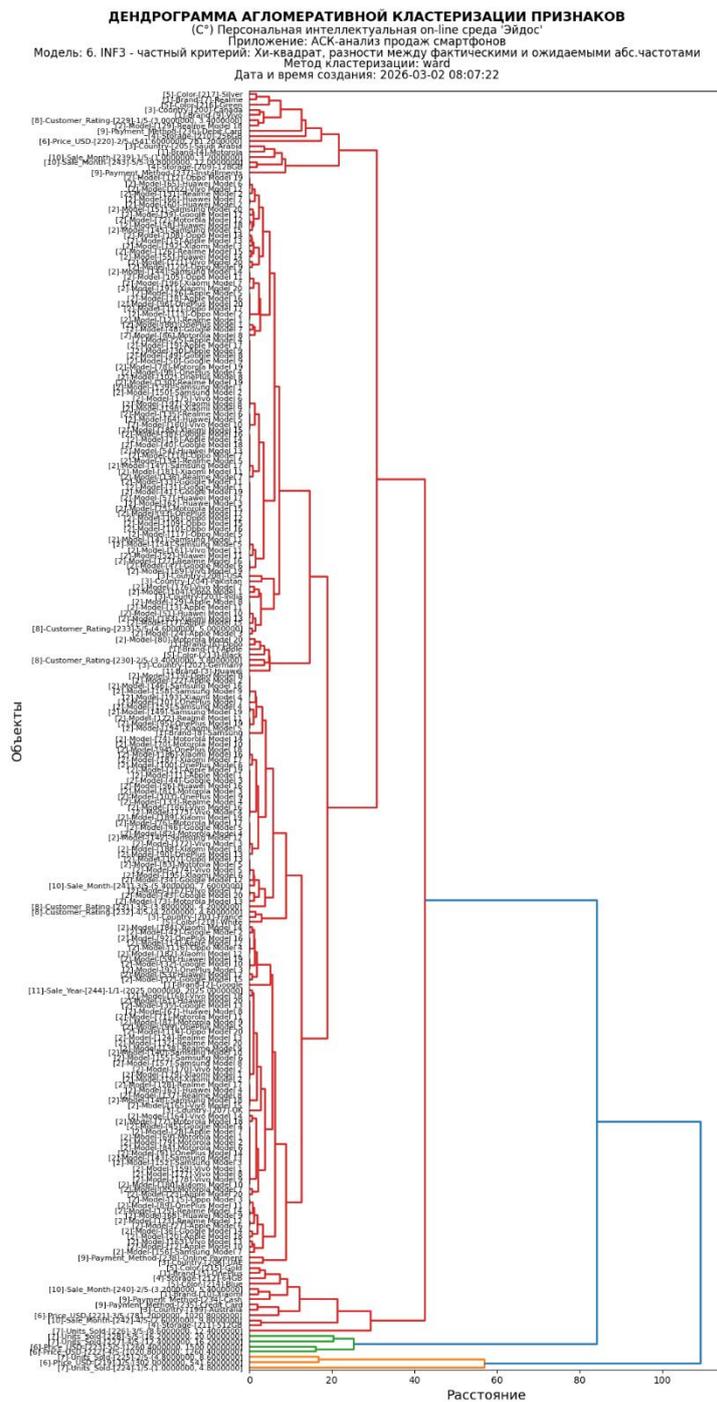


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (ПРИЗНАКИ)
 Приложение: АСК-анализ продаж смартфонов
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
 Метод кластеризации: average

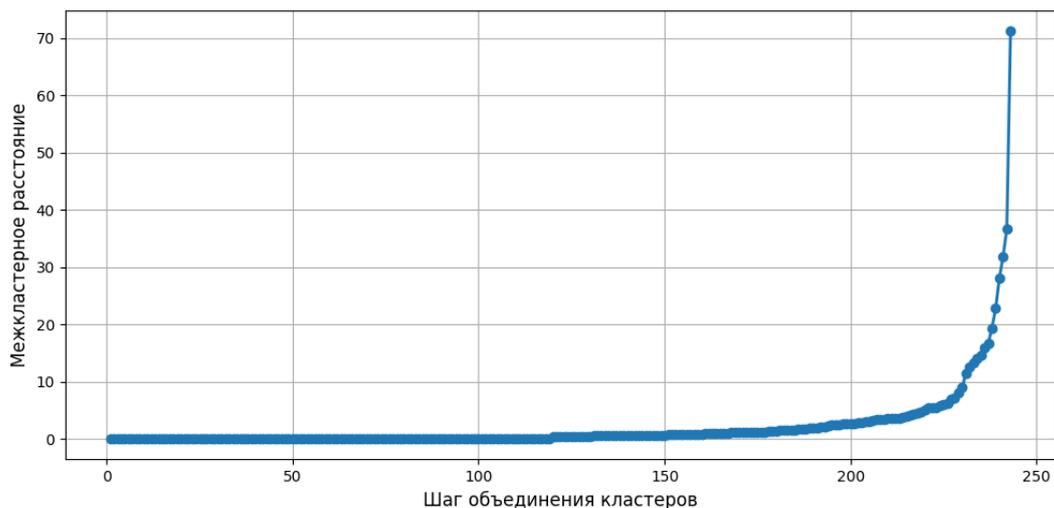


Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

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 быстрое действие 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]-REVENUE_USD-[1]-1/5-(302.0000000, 6173.6000000)
2	[1]-REVENUE_USD-[2]-2/5-(6173.6000000, 12045.2000000)
3	[1]-REVENUE_USD-[3]-3/5-(12045.2000000, 17916.8000000)
4	[1]-REVENUE_USD-[4]-4/5-(17916.8000000, 23788.4000000)
5	[1]-REVENUE_USD-[5]-5/5-(23788.4000000, 29660.0000000)

Подготовка визуализации нейрона: 1 "[1]-REVENUE_USD-[1]-1/5-(302.0000000, 6173.6000000)" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
224	[7] Units_Sold -> [224] 1/5-(1.0000000, 4.8000000)	60.6000
219	[6] Price_USD -> [219] 1/5-(302.0000000, 541.6000000)	33.0540
225	[7] Units_Sold -> [225] 2/5-(4.8000000, 8.6000000)	20.4180
210	[4] Storage -> [210] 256GB	11.7800
220	[6] Price_USD -> [220] 2/5-(541.6000000, 781.2000000)	8.6300
236	[9] Payment_Method -> [236] Debit Card	5.2080
9	[1] Brand -> [9] Vivo	5.1480
216	[5] Color -> [216] Green	4.7220
229	[8] Customer_Rating -> [229] 1/5-(3.0000000, 3.4000000)	4.6300
237	[9] Payment_Method -> [237] Installments	4.5700
239	[10] Sale_Month -> [239] 1/5-(1.0000000, 3.2000000)	4.5380

ТОРМОЗЯЩЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
228	[7] Units_Sold -> [228] 5/5-(16.2000000, 20.0000000)	-37.4000
227	[7] Units_Sold -> [227] 4/5-(12.4000000, 16.2000000)	-27.0660
223	[6] Price_USD -> [223] 5/5-(1260.4000000, 1500.0000000)	-20.2480
226	[7] Units_Sold -> [226] 3/5-(8.6000000, 12.4000000)	-16.5520
222	[6] Price_USD -> [222] 4/5-(1020.8000000, 1260.4000000)	-14.1580
221	[6] Price_USD -> [221] 3/5-(781.2000000, 1020.8000000)	-7.2780
211	[4] Storage -> [211] 512GB	-7.2500
199	[3] Country -> [199] Australia	-6.6700
214	[5] Color -> [214] Blue	-6.3080
242	[10] Sale_Month -> [242] 4/5-(7.6000000, 9.8000000)	-5.7020
235	[9] Payment_Method -> [235] Credit Card	-5.5820

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

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: 2560
 по оси Y: 1334

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

Размер шрифта в таблицах данной формы:
 9

СТАРТ Максимальное количество отображаемых рецепторов: 25
 Минимальный вес. коэф. отображаемых рецепторов: 0.000 ОДИН НЕЙРОН

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

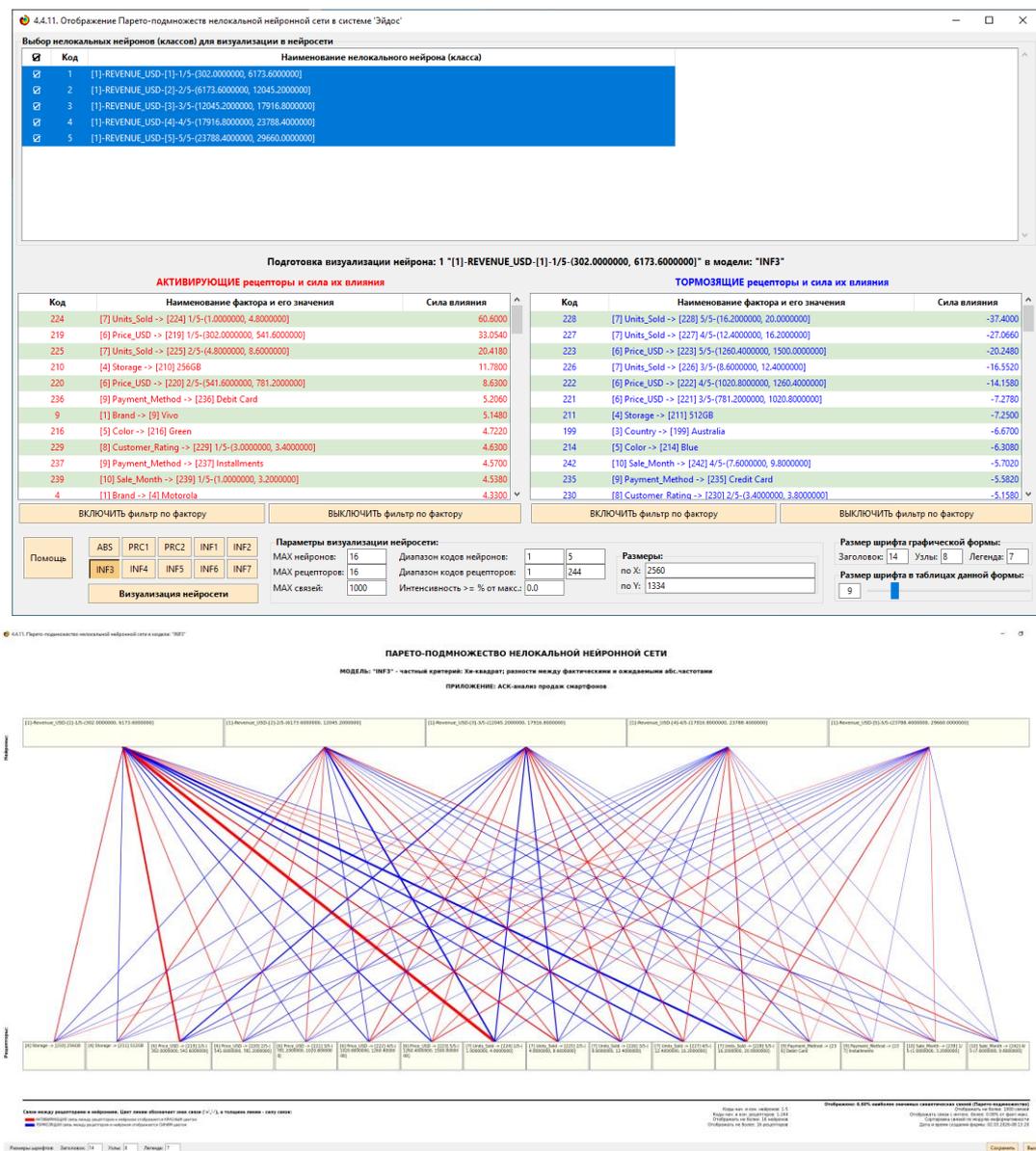


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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 25 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 5 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается $5^2=25$ подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при желании всегда

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.

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 №458 и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов

Выбор классов для когнитивной диаграммы

Left	Right	Код	Наименование класса
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	0	ВСЕ КЛАССЫ
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	1	[1]-REVENUE_USD-[1]-1/5-(302.0000000, 6173.6000000)
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	2	[1]-REVENUE_USD-[2]-2/5-(6173.6000000, 12045.2000000)
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	3	[1]-REVENUE_USD-[3]-3/5-(12045.2000000, 17916.8000000)
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	4	[1]-REVENUE_USD-[4]-4/5-(17916.8000000, 23788.4000000)
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	5	[1]-REVENUE_USD-[5]-5/5-(23788.4000000, 29660.0000000)

Выбор способа фильтрации признаков

Left	Right	Код	Наименование описательной шкалы
<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	0	ВСЕ
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	1	Brand
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	2	Model
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	3	Country
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	4	Storage
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	5	Color
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	6	Price_USD
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	7	Units_Sold
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	8	Customer_Rating
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	9	Payment_Method

