

**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**

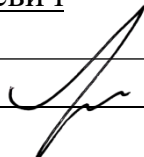
по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ востребованности профессий в сфере  
искусственного интеллекта и анализа данных»

Выполнил студент группы: ИТ32441 Кушнарченко Матвей Сергеевич

Допущен к защите \_\_\_\_\_

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

  
(подпись, расшифровка подписи)

Защищен \_\_\_\_\_

(дата)

Оценка \_\_\_\_\_

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 Кушнаренко Матвея Сергеевича  
курса 2 заочной формы обучения группы ИТ32441  
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»  
Наименование темы «АСК-анализ востребованности профессий в сфере  
искусственного интеллекта и анализа данных»

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор  
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

**Оценка качества выполнения курсовой работы**

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

Достоинства работы \_\_\_\_\_

Недостатки работы \_\_\_\_\_

Итоговая оценка при защите \_\_\_\_\_

Рецензент \_\_\_\_\_ (Е. В. Луценко)

«» 2026 г.

## РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 99 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) востребованности профессий в сфере искусственного интеллекта и анализа данных направлен на выявление и количественную оценку факторов, определяющих уровень срочности найма (*hiring\_urgency*), а также на исследование характера причинно-следственных взаимосвязей между характеристиками вакансий и востребованностью специалистов.

Целью курсовой работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа для оценки и прогнозирования востребованности профессий в области искусственного интеллекта и анализа данных на основе данных о вакансиях.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- проанализировать методы формирования обобщённых образов (классов) востребованности профессий (уровни Low, Medium, High срочности найма);
- выполнить идентификацию состояний вакансий с применением методов АСК-анализа;
- построить и исследовать когнитивную модель предметной области, отражающую влияние профессиональных характеристик (название должности, требуемые навыки, уровень опыта, образование, условия работы и др.) на уровень востребованности специалистов в сфере ИИ и Data Science.

## АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВОСТРЕБОВАННОСТИ ПРОФЕССИЙ В СФЕРЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И АНАЛИЗА ДАННЫХ

Кушнаренко Матвей Сергеевич  
Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Современный рынок труда в сфере информационных технологий характеризуется высокой динамикой и острой конкуренцией за квалифицированных специалистов в области искусственного интеллекта и анализа данных. Своевременное выявление уровня востребованности различных профессий (AI Engineer, Machine Learning Engineer, Data Scientist, Data Analyst и др.) напрямую влияет на качество подготовки кадров, корректировку образовательных программ университетов, эффективность карьерного ориентирования студентов и развитие кадрового потенциала компаний.

Основной задачей является обеспечение максимально точного и обоснованного прогнозирования уровня востребованности профессий (через показатель срочности найма — *hiring\_urgency*) на основе анализа большого количества факторов: требуемых навыков, уровня опыта, образования, условий труда, географии и характеристик работодателя.

В данной работе для анализа эмпирических данных о вакансиях предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий — интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример на реальных данных о более чем 1900 вакансиях. Этот пример содержит множество разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в задачах анализа рынка труда, прогнозирования востребованности ИИ-специалистов, выработки рекомендаций по актуализации образовательных программ и научного обоснования механизмов причинно-следственных связей между характеристиками профессий и их востребованностью на рынке.

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

## AUTOMATED SYSTEMIC-COGNITIVE ANALYSIS OF JOB MARKET DEMAND FOR PROFESSIONS IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND DATA SCIENCE

Kushnarenko Matvey Sergeevich  
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

The modern labor market in the information technology sector is characterized by high dynamism and intense competition for qualified specialists in artificial intelligence and data science. Timely assessment of the demand for various professions (such as AI Engineer, Machine Learning Engineer, Data Scientist, Data Analyst, and others) has a direct impact on the quality of personnel training, the adjustment of university curricula, the effectiveness of student career guidance, and the development of companies' human resource potential.

The primary objective of this study is to ensure highly accurate and well-grounded forecasting of the demand level for these professions — measured through the hiring urgency indicator (*hiring\_urgency*) — based on the comprehensive analysis of numerous factors, including required skills, experience level, educational qualifications, working conditions, geographic location, and employer characteristics.

This paper proposes the use of Automated Systemic-Cognitive Analysis (ASCA) and its software toolkit — the intelligent system “Eidos” — for the analysis of empirical vacancy data. A detailed numerical example is provided based on real data from more than 1,900 job postings. This example includes a wide range of informative tabular and graphical outputs and can be used as a methodological case study for teaching the application of ASCA and the “Eidos” system in labor market research, forecasting the demand for AI specialists, developing recommendations for updating educational programs, and scientifically substantiating the cause-and-effect relationships between job characteristics and the actual market demand for these professions.

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

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ) .....</b>	<b>8</b>
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.....	9
<b>2. METHODS (МЕТОДЫ) .....</b>	<b>10</b>
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ .....	10
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ .....	11
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ .....	11
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	13
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ .....	20
<b>3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....</b>	<b>23</b>
3.1. <b>Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ     ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ .....</b>	<b>23</b>
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. <b>Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ .....</b>	<b>25</b>
3.2.1. <i>Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....</i>	<i>25</i>
3.2.2. <i>Конкретное решение задачи в данной работе .....</i>	<i>26</i>
3.3. <b>Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ.     МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....</b>	<b>32</b>
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. <b>Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ .....</b>	<b>45</b>
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. <b>Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ .....</b>	<b>49</b>
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. <b>Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ .....</b>	<b>50</b>
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
<b>3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ</b> .....	<b>58</b>
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ .....	58
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	58
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос» .....	59
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» .....	60
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	60
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос» .....	64
<b>3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ</b> .....	<b>64</b>
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы) .....	64
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	64
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	64
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	67
3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	67
3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	67
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал .....	69
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	69
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	69
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	70
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	70
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	72
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	73
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	73
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	74
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	75
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	75
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	75
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения) .....	78
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	78
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	78
3.8.9. Когнитивные функции .....	80

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	80
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	81
<i>3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций .....</i>	<i>84</i>
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	84
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	85
<i>3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал .....</i>	<i>88</i>
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	88
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	89
<b>4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....</b>	<b>91</b>
<b>5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ) .....</b>	<b>92</b>
<b>REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА) .....</b>	<b>93</b>

## 1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

### 1.1. Описание исследуемой предметной области

Современный рынок труда в сфере искусственного интеллекта и анализа данных сталкивается с острой проблемой дефицита квалифицированных специалистов. Эффективность мониторинга и прогнозирования востребованности профессий напрямую влияет на качество подготовки кадров, актуальность образовательных программ университетов, эффективность карьерного ориентирования студентов и конкурентоспособность компаний.

Основной задачей специалистов в области анализа рынка труда, образовательных технологий и HR-аналитики является обеспечение максимально раннего и точного выявления уровня востребованности различных ИИ-специальностей, а также прогнозирования динамики спроса с минимальными ресурсными затратами на мониторинг вакансий.

Процесс формирования востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных отличается высокой сложностью и зависит от множества взаимосвязанных факторов. Ключевыми среди них выступают: название должности, требуемый уровень опыта и образования, набор технических навыков (Python, SQL, Machine Learning, Deep Learning, Cloud и др.), формат занятости (удалённый, гибридный, офисный), размер и отрасль компании, географическое расположение, предлагаемый уровень заработной платы, а также срочность найма. Кроме того, существенное влияние оказывают год публикации вакансии и текущее состояние экономики, что приводит к значительной вариативности спроса на разные профессии и квалификационные уровни.

Одной из ключевых проблем в данной предметной области является необходимость оперативного выявления профессий и квалификационных профилей, находящихся в зоне высокого спроса, на этапе, когда образовательные учреждения и соискатели могут своевременно адаптироваться к изменениям рынка. Оценка востребованности включает идентификацию наиболее значимых факторов спроса, анализ их влияния, прогнозирование вероятности высокой срочности найма (*hiring\_urgency*) и выработку рекомендаций по корректировке образовательных программ.

В условиях высокой многофакторности и динамичности рынка традиционные методы анализа (экспертные опросы, простая статистика, ручной мониторинг вакансий) часто оказываются недостаточно точными и оперативными. Это приводит к запаздыванию в обновлении учебных планов, несоответствию компетенций выпускников требованиям рынка и усилению кадрового дефицита в наиболее востребованных областях искусственного интеллекта.

Для решения этих задач активно применяются современные подходы, основанные на анализе больших данных о вакансиях, моделировании причинно-следственных связей и использовании методов искусственного интеллекта, включая нейронные сети, деревья решений, метод опорных векторов, а также гибридные интеллектуальные технологии. Особое место среди них занимает Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ). Важную роль играют интеллектуальные системы поддержки принятия решений, позволяющие визуализировать сложные взаимосвязи между характеристиками вакансий и уровнем их востребованности.