Задание модели для расчета

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Параметры взаимосвязей

Максимальное количество: 9999

Учитывать с модулем силы выше %: 50

Режим вывода

Показать диаграммы с остановкой

Непрерывно записать все диаграммы

Параметры расчета

Классы для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ

Классы для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ

Описат. шкалы для левого инф. портрета: [0] ВСЕ

Описат. шкалы для правого инф. портрета: [0] ВСЕ

Сравнивать ли классы:

сами с собой

переставленные

Старт Остановить Продолжить Выход Инструкция Помощь

Прогресс выполнения

Начало: 08:13:46 Прошло: 0:00:00 4.0000000% Осталось: 0:00:12 Окончание: 08:13:59

Настройки отображения

Масштаб линий: 5.0

Размер шрифта: 9

Шрифт заголовка: 14

ИНВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
пфЗ - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми а
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ продаж смартфонов

Сходство/различие классов: 100.000%

Кл.шкала: [1] Revenue_USD
Класс: [1] 1/5-(302.0000000, 6173.6000000)

[7] Units_Sold [224] 1/5-(1.0000000, 4.8000000)	I=60.600 p=2609.90 k=9.869	[7] Units_Sold [224] 1/5-(1.0000000, 4.8000000)	I=60.600 p=2609.90 k=9.869
[6] Price_USD [219] 1/5-(302.0000000, 541.6000000)	I=33.054 p=1423.55 k=5.383	[6] Price_USD [219] 1/5-(302.0000000, 541.6000000)	I=33.054 p=1423.55 k=5.383
[7] Units_Sold [225] 2/5-(4.8000000, 8.6000000)	I=20.418 p=879.35 k=3.325	[7] Units_Sold [225] 2/5-(4.8000000, 8.6000000)	I=20.418 p=879.35 k=3.325
[4] Storage [210] 256GB	I=11.780 p=507.33 k=1.918	[4] Storage [210] 256GB	I=11.780 p=507.33 k=1.918
[6] Price_USD [223] 5/5-(1260.4000000, 1500.0000000)	I=20.248 p=872.03 k=3.298	[6] Price_USD [223] 5/5-(1260.4000000, 1500.0000000)	I=20.248 p=872.03 k=3.298
[7] Units_Sold [227] 4/5-(12.4000000, 16.2000000)	I=27.066 p=1165.66 k=4.408	[7] Units_Sold [227] 4/5-(12.4000000, 16.2000000)	I=27.066 p=1165.66 k=4.408
[7] Units_Sold [228] 5/5-(16.2000000, 20.0000000)	I=37.400 p=1638.7 k=6.091	[7] Units_Sold [228] 5/5-(16.2000000, 20.0000000)	I=37.400 p=1638.7 k=6.091

Кл.шкала: [1] Revenue_USD
Класс: [1] 1/5-(302.0000000, 6173.6000000)

СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ КЛАССОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ ЗНАЧЕНИЯМИ ФАКТОРОВ:

— СХОДСТВО классов отображается линиями связи КРАСНОГО цвета

— РАЗЛИЧИЕ классов отображается линиями связи СИНЕГО цвета

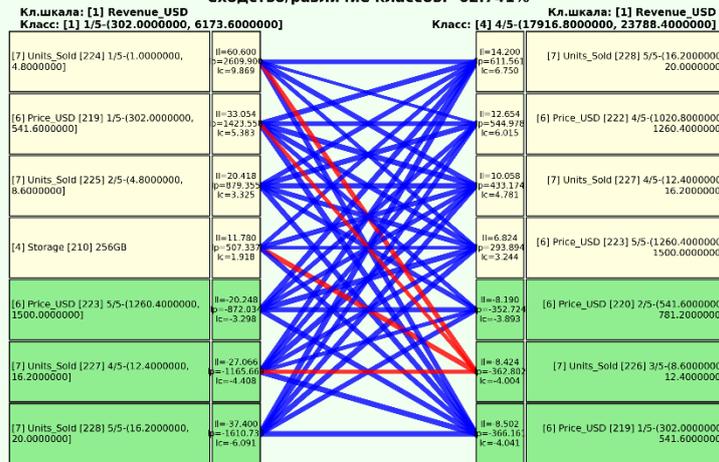
Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: I - Сила влияния (информативности); p - Информативность в % от теоретически-максимальной; k - Информативность в стандартизированных величинах

Форма создана: 02.03.2026-08.13.46

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ продаж смартфонов

Сходство/различие классов: **-62.741%**



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ КЛАССОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ ЗНАЧЕНИЯМИ ФАКТОРОВ:

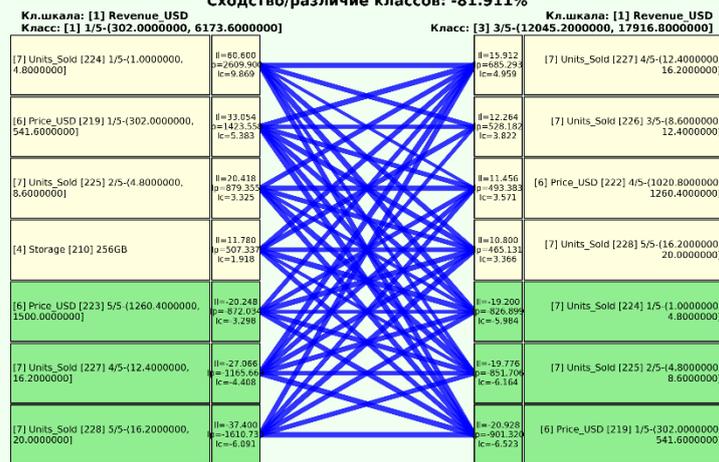
- СХОДСТВО классов отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ классов отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Система влияния информативности; Фр - Информативность в % от теоретически максимальной; Кс - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 02.03.2026 08:13:58

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ продаж смартфонов

Сходство/различие классов: **-81.911%**



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ КЛАССОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ ЗНАЧЕНИЯМИ ФАКТОРОВ:

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

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Система влияния информативности; Фр - Информативность в % от теоретически максимальной; Кс - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 02.03.2026 08:13:57

**КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. INF3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ продаж смартфонов**



**КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. INF3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ продаж смартфонов**

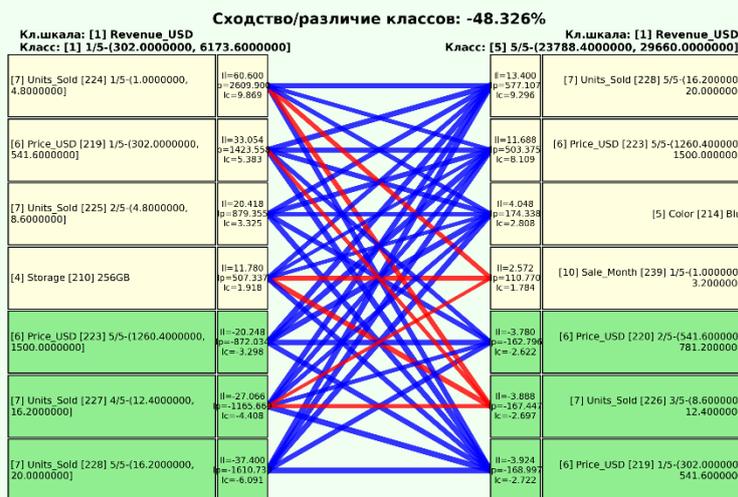


Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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 диаграммах сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния,

соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу.