Таким образом, исследуемая предметная область представляет собой совокупность процессов и факторов, связанных с идентификацией, прогнозированием и управлением востребованностью профессий в сфере искусственного интеллекта и анализа данных в условиях высокой динамики рынка и ограниченности ресурсов для постоянного мониторинга. Повышение точности такой оценки позволяет своевременно корректировать образовательные программы, улучшать карьерные траектории студентов, снижать кадровый дефицит и способствовать устойчивому развитию отрасли искусственного интеллекта.

## **1.2. Объект и предмет исследования**

Объект исследования — система факторов, характеризующих вакансии в сфере искусственного интеллекта и анализа данных, определяющая уровень востребованности соответствующих профессий.

Предмет исследования — выявление и количественная оценка причинно-следственных взаимосвязей между комплексом характеристик вакансий и уровнем их востребованности (измеряемым через показатель срочности найма — `hiring_urgency`: Low, Medium, High).

Ключевыми факторами (описательными признаками) выступают: название профессии (`job_title`), уровень опыта (`experience_level`), стаж работы (`years_experience`), уровень образования (`education_level`), наличие ключевых навыков (Python, SQL, Machine Learning, Deep Learning, Cloud), формат работы (`remote_type`), размер компании (`company_size`), отрасль компании (`company_industry`), страна (`country`), предлагаемый уровень заработной платы (`salary`) и другие характеристики вакансии.

## **1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность**

Современный рынок труда и система подготовки кадров в сфере информационных технологий функционируют в условиях высокой динамики требований к компетенциям специалистов искусственного интеллекта и анализа данных.

Основная проблема заключается в недостаточном понимании того, какие именно характеристики вакансий и их сочетания вносят решающий вклад в повышение уровня востребованности профессий (переход из категории «низкая» в категории «средняя» и «высокая» срочность найма). В условиях острого кадрового дефицита в области ИИ компании и университеты, которые не уделяют должного внимания системному анализу факторов спроса, рискуют столкнуться с запаздыванием в подготовке специалистов, несоответствием компетенций выпускников реальным потребностям рынка, ростом затрат на переобучение и снижением конкурентоспособности как отдельных специалистов, так и целых отраслей.

Актуальность исследования обусловлена несколькими ключевыми факторами. Во-первых, спрос на специалистов в сфере искусственного интеллекта и анализа данных демонстрирует устойчивый рост в последние годы. Во-вторых, современный рынок труда характеризуется высокой скоростью технологических изменений, появлением новых инструментов и методологий, что порождает новые, ранее не изученные комбинации требований к навыкам и квалификациям. В-третьих, своевременное выявление профессий и профилей высокой востребованности и оперативная корректировка образовательных программ напрямую влияют на качество подготовки кадров, карьерные возможности выпускников и эффективность развития отрасли искусственного интеллекта в целом.

#### **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 инструментарии – системе «Эйдос» в настоящее время практически нет [1-4].

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен *проф.Е.В.Луценко* в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов<sup>1</sup> 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 слов<sup>2</sup>.*

*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;

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

<sup>2</sup> [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)

- 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](#)<sup>3</sup> [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США<sup>4</sup>.

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 8 докторских диссертациях по экономическим, техническим, биологическим наукам и в 8 кандидатских диссертациях по экономическим, техническим, психологическим и медицинским наукам, еще несколько докторских и кандидатских диссертаций 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»<sup>5</sup>. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении, по крайней мере, трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуре научных специальностей ВАК РФ<sup>6</sup>). 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:

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

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

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

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

- 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](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf).

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

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

#### **2.4. Система «Эйдос» – инструментарий АСК-анализа**

Конечно, на системе «Эйдос» как говорят «Свет клином не сошелся». Существует много очень достойных систем искусственного интеллекта. Чтобы лично убедиться в этом достаточно самостоятельно осуществить поиск в Internet, просто посмотреть файлы: [NCKR-1](#), [NCKR-2](#), [NCKR-3](#), [NCKR-4](#) или пройти по ссылкам: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/dotnet/machine-learning/how-does-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»:

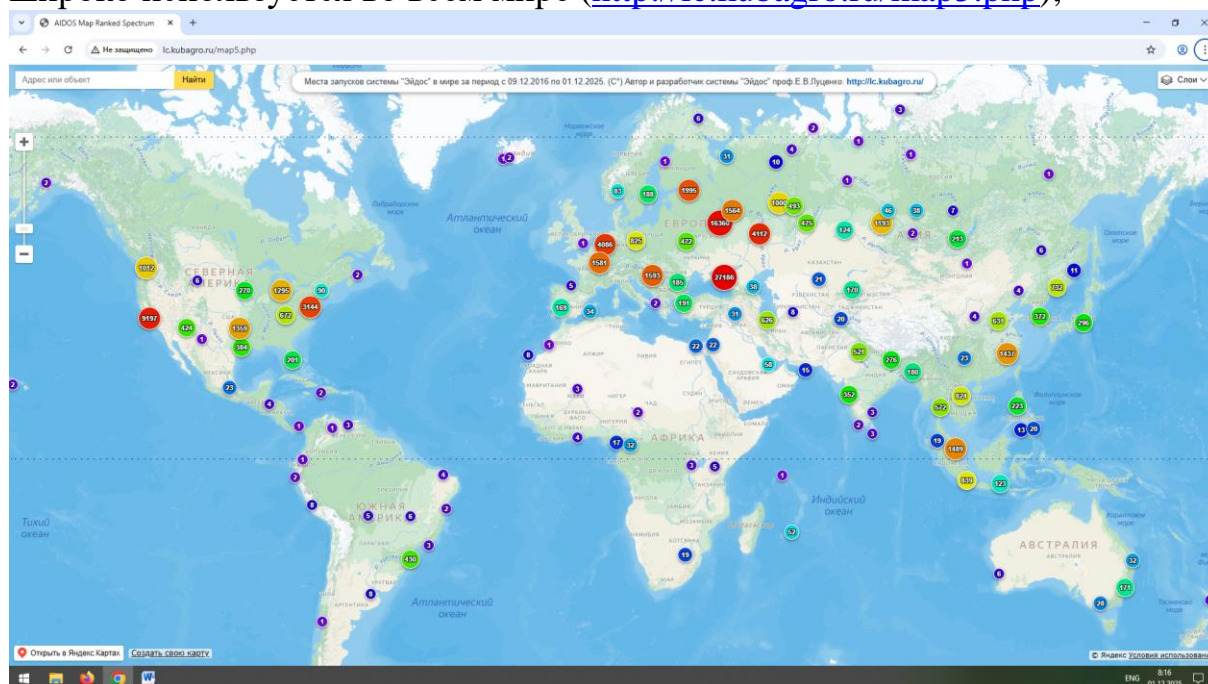
- содержит большое количество интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 392, соответственно: [http://lc.kubagro.ru/Source\\_data\\_applications/WebAppls.htm](http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm)) ([http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf), [http://lc.kubagro.ru/Presentation\\_LutsenkoEV.pdf](http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf));

- находится в полном открытом бесплатном доступе ([http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm)), причем с актуальными исходными текстами ([http://lc.kubagro.ru/\\_AidosALL.txt](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](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](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 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, 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](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf));

- хорошо имитирует человеческий стиль мышления и является инструментом познания: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции, если эти эксперты уже есть, а если их еще нет, то она все равно дает верные результаты познания, что будет признано будущими экспертами, когда они появятся;

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить те данные, которые есть, и, тем самым, преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для принятия решений и управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

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

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

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

**В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:**

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

на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен [акт внедрения](#) на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см.2-й акт).

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

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке [Аляска-1.9](#) + [Экспресс++](#) + библиотека для работы с Internet xh2net. 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 xh2net 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-приложения](#)<sup>7</sup>

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

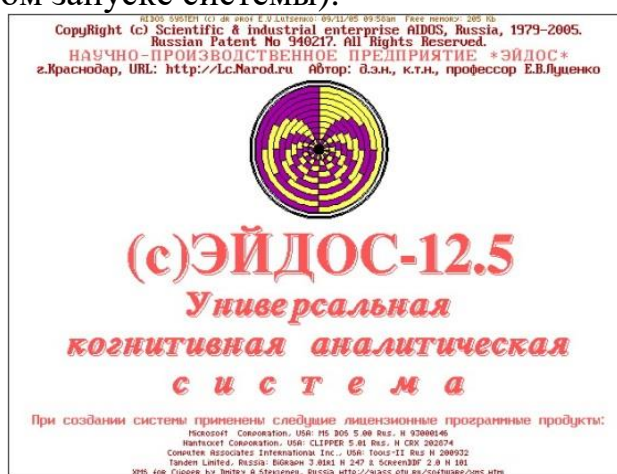
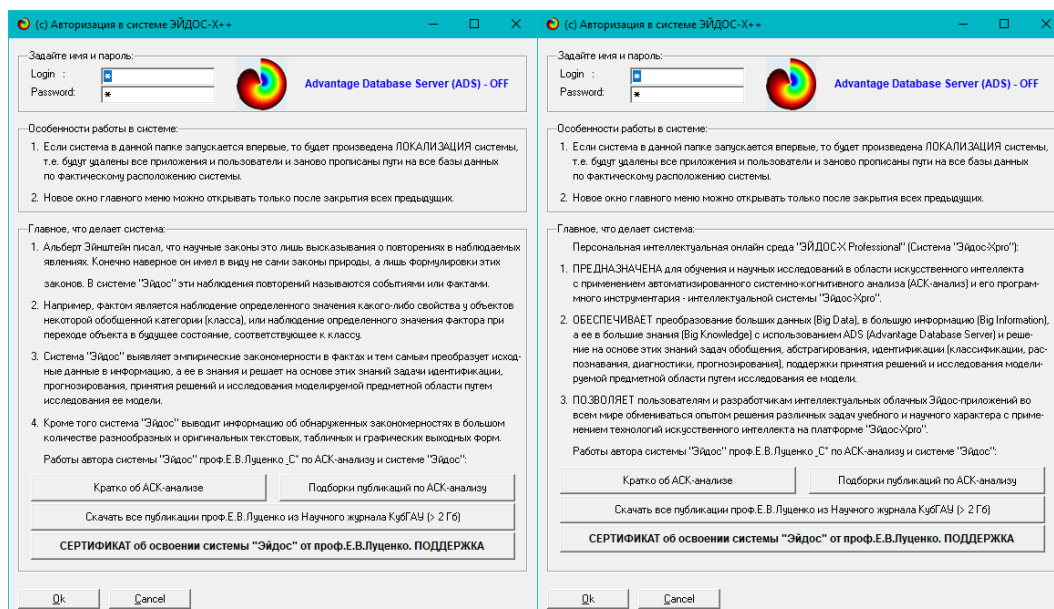
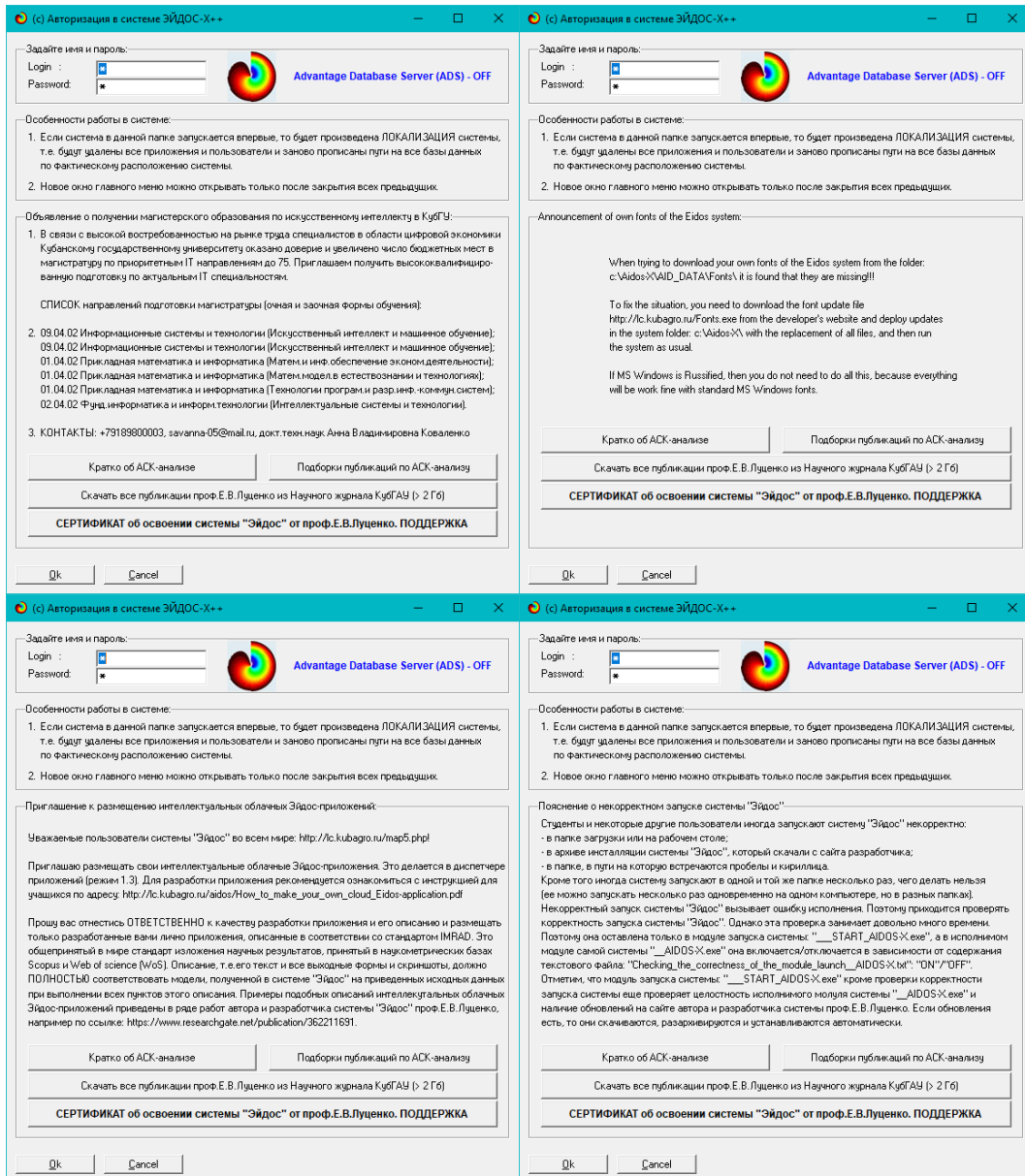


Рисунок 1. Титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос» (до 2012 года)<sup>8</sup>



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

<sup>8</sup> [http://lc.kubagro.ru/pic/aidos\\_titul.jpg](http://lc.kubagro.ru/pic/aidos_titul.jpg)