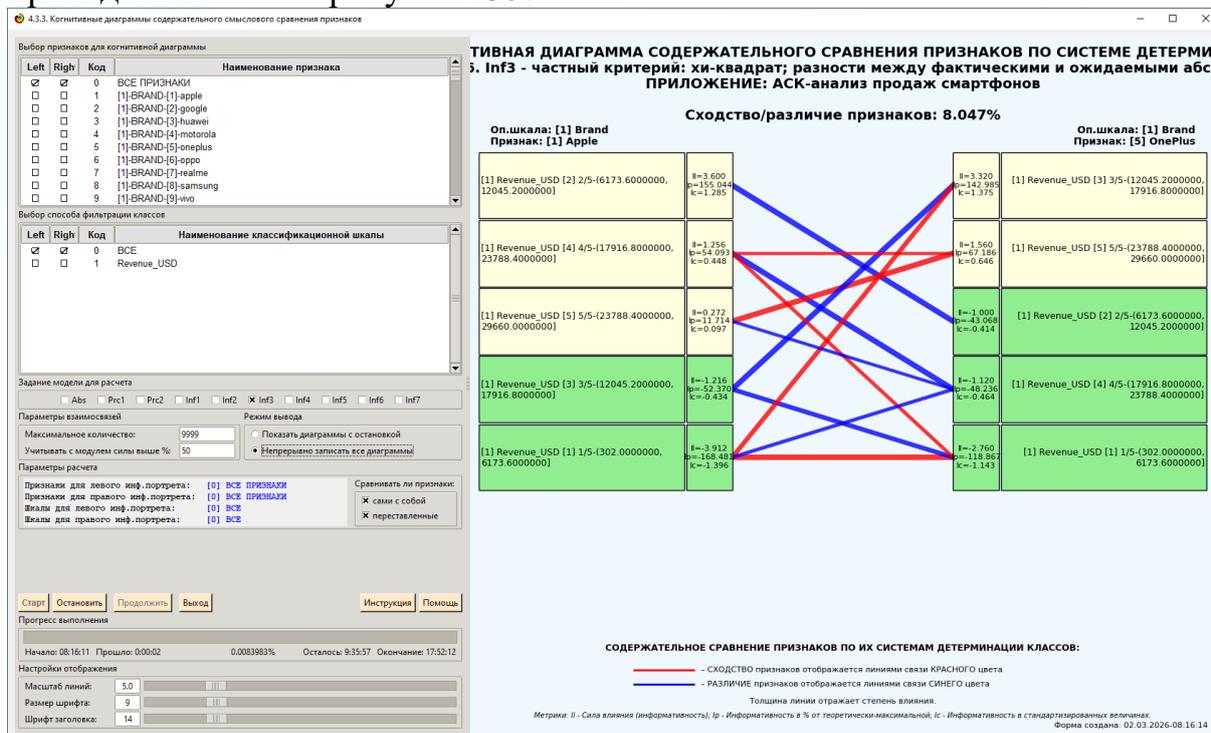
Напомним, что смысл событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

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 будущее состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 35:



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 продаж смартфонов



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: P - Сила связи (информативность); H - Информативность в % от пороговой максималной; K - Информативность в стандартизованном варианте.
 Форма создана: 07.03.2026 08:16:13

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 продаж смартфонов



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: P - Сила связи (информативность); H - Информативность в % от пороговой максималной; K - Информативность в стандартизованном варианте.
 Форма создана: 02.03.2026 08:16:13

**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 продаж смартфонов**



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 в % от теоретически-максимальной; К - информативность в стандартизованных величинах. Форма создана: 02.03.2026-08:16:12

**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 продаж смартфонов**



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 в % от теоретически-максимальной; К - информативность в стандартизованных величинах. Форма создана: 02.03.2026-08:16:14

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"

Задайте 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, разности 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

Задайте 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

Задайте дополнительные параметры:

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

Метод сглаживания линий

Сплайны Аюмы (по умолчанию) Системные сплайны Безье Без сглаживания (ломаная)

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

Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

Задайте яркость цветовой палитры (0.5-2.0):

08:17:51: Визуализация '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета' заняла 0.34 сек.

08:17:51: Обработка: INF3, Color, Revenue_USD

08:17:51: Визуализация '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета' заняла 0.55 сек.

Начало: 08:17:41 Пройшло: 0:00:10 36.36364% Осталось: 0:00:18 Окончание: 08:18:09

[Визуализация когнитивных функций](#) [Записать лог](#) [Помощь](#) [Выход](#)

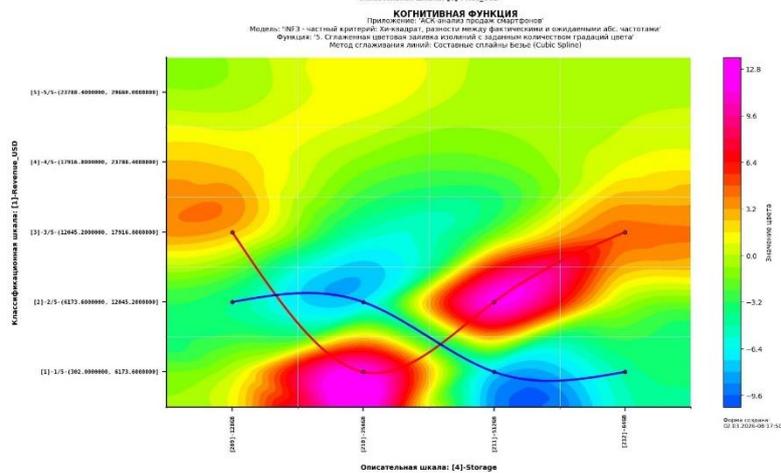
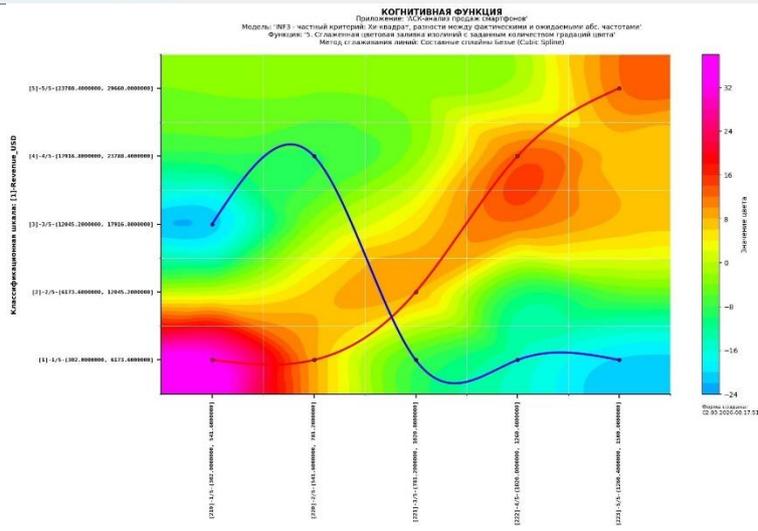
Предпросмотр