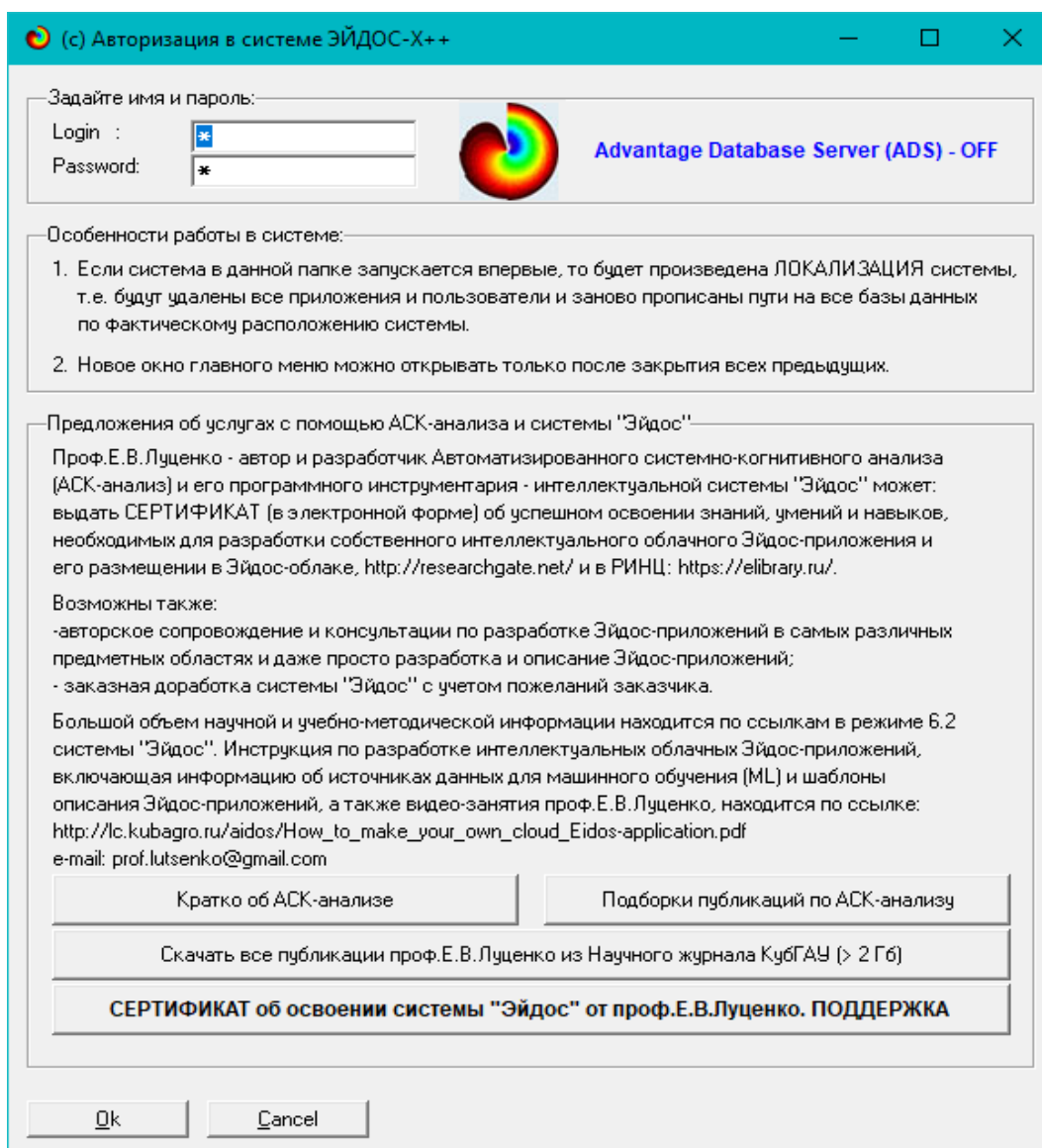


Рисунок 2. Титульные видеogramмы версии системы «Эйдос» на xBase++

## 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;

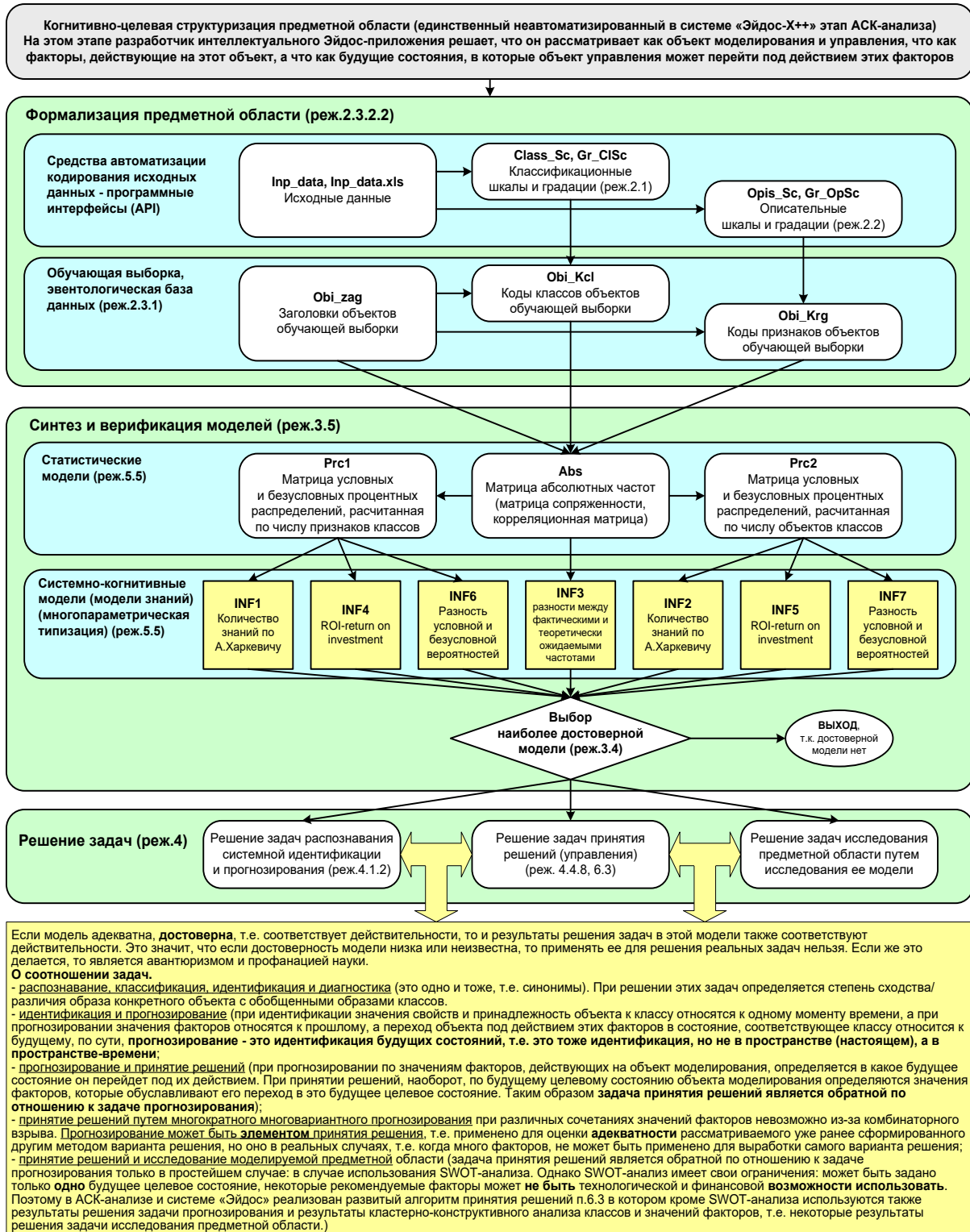
8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

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/sohaibdevv/ai-and-data-science-job-market-2025-2026>.

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 система факторов учебной нагрузки и образа жизни студентов, определяющая уровень риска нарушения психического здоровья и выгорания. В качестве описательных факторов рассматриваются демографические характеристики, показатели учебной нагрузки и параметры образа жизни студентов (таблица 1), а в качестве результата действия этих факторов — уровень риска нарушения психического здоровья и выгорания (низкий, средний, высокий). (таблица 2):

**Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)**

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	job_title
2	company_size
3	company_industry
4	country
5	remote_type
6	experience_level
7	years_experience
8	education_level
9	skills_python
10	skills_sql
11	skills_ml
12	skills_deep_learning
13	skills_cloud
14	salary
15	job_posting_month
16	job_posting_year
17	job_openings

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Opis\_Sc.xlsx

**Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)**

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	hiring_urgency

*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 учебной нагрузки и образа жизни студентов на риск нарушения психического здоровья и выгорания**

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
job_id	job_title	company_size	company_industry	country	remote_type	experience_level	years_experience	education_level	skills_python	skills_sql	skills_ml	skills_deep_learning	skills_cloud	salary	job_posting_month	job_posting_year	job_openings	hiring_urgency
1	AI Engineer	Startup	Retail	Canada	Remote	Senior	2	Master	0	0	0	1	0	158322	6	2024	4	Low
2	Machine Learning Engineer	MNC	Technology	Australia	Hybrid	Mid	0	Bachelor	1	1	1	0	0	163666	11	2026	9	High
3	Machine Learning Engineer	MNC	Technology	Germany	Onsite	Mid	14	Master	1	0	1	0	1	158556	3	2026	9	High
4	Business Analyst	Startup	Healthcare	Germany	Remote	Mid	9	Master	0	1	0	1	1	95775	3	2025	7	High
5	Data Scientist	MNC	Healthcare	Germany	Hybrid	Mid	5	Master	1	1	1	0	0	11873	12	2021	2	Low
6	Machine Learning Engineer	Medium	Technology	Australia	Onsite	Senior	6	Master	1	0	1	1	0	165878	5	2021	2	High
7	Data Scientist	MNC	Technology	Germany	Remote	Entry	14	Bachelor	0	0	0	0	0	67027	8	2026	8	High
8	Data Analyst	Enterprise	Finance	UK	Onsite	Entry	4	PhD	1	0	1	0	1	78392	8	2023	7	High
9	Machine Learning Engineer	Startup	Education	Canada	Onsite	Mid	2	PhD	0	0	0	0	0	123840	5	2021	3	Low
10	Data Engineer	Enterprise	Retail	USA	Onsite	Senior	9	Master	1	0	0	0	0	112408	4	2024	7	High
11	AI Engineer	Medium	E-commerce	Singapore	Onsite	Entry	10	PhD	0	1	0	1	0	103157	12	2021	3	Medium
12	Machine Learning Engineer	Startup	Education	USA	Remote	Mid	13	Master	0	1	0	1	0	142392	1	2020	6	High
13	Data Analyst	Medium	Finance	Germany	Remote	Entry	6	PhD	1	1	0	0	0	55663	11	2025	5	Low
14	Data Scientist	MNC	Finance	Australia	Remote	Mid	6	Master	1	0	0	0	0	90698	1	2021	8	High
15	Machine Learning Engineer	MNC	Education	Singapore	Remote	Entry	2	Bachelor	1	1	1	0	0	135535	7	2023	6	Low
16	Data Analyst	MNC	Retail	USA	Onsite	Mid	3	Bachelor	1	1	1	0	0	114339	11	2025	1	Low
17	Business Analyst	Enterprise	Technology	Germany	Onsite	Senior	2	Master	0	0	1	1	0	133680	1	2026	4	High
18	Machine Learning Engineer	MNC	Finance	UK	Remote	Entry	6	Master	0	1	1	0	0	122049	1	2025	9	High
19	AI Engineer	Startup	E-commerce	UK	Onsite	Entry	2	Bachelor	0	1	1	0	0	116197	8	2020	8	High
20	AI Engineer	Enterprise	Finance	Germany	Hybrid	Mid	13	PhD	0	0	0	0	0	122869	3	2024	2	Medium
21	Data Scientist	MNC	Finance	Germany	Remote	Mid	3	Bachelor	1	1	1	0	0	109735	1	2023	1	Low
22	Data Analyst	Enterprise	Education	Singapore	Hybrid	Mid	5	Master	1	0	0	1	1	98983	1	2023	2	Low
23	Data Scientist	Startup	Technology	Canada	Onsite	Senior	0	Bachelor	1	1	1	0	0	121060	8	2024	5	Low
24	Data Scientist	Medium	E-commerce	Singapore	Onsite	Entry	12	PhD	0	1	0	0	0	63319	2	2020	3	Medium
25	Machine Learning Engineer	Enterprise	Education	India	Onsite	Mid	14	Master	1	0	1	0	0	125784	8	2020	2	Medium
26	Data Scientist	Enterprise	Education	Singapore	Remote	Mid	9	PhD	0	1	0	1	0	92992	4	2024	7	High
27	AI Engineer	Startup	Education	Australia	Onsite	Senior	11	PhD	1	1	1	0	0	154146	9	2021	6	Medium
28	Data Engineer	Startup	Education	India	Hybrid	Mid	3	Bachelor	1	1	0	1	0	88124	12	2023	5	Low
29	AI Engineer	Startup	Technology	Australia	Remote	Mid	2	PhD	0	1	0	0	0	140635	10	2025	2	High
30	Data Analyst	Startup	Retail	Germany	Hybrid	Senior	4	Master	1	0	1	0	0	11931	5	2020	9	High
31	Machine Learning Engineer	Medium	Finance	Singapore	Hybrid	Mid	8	Master	1	0	0	0	0	129662	5	2025	7	High
32	Business Analyst	Enterprise	Retail	Germany	Hybrid	Senior	5	Bachelor	0	0	1	0	0	127141	4	2024	1	High
33	AI Engineer	MNC	Healthcare	India	Remote	Senior	13	Bachelor	1	0	0	1	1	182849	4	2026	6	Medium
34	Machine Learning Engineer	Medium	Retail	India	Remote	Entry	3	Bachelor	1	1	1	0	0	119087	11	2023	1	Low
35	AI Engineer	Medium	Retail	Germany	Remote	Entry	2	Bachelor	0	0	1	1	0	103913	11	2023	1	Low
36	Business Analyst	Startup	Healthcare	Singapore	Hybrid	Mid	2	Bachelor	1	0	0	0	0	86748	10	2021	8	High
37	Machine Learning Engineer	Medium	Healthcare	UK	Remote	Senior	4	Master	1	0	0	0	0	145728	5	2024	4	Low
38	Data Scientist	MNC	Healthcare	Canada	Remote	Senior	2	Bachelor	0	0	1	1	0	138006	11	2023	8	High
39	Data Scientist	Enterprise	E-commerce	Singapore	Remote	Senior	13	Bachelor	0	0	1	1	0	136365	11	2022	9	High
40	Data Scientist	MNC	Technology	Canada	Remote	Senior	6	Bachelor	1	1	0	0	0	145486	5	2024	3	Low
41	Data Analyst	MNC	Finance	Germany	Onsite	Entry	6	Bachelor	1	0	0	0	0	71541	10	2024	7	High
42	Data Analyst	Enterprise	E-commerce	UK	Onsite	Mid	11	PhD	0	1	1	1	0	101542	8	2021	6	High
43	Data Scientist	Retail	India	Hybrid	Entry	4	Bachelor	0	0	0	0	0	0	78365	6	2020	3	High
44	Data Scientist	Startup	Technology	Germany	Hybrid	Senior	12	PhD	1	1	0	0	0	106268	2	2023	3	Medium
45	Data Engineer	Medium	Technology	Germany	Remote	Senior	6	Bachelor	0	0	0	0	0	121214	12	2020	9	High
46	Data Scientist	MNC	Finance	Australia	Remote	Mid	11	Master	0	0	1	0	0	94179	6	2024	6	Medium
47	Data Analyst	MNC	E-commerce	Germany	Onsite	Entry	1	Bachelor	0	0	0	0	0	139588	6	2025	1	Low
48	Data Analyst	MNC	Finance	UK	Hybrid	Mid	7	Bachelor	1	1	1	1	0	130539	12	2024	2	High
49	Data Scientist	Retail	Healthcare	Australia	Remote	Entry	0	Bachelor	0	0	0	0	0	9334	6	2021	3	Low
50	Data Analyst	MNC	E-commerce	Singapore	Remote	Mid	7	Master	1	1	0	0	0	91015	1	2025	7	High
51	Data Scientist	Medium	Finance	UK	Remote	Mid	8	PhD	1	0	0	0	0	7163	9	2022	5	Medium
52	Data Scientist	Startup	Education	Germany	Remote	Entry	4	PhD	0	0	0	0	0	48909	10	2022	6	High
53	Data Scientist	Startup	Education	USA	Hybrid	Entry	12	PhD	0	0	1	1	0	63419	8	2026	8	High
54	Machine Learning Engineer	Medium	Healthcare	Australia	Hybrid	Senior	1	PhD	1	0	1	0	0	171544	6	2026	9	High
55	Business Analyst	Startup	Education	India	Onsite	Senior	5	PhD	1	1	1	1	0	143017	11	2022	4	Low
56	Machine Learning Engineer	MNC	Finance	Australia	Remote	Senior	6	Master	1	0	0	0	0	155137	8	2020	4	High
57	Machine Learning Engineer	MNC	Technology	Australia	Remote	Mid	4	Master	1	1	1	0	0	151264	6	2024	1	Low

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

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

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S
job_id	job_title	company_size	company_industry	country	remote_type	experience_level	years_experience	education_level	skills_python	skills_sql	skills_ml	skills_deep_learning	skills_cloud	salary	job_posting_month	job_posting_year	job_openings	hiring_urgency
1	AI Engineer	Startup	Retail	Canada	Remote	Senior	2	Master	0	0	0	1	0	158322	6	2024	4	Low
2	Machine Learning Engineer	MNC	Technology	Australia	Hybrid	Mid	0	Bachelor	1	1	1	0	0	163666	11	2026	9	High
3	Machine Learning Engineer	MNC	Technology	Germany	Onsite	Mid	14	Master	1	0	1	0	1	158556	3	2026	9	High
4	Business Analyst	Startup	Healthcare	Germany	Remote	Mid	9	Master	0	1	0	1	1	95775	3	2025	7	High
5	Data Scientist	MNC	Healthcare	Germany	Hybrid	Mid	5	Master	1	1	1	0	0	11873	12	2021	2	Low
6	Machine Learning Engineer	Medium	Technology	Australia	Onsite	Senior	6	Master	1	0	1	1	0	165878	5	2021	2	High
7	Data Scientist	MNC	Technology	Germany	Remote	Entry	14	Bachelor	0	0	0	0	0	67027	8	2026	8	High
8	Data Analyst	Enterprise	Finance	UK	Onsite	Entry	4	PhD	1	0	1	0	1	78392	8	2023	7	High
9	Machine Learning Engineer	Startup	Education	Canada	Onsite	Mid	2	PhD	0	0	0	0	0	123840	5	2021	3	Low
10	Data Engineer	Enterprise	Retail	USA	Onsite	Senior	9	Master	1	0	0	0	1	112408	4	2024	7	High
11	AI Engineer	Medium	E-commerce	Singapore	Onsite	Entry	10	PhD	0	1	0	1	0	103157	12	2021	3	Medium
12	Machine Learning Engineer	Startup	Education	USA	Remote	Mid	13	Master	0	1	0	1	0	142392	1	2020	9	High
13	Data Analyst	Medium	Finance	Germany	Remote	Entry	6	PhD	1	1	0	0	0	55663	11	2025	5	Low
14	Data Scientist	MNC	Finance	Australia	Remote	Mid	6	Master	1	0	0	0	0	90698	1	2021	8	High
15	Machine Learning Engineer	MNC	Education	Singapore	Remote	Entry	2	Bachelor	1	1	0	1	0	135535	7	2023	6	Low
16	Data Analyst	MNC	Retail	USA	Onsite	Mid	3	Bachelor	1	1	1	0	0	114339	11	2025	1	Low
17	Business Analyst	Enterprise	Technology	Germany	Onsite	Senior	2	Master	0	0	1	1	0	133680	1	2026	4	High
18	Machine Learning Engineer	MNC	Finance	UK	Remote	Entry	6	Master	0	1	1	0	0	122049	1	2025	9	High
19	AI Engineer	Startup	E-commerce	UK	Onsite	Entry	2	Bachelor	0	1	1	0	0	116197	8	2020	8	High
20	AI Engineer	Enterprise	Finance	Germany	Hybrid	Mid	13	PhD	0	0	0	0	0	122869	3	2024	2	Medium
21	Data Scientist	MNC	Finance	Germany	Remote	Mid	3	Bachelor	1	1	1	0	0	109735	1	2023	1	Low
22	Data Analyst	Enterprise	Education	Singapore	Hybrid	Mid	5	Master	1	0	0	1	1	98983	1	2023	2	Low
23	Data Scientist	Startup	Technology	Canada	Onsite	Senior	0	Bachelor	1	1	1	0	0	121060	8	2024	5	Low
24	Data Scientist	Medium	E-commerce	Singapore	Onsite	Entry	12	PhD	0	1	0	0	0	63319	2	2020	3	Medium
25	Machine Learning Engineer	Enterprise	Education	India	Onsite	Mid	14	Master	1	0	1	0	1	125784	8	2020	2	Medium
26	Data Scientist	Enterprise	Education	Singapore	Remote	Mid	9	PhD	0	1	0	1	0	92992	4	2024	7	High
27	AI Engineer	Startup	Education	Australia	Onsite	Senior	11	PhD	1	1	1	0	0	154146	9	2021	6	Medium
28	Data Engineer	Startup	Education	India	Hybrid	Mid	3	Bachelor	1	1	0	1	0	88124	12	2023	5	Low
29	AI Engineer	Startup	Technology	Australia	Remote	Mid	2	PhD	0	1	1	1	0	140635	10	2025	2	High
30	Data Analyst	Startup	Retail	Germany	Hybrid	Senior	4	Master	1	0	1	0	0	11931	5	2020	9	High
31	Machine Learning Engineer	Medium	Finance	Singapore	Hybrid	Mid	8	Master	1	0	0	0	0	129662				