INF3-1-2-plot_smoothed_colored_contour.jpg

INF3-1-3-plot_smoothed_colored_contour.jpg

INF3-1-4-plot_smoothed_colored_contour.jpg

INF3-1-5-plot_smoothed_colored_contour.jpg



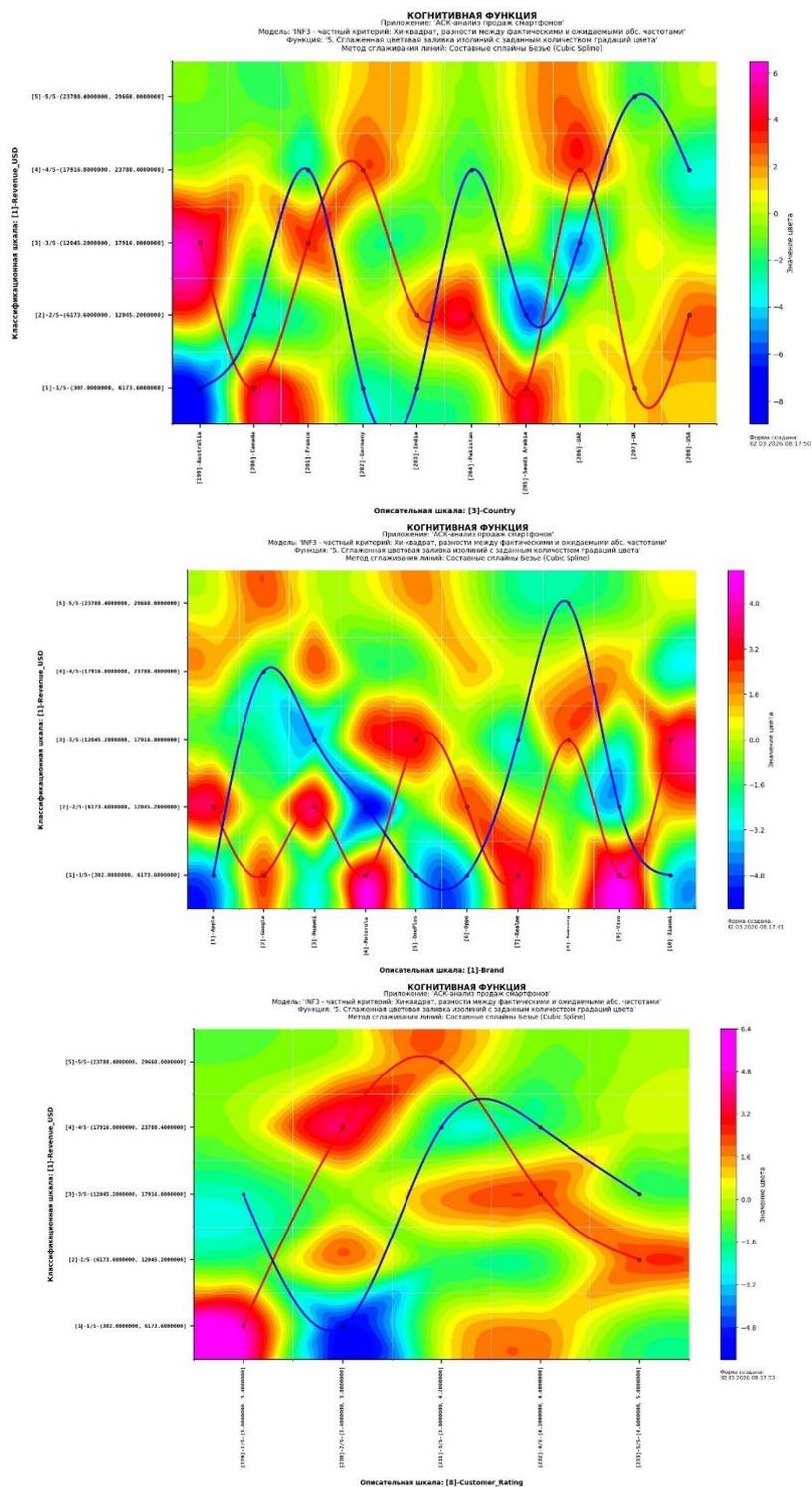


Рисунок 36. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3

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

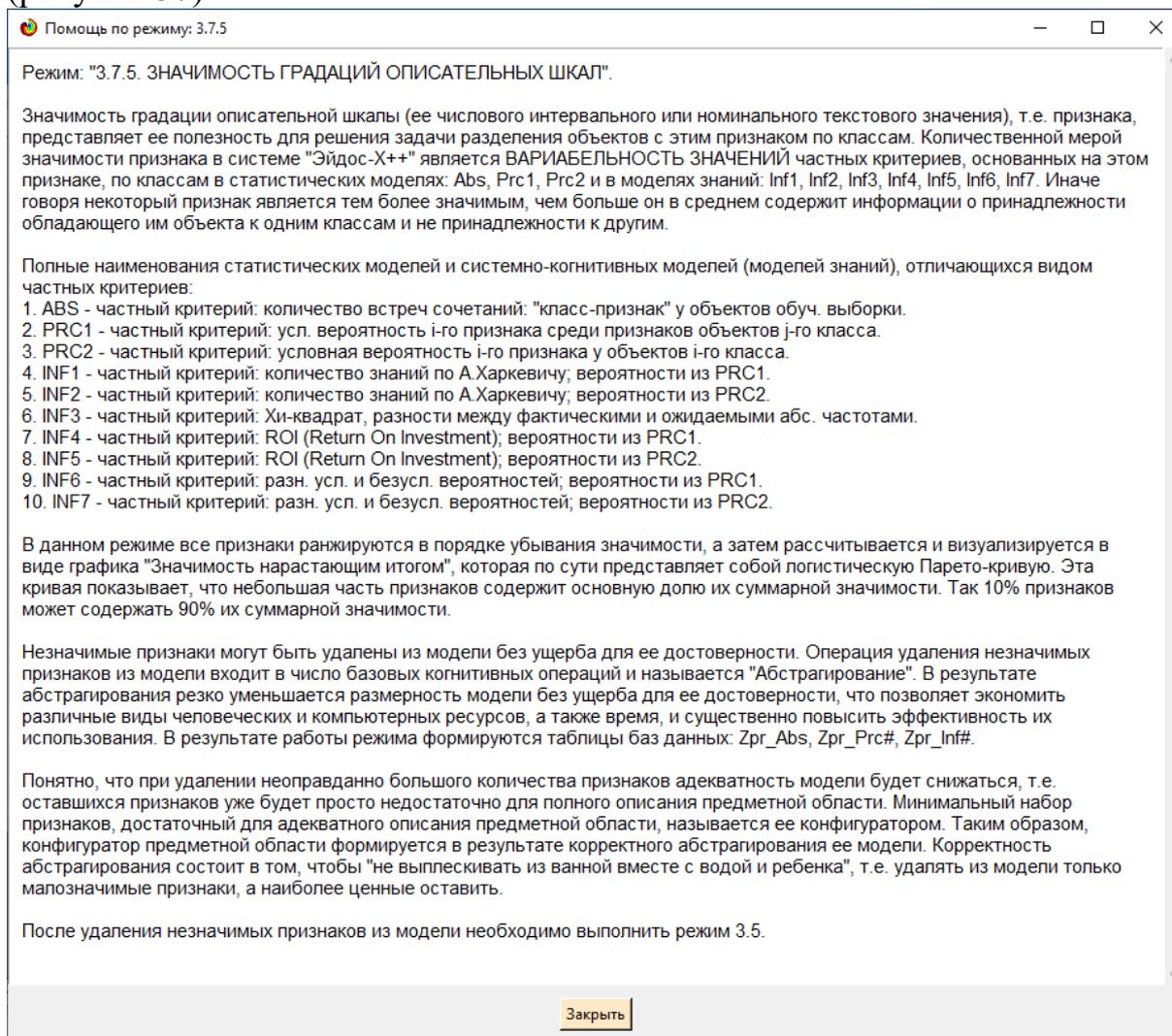


Рисунок 37. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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 INF3:

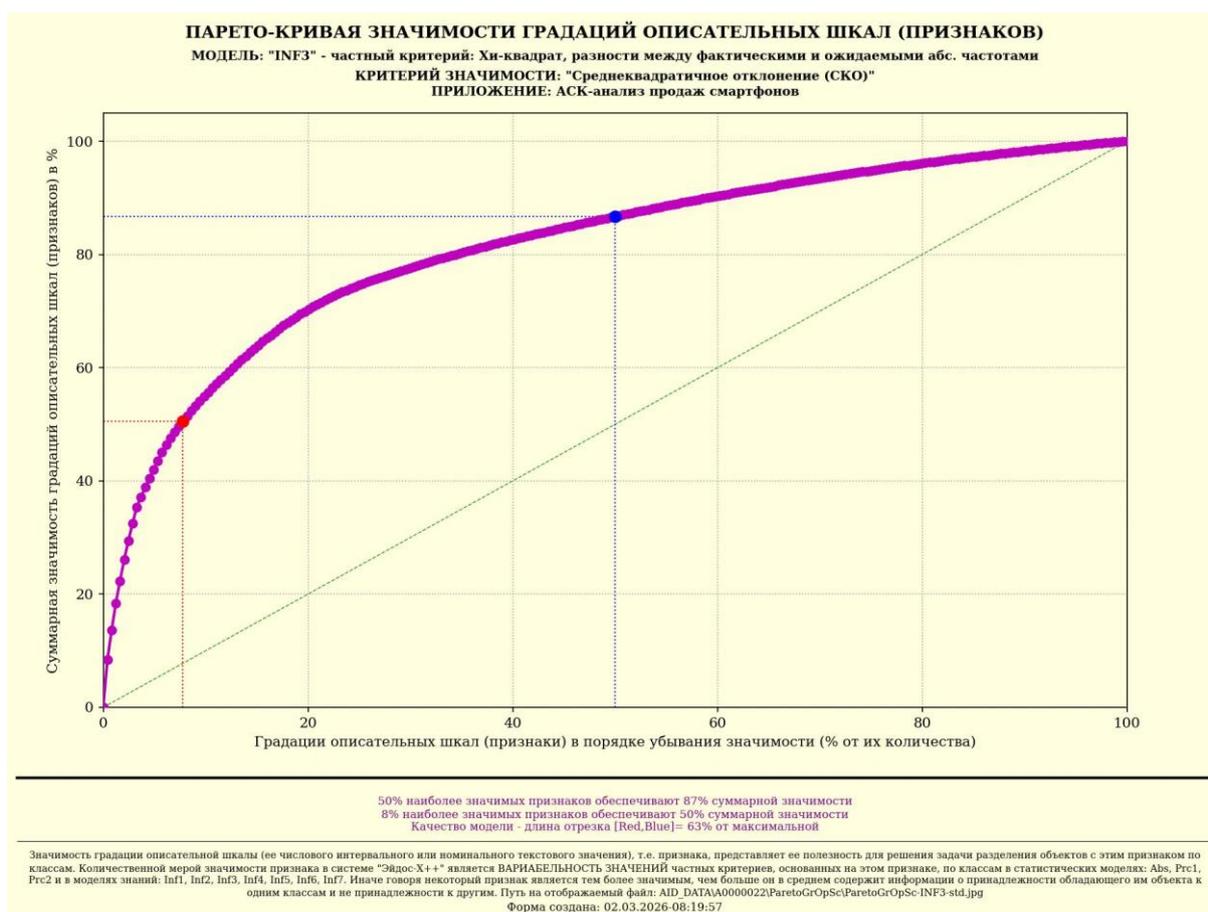


Рисунок 38. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

Из рисунка 38 видно, что 8% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 87% 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.