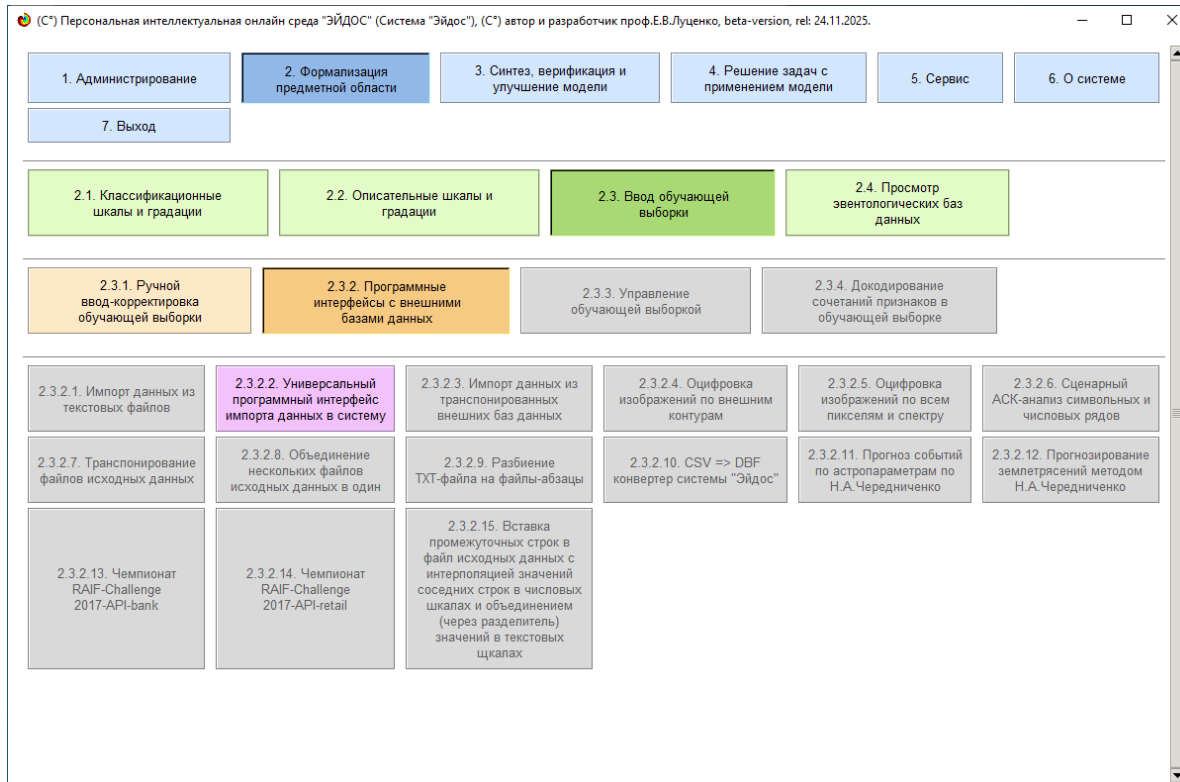
Таблица 4 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одну вакансию, всего их 3000;
- каждое наблюдение описывается одновременно двумя способами: с одной стороны — значениями факторов, характеризующих вакансию (лингвистические и числовые переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны — результатом действия этих факторов, выраженным в классификационной шкале (жёлтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией», а модель представления знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;
  - столбец `hiring_urgency` — это классификационная шкала, описывающая уровень востребованности вакансии и принимающая три значения: Low (низкая срочность найма), Medium (средняя) и High (высокая срочность найма). В настоящем исследовании используется только одна классификационная шкала;
  - остальные столбцы — это описательные шкалы, формализующие характеристики вакансии. Они имеют числовой и текстовый тип, а их градациями являются как лингвистические (например, `experience_level`, `remote_type`, `company_size`), так и числовые переменные (например, `years_experience`, `salary`, `job_openings`).
  - 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.

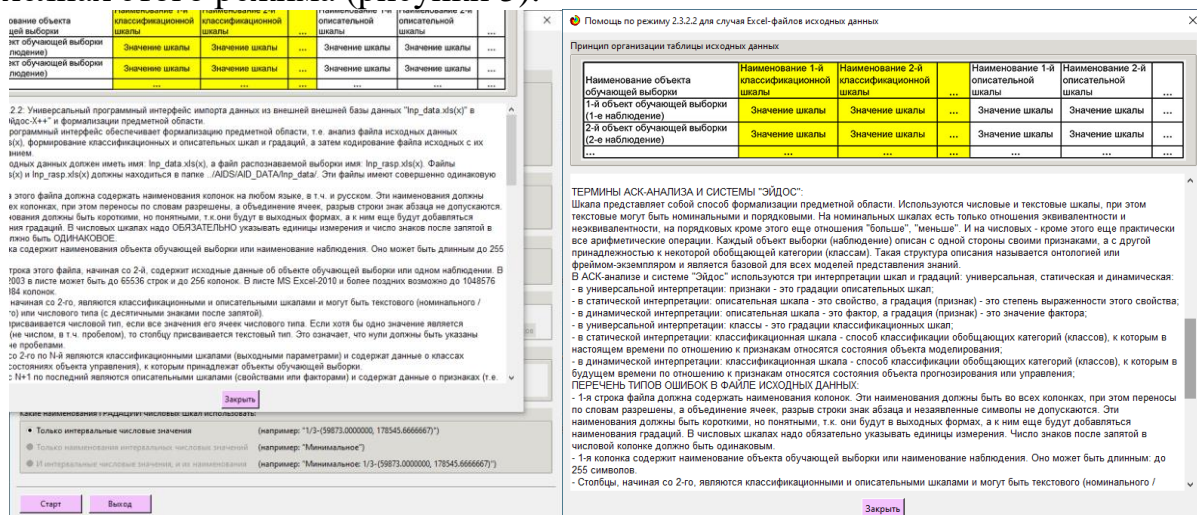
В системе «Эйдос» есть 6 основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Возможна обработка и других видов данных (например, данных землетрясений, ЭЭГ, 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**

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

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



**Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»**

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

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp\_data":

XLS - MS Excel-2003

XLSX - MS Excel-2007(2010)

DBF - DBASE IV (DBF/NTX)

CSV => DBF конвертер

Задайте параметры:

Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

Создавать БД средних по классам "Inp\_davr.dbf"?