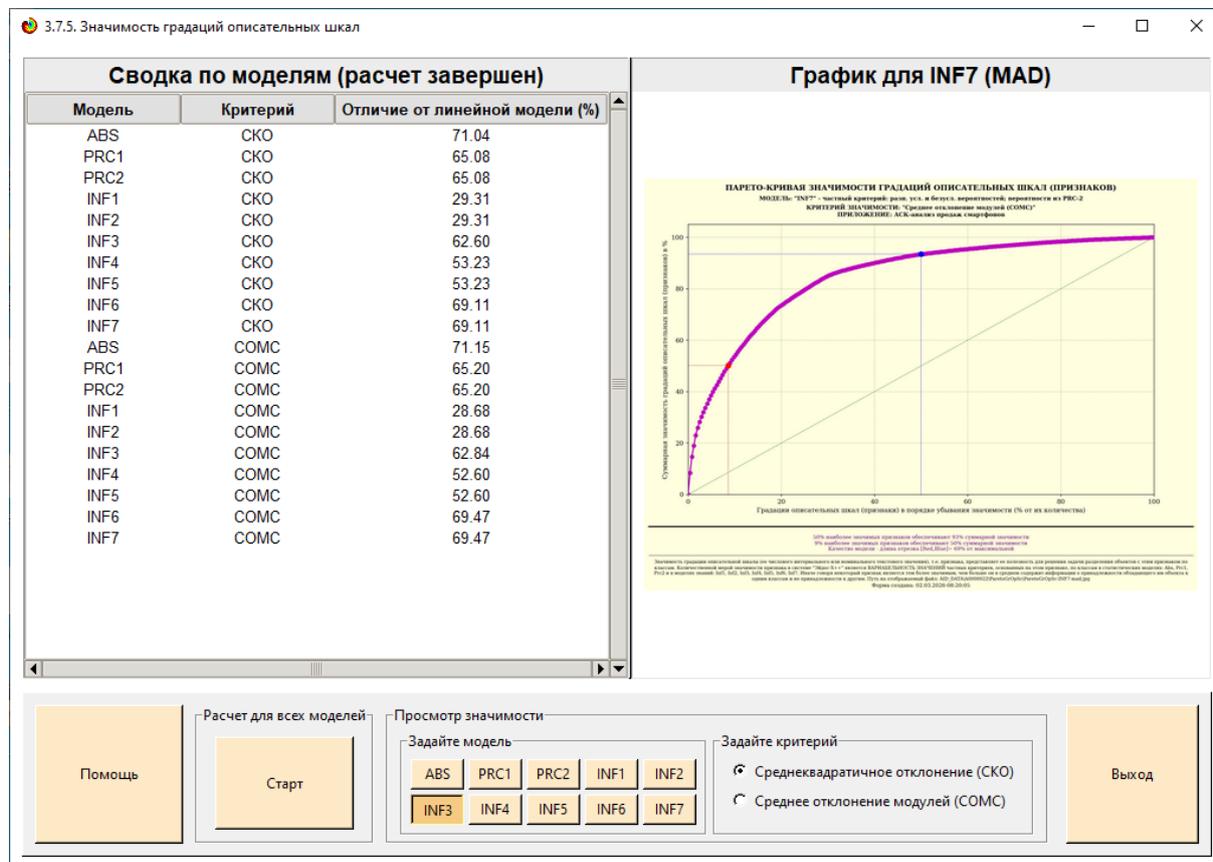


Рисунок 39. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей

Таблица 16 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3 (фрагмент)

num	num_p rc	kod_a tr	name_atr	kod_op sc	znach_a tr	zn_atr nit	znach_p rc	zn_prc nit
1,00	0,41	224,0 0	Units_Sold - 1/5-(1.0000000, 4.8000000]	7,00	35,41	35,41	8,42	8,42
2,00	0,82	228,0 0	Units_Sold - 5/5-(16.2000000, 20.0000000]	7,00	21,78	57,19	5,18	13,60
3,00	1,23	219,0 0	Price_USD - 1/5-(302.0000000, 541.6000000]	6,00	20,11	77,30	4,78	18,39
4,00	1,64	227,0 0	Units_Sold - 4/5-(12.4000000, 16.2000000]	7,00	16,60	93,91	3,95	22,33
5,00	2,05	225,0 0	Units_Sold - 2/5-(4.8000000, 8.6000000]	7,00	15,89	109,79	3,78	26,11
6,00	2,46	226,0 0	Units_Sold - 3/5-(8.6000000, 12.4000000]	7,00	14,02	123,81	3,33	29,45
7,00	2,87	223,0 0	Price_USD - 5/5-(1260.4000000, 1500.0000000]	6,00	13,02	136,83	3,10	32,54
8,00	3,28	222,0 0	Price_USD - 4/5-(1020.8000000, 1260.4000000]	6,00	11,99	148,83	2,85	35,40
9,00	3,69	210,0 0	Storage - 256GB	4,00	7,34	156,16	1,75	37,14
10,0 0	4,10 0	220,0 0	Price_USD - 2/5-(541.6000000, 781.2000000]	6,00	7,21	163,38	1,72	38,86

11,0 0	4,51	211,0 0	Storage - 512GB	4,00	6,93	170,31	1,65	40,51
12,0 0	4,92	242,0 0	Sale_Month - 4/5-(7.6000000, 9.8000000]	10,00	6,49	176,80	1,54	42,05
13,0 0	5,33	236,0 0	Payment_Method - Debit Card	9,00	6,36	183,15	1,51	43,56
14,0 0	5,74	221,0 0	Price_USD - 3/5-(781.2000000, 1020.8000000]	6,00	6,34	189,50	1,51	45,07

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Zpr_Inf3.xlsx

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 INF3

nu m	num_p rc	kod_op sc	name_opsc	n_grop sc	kodgr_m in	kodgr_m ax	znach_ os	zn_os nit	znach_p rc	zn_prc nit
1,00	9,09	7,00	Units_Sold	5,00	224,00	228,00	20,74	20,74	36,65	36,65
2,00	18,18	6,00	Price_USD	5,00	219,00	223,00	11,74	32,48	20,74	57,40
3,00	27,27	4,00	Storage	4,00	209,00	212,00	5,02	37,50	8,88	66,27
4,00	36,36	9,00	Payment_Met hod	5,00	234,00	238,00	4,40	41,90	7,77	74,05
5,00	45,45	10,00	Sale_Month	5,00	239,00	243,00	3,46	45,36	6,12	80,17
6,00	54,55	5,00	Color	6,00	213,00	218,00	3,23	48,59	5,71	85,88
7,00	63,64	1,00	Brand	10,00	1,00	10,00	2,68	51,27	4,73	90,61
8,00	72,73	3,00	Country	10,00	199,00	208,00	2,53	53,80	4,47	95,09
9,00	81,82	8,00	Customer_Rati ng	5,00	229,00	233,00	2,16	55,96	3,82	98,91
10,0 0	90,91	2,00	Model	188,00	11,00	198,00	0,62	56,58	1,09	100,00
11,0 0	100,00	11,00	Sale_Year	1,00	244,00	244,00	0,00	56,58	0,00	100,00