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте режим:

Формализации предметной области (на основе "Inp\_data")

Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp\_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

Равные интервалы с разным числом наблюдений

Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp\_data":

Не применять сценарный метод АСК-анализа  Применить сценарный метод АСК-анализа

Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов  Применить спец.интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp\_data":

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

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

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

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

## 2.3.2.2. Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

**ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (Равное число событий в интервалах)**

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [3 классов x 62 признаков]

Тип	Количество	Суммарное количество	Среднее количество	Количество	Суммарное	Среднее
Числовые	0	0	0.00	10	30	3.00
Текстовые	1	3	3.00	7	32	4.57
ВСЕГО:	1	3	3.00	17	62	3.65

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

**ПАРАМЕТРЫ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ**

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

**КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА:** код: [ 1 ], назм.: "HIRING\_URGENCY", тип шкалы/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

- Наим.градации: 1/3-High, факт.число наблюдений на градации: 1573
- Наим.градации: 2/3-Low, факт.число наблюдений на градации: 746
- Наим.градации: 3/3-Medium, факт.число наблюдений на градации: 680

-----

**ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА:** код: [ 1 ], назм.: "JOB\_TITLE", тип шкалы/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/6

- Наим.градации: 1/6-AI Engineer, факт.число наблюдений на градации: 508
- Наим.градации: 2/6-Business Analyst, факт.число наблюдений на градации: 541
- Наим.градации: 3/6-Data Analyst, факт.число наблюдений на градации: 492
- Наим.градации: 4/6-Data Engineer, факт.число наблюдений на градации: 470
- Наим.градации: 5/6-Data Scientist, факт.число наблюдений на градации: 504
- Наим.градации: 6/6-Machine Learning Engineer, факт.число наблюдений на градации: 484

-----

**ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА:** код: [ 2 ], назм.: "COMPANY\_SIZE", тип шкалы/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/4

- Наим.градации: 1/4-Enterprise, факт.число наблюдений на градации: 729
- Наим.градации: 2/4-Medium, факт.число наблюдений на градации: 764
- Наим.градации: 3/4-MNC, факт.число наблюдений на градации: 759
- Наим.градации: 4/4-Startup, факт.число наблюдений на градации: 747

-----

**ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА:** код: [ 3 ], назм.: "COMPANY\_INDUSTRY", тип шкалы/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/6

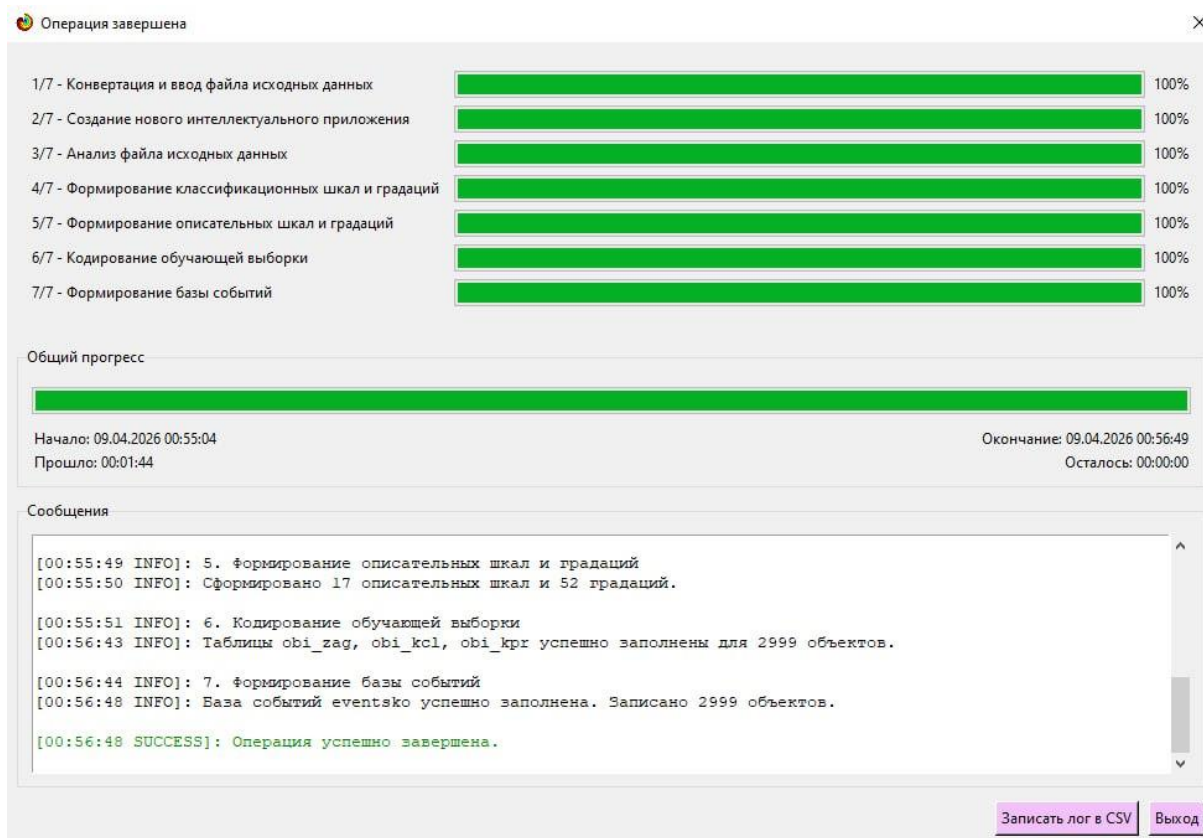


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

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

**Таблица 5 – Классификационные шкалы и градации (полностью)**

2.1. Классификационные шкалы и градации [Приложение: АСК-анализ востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных]

Код	Наименование классификационной шкалы	Код	Наименование градации классификационной шкалы
1	hiring_urgency	1	High
		2	Low
		3	Medium

Помощь | Доб. шкалу | Доб. град. шкалы | Копир. шкалу | Копир. град. шкалы | Копир. шкалу с град. | Удал. шкалу с град. | Удал. град. шкалы | Удаление и перекодирование | Справочник классов | Графики будущих сценариев | Выход

*Источник: c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Classes.xlsx*

**Таблица 6 – Описательные шкалы и градации (полностью)**

2.2. Описательные шкалы и градации [Приложение: АСК-анализ востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных]

Код	Наименование описательной шкалы	Код	Наименование градации описательной шкалы
1	job_title	1	AI Engineer
2	company_size	2	Business Analyst
3	company_industry	3	Data Analyst
4	country	4	Data Engineer
5	remote_type	5	Data Scientist
6	experience_level	6	Machine Learning Engineer
7	years_experience		
8	education_level		
9	skills_python		
10	skills_sql		
11	skills_ml		
12	skills_deep_learning		
13	skills_cloud		
14	salary		
15	job_posting_month		
16	job_posting_year		
17	job_openings		

Помощь | Доб. шкалу | Доб. град. шкалы | Копир. шкалу | Копир. град. шкалы | Копир. шкалу с град. | Удал. шкалу с град. | Удал. град. шкалы | Перекодировать | Очистить | Справочник признаков | Графики прошлых сценариев | Выход

*Источник: c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Attributes.xlsx*

Таблица 7 – Обучающая выборка (фрагмент)

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки [Приложение: АСК-анализ востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных]

Код объекта	Наименование объекта обучающей выборки	Дата	Время
1	1	09.04.2026	00:55:05
2	2	09.04.2026	00:55:05
3	3	09.04.2026	00:55:05
4	4	09.04.2026	00:55:05
5	5	09.04.2026	00:55:05
6	6	09.04.2026	00:55:05
7	7	09.04.2026	00:55:05
8	8	09.04.2026	00:55:05
9	9	09.04.2026	00:55:05
10	10	09.04.2026	00:55:05
11	11	09.04.2026	00:55:05
12	12	09.04.2026	00:55:05

Коды классов (градаций классификационных шкал)				Коды признаков (градаций описательных шкал)						
2	0	0	0	1	10	15	18	26	29	30
				34	0	0	0	39	0	43
				45	48	50	0	0	0	0

Шкала: Градация:

Шкала: Градация:

Помощь | Скопировать обуч. выб в расп. | Добавить объект | Добавить классы | Добавить признаки | Удалить объект | Удалить классы | Удалить признаки | Очистить БД | Выход

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  $\chi$ -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).

**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
<b>ABS</b> , матрица абсолютных частот, $N_{ij}$ - фактическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $\bar{N}_{ij}$ - теоретическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $N_i$ – суммарное количество признаков в $i$ -й строке; $N_j$ – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в $j$ -м классе; $N$ – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	$N_{ij}$ – фактическая частота; $N_i = \sum_{j=1}^M N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^W N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.	
<b>PRC1</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество признаков по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>PRC2</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>INF1</b> , 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	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<b>INF2</b> , 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.		
<b>INF3</b> , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	...	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му		

классу		
INF6, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij}N - N_iN_j}{N_jN}$
INF7, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу		

### Обозначения к таблице:

$i$  – значение прошлого параметра;

$j$  – значение будущего параметра;

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

$M$  – суммарное число значений всех прошлых параметров;

$W$  – суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

$\Psi$  – 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.