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\ZOS_Inf3.xlsx

Из таблицы 17 видно, что примерно 56% суммарного влияния на поведение объекта моделирования обусловлено уровнем ценой смартфона и количеством проданных экземпляров. Таким образом, два наиболее значимых фактора, т.е. 18% от всех факторов, обеспечивают примерно 56% суммарного влияния на объект 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 варибельности значений*

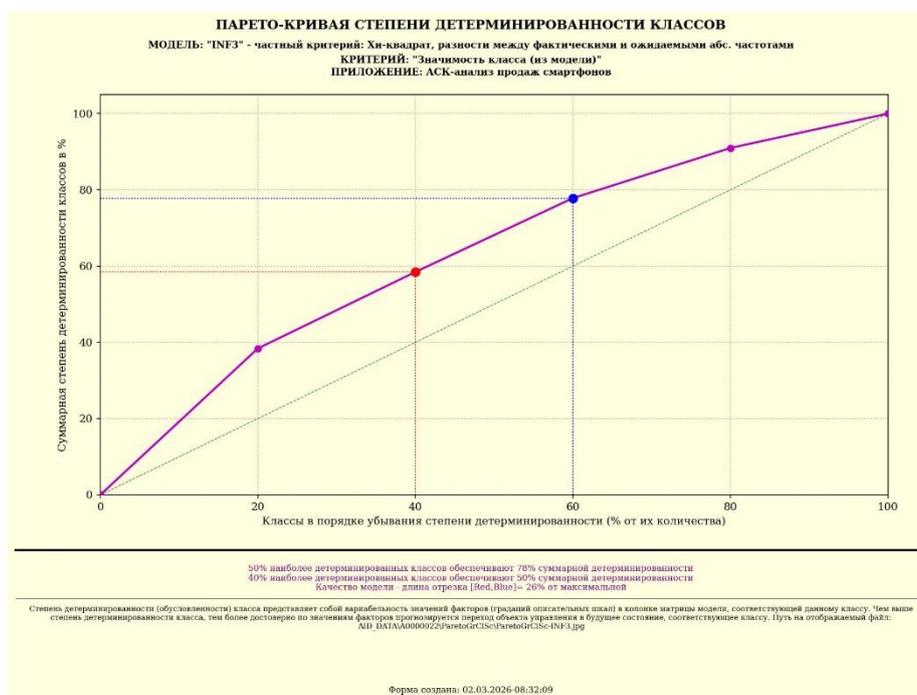
факторов (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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:



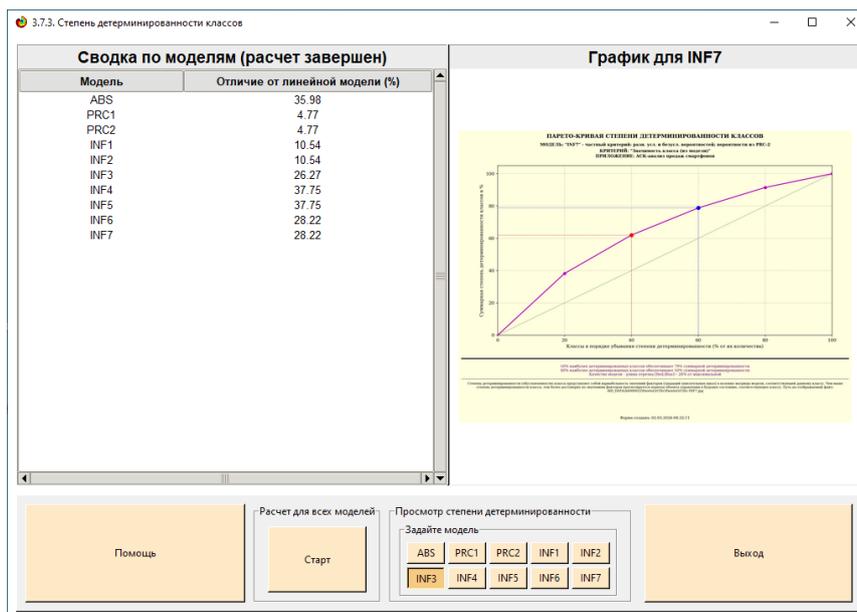


Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

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 имеет каждый класс. Степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

Например, 50% наиболее жестко детерминированных классов суммарно обеспечивают примерно 66% степень детерминированности, а 50% суммарной детерминированности обеспечивают 37% наиболее жестко детерминированных классов.

Таблица 18 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

num	num_prc	kod_cls	name_cls	kod_cls	znach_cls	zn_cls_nit	znach_prc	zn_prc_nit
1,0	20,00	1,00	[1]-REVENUE_USD-[1]-1/5-(302.0000000, 6173.6000000]	1,00	6,14	6,14	38,40	38,40
2,0	40,00	3,00	[1]-REVENUE_USD-[3]-3/5-(12045.2000000, 17916.8000000]	1,00	3,21	9,35	20,06	58,46
3,0	60,00	2,00	[1]-REVENUE_USD-[2]-2/5-(6173.6000000, 12045.2000000]	1,00	3,10	12,45	19,37	77,83
4,0	80,00	4,00	[1]-REVENUE_USD-[4]-4/5-(17916.8000000, 23788.4000000]	1,00	2,10	14,55	13,16	90,99
5,0	100,00	5,00	[1]-REVENUE_USD-[5]-5/5-(23788.4000000, 29660.0000000]	1,00	1,44	15,99	9,01	100,00

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Zk1_INF3.xlsx

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3. 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 результаты можно оценить как успешно решающие сформулированную в работе проблему и обеспечивающие достижение поставленной в работе цели. Эти результаты получены путем применения Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [25], на исходных данных которой они основаны. С другой стороны применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с методами, применяемыми в работе [25]. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

1. Возможность корректного построения сопоставимых системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих как лингвистические переменные, так и числовые переменные в различных единицах измерения.

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

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

Например, можно было бы исследовать в создаваемых системно-когнитивных моделях, и технологические, и природно-климатические факторы.

Рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (количество и качество различных видов продукции), но и в стоимостном выражении (прибыль и рентабельность, как общая по предприятию, так и в разрезе по видам продукции).

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами в этой области [1-49].

У желающих есть все возможности для изучения данной работы и для дальнейших исследований с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» на своем компьютере.

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №460. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

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

Также было изучено влияние параметров смартфонов на прибыль с продажи. На этой основе были успешно решены задачи идентификации, классификации и анализа моделируемой предметной области через исследование ее модели. В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, 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-X++" / 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 OIGYVB.

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 профиограмм 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.