В таблице 10 приведены формулы:

– для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

– для сравнения условных и безусловных относительных частот («вероятностей»).

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

Таблица 11 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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, $\chi$ -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]<sup>9</sup>. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».*

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

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,

<sup>9</sup> См. 1.2.1.2.1.1. Определение понятия конфигулятора, [http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06\\_lec/index.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06_lec/index.htm)

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  $\chi$ -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 конфигурактор 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  $\chi$ -квадрат Карла Пирсона из статистики оказалась математически тесно связанной с коэффициентом возврата инвестиций (ROI), применяемой в экономике в теории управления портфелем инвестиций и с мерой информации Александра Харкевича из семантической теории информации и теории управления знаниями. Все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».*

### 3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

**3.5. Синтез и верификация моделей**

Задайте базовые модели для синтеза и верификации

Базовые статистические модели:

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

Задайте источник данных для расчета модели ABS:

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

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

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

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

Базовые системно-когнитивные модели (базы знаний):

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

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

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

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

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

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

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

Какие модели создавать?

Создавать только базовые модели  
 Создавать модели 2-го уровня  
 Создавать модели 3-го уровня

[Помощь](#)

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

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

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

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (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 MAX-возможного, (от 2ГБ)

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

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

[Старт](#) [Cancel](#)

**3.5. Синтез и верификация моделей. Процесс завершен**

Подготовительные шаги

1. Очистка предыдущих результатов верификации

2. Копирование обучающей выборки в распознаваемую

Стадия синтеза модели

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

Общий прогресс

Начало: 02.03.2026 18:02:52 Окончание: 02.03.2026 18:03:25  
 Прошло: 00:00:32 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[18:03:23 INFO]: ШАГ 7: Измерение достоверности модели 'INF7'...
[18:03:23 INFO]: Расчет агрегированных метрик для модели 'INF7'...
[18:03:24 SUCCESS]: Агрегированные метрики для модели 'INF7' сохранены.
[18:03:24 INFO]: Накопление статистики DostRasp для модели 'INF7'...
[18:03:24 INFO]: Расчет метрик YesModClsIt для модели 'INF7' (пропущено).

[18:03:24 INFO]: финальная обработка и сортировка таблиц dost_models...
[18:03:24 SUCCESS]: Таблица dost_models финализирована и отсортирована.

[18:03:24 INFO]: ШАГ 8: формирование итоговой БД DostRasp...
[18:03:24 INFO]: формирование итоговой таблиц DostRasp...
[18:03:25 SUCCESS]: Таблица DostRasp успешно создана.

[18:03:25 INFO]: ШАГ 10: Создание форм 'Достоверность идент. классов'...
[18:03:25 INFO]: Создание форм 'Достоверность идент. классов' (пропущено).

[18:03:25 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 - hiring_urgency - High			2 - hiring_urgency - Low			3 - hiring_urgency - Medium			Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
		1	2	3	1	2	3	1	2	3				
1	job_title - AI Engineer	252.000	132.000	124.000	508.000	169.333	71.703	55.111						
2	job_title - Business Analyst	286.000	116.000	139.000	541.000	180.333	92.230	70.444						
3	job_title - Data Analyst	248.000	129.000	115.000	492.000	164.000	73.082	56.000						
4	job_title - Data Engineer	249.000	108.000	113.000	470.000	156.667	80.002	61.556						
5	job_title - Data Scientist	267.000	132.000	105.000	504.000	168.000	86.793	66.000						
6	job_title - Machine Learning Engineer	271.000	129.000	84.000	484.000	161.333	97.603	73.111						
7	company_size - Enterprise	388.000	178.000	163.000	729.000	243.000	125.797	96.667						
8	company_size - Medium	392.000	194.000	178.000	764.000	254.667	119.203	91.556						
9	company_size - MNC	389.000	188.000	182.000	759.000	253.000	117.818	90.667						
10	company_size - Startup	404.000	186.000	157.000	747.000	249.000	135.015	103.333						
11	company_industry - E-commerce	274.000	100.000	122.000	496.000	165.333	94.749	72.444						
12	company_industry - Education	245.000	141.000	115.000	501.000	167.000	68.790	52.000						
13	company_industry - Finance	251.000	144.000	109.000	504.000	168.000	73.980	55.333						
14	company_industry - Healthcare	231.000	130.000	126.000	487.000	162.333	59.501	45.778						
15	company_industry - Retail	300.000	115.000	93.000	508.000	169.333	113.694	87.111						
16	company_industry - Technology	272.000	116.000	115.000	503.000	167.667	90.357	69.556						
17	country - Australia	227.000	86.000	89.000	402.000	134.000	80.554	62.000						
18	country - Canada	235.000	122.000	102.000	459.000	153.000	71.715	54.667						
19	country - Germany	240.000	124.000	96.000	460.000	153.333	76.350	57.778						
20	country - India	206.000	117.000	106.000	429.000	143.000	54.836	42.000						

Экспорт в CSV    Экспорт всех моделей в MS Excel    **Выход**

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

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: **Abs** **Prc1** **Prc2** **Inf1** **Inf2** **Inf3** **Inf4** **Inf5** **Inf6** **Inf7**    Количество знаков после запятой: **3** (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Prc2"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - hiring_urgency - High			2 - hiring_urgency - Low			3 - hiring_urgency - Medium			Безусловная вероятность	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	job_title - AI Engineer	16.020	17.694	18.235	16.939	17.317	1.155	0.864						
2	job_title - Business Analyst	18.182	15.550	20.441	18.039	18.058	2.448	1.672						
3	job_title - Data Analyst	15.766	17.292	16.912	16.405	16.657	0.794	0.594						
4	job_title - Data Engineer	15.830	14.477	16.618	15.672	15.641	1.083	0.776						
5	job_title - Data Scientist	16.974	17.694	15.441	16.806	16.703	1.151	0.841						
6	job_title - Machine Learning Engineer	17.228	17.292	12.353	16.139	15.624	2.833	2.181						
7	company_size - Enterprise	24.666	23.861	23.971	24.308	24.166	0.437	0.334						
8	company_size - Medium	24.921	26.005	26.176	25.475	25.701	0.681	0.520						
9	company_size - MNC	24.730	25.201	26.765	25.308	25.565	1.065	0.800						
10	company_size - Startup	25.683	24.933	23.088	24.908	24.568	1.335	0.987						
11	company_industry - E-commerce	17.419	13.405	17.941	16.539	16.255	2.482	1.900						
12	company_industry - Education	15.575	18.901	16.912	16.706	17.129	1.673	1.181						
13	company_industry - Finance	15.957	19.303	16.029	16.806	17.096	1.911	1.471						
14	company_industry - Healthcare	14.685	17.426	18.529	16.239	16.880	1.979	1.463						
15	company_industry - Retail	19.072	15.416	13.676	16.939	16.055	2.754	2.011						
16	company_industry - Technology	17.292	15.550	16.912	16.772	16.584	0.916	0.690						
17	country - Australia	14.431	11.528	13.088	13.404	13.016	1.453	0.992						
18	country - Canada	14.940	16.354	15.000	15.305	15.431	0.800	0.615						
19	country - Germany	15.257	16.622	14.118	15.338	15.332	1.254	0.860						
20	country - India	13.096	15.684	15.588	14.305	14.789	1.467	1.129						

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	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - hiring_urgency - High	2 - hiring_urgency - Low	3 - hiring_urgency - Medium	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	job_title - AI Engineer	-0.012	0.011	0.014	0.013	0.004	0.014	0.011
2	job_title - Business Analyst	-0.002	-0.018	0.022	0.002	0.001	0.020	0.014
3	job_title - Data Analyst	-0.009	0.012	0.008	0.011	0.004	0.011	0.009
4	job_title - Data Engineer	-0.002	-0.007	0.012	0.003	0.001	0.010	0.007
5	job_title - Data Scientist	-0.002	0.012	-0.009	0.001	0.000	0.011	0.008
6	job_title - Machine Learning Engineer	0.006	0.015	-0.036	-0.015	-0.005	0.027	0.021
7	company_size - Enterprise	-0.001	0.002	0.001	0.002	0.001	0.002	0.001
8	company_size - Medium	-0.007	0.008	0.007	0.008	0.003	0.008	0.006
9	company_size - MNC	-0.007	0.004	0.012	0.009	0.003	0.009	0.006
10	company_size - Startup	0.001	0.005	-0.008	-0.002	-0.001	0.006	0.005
11	company_industry - E-commerce	0.004	-0.027	0.015	-0.007	-0.002	0.022	0.016
12	company_industry - Education	-0.014	0.023	0.005	0.014	0.005	0.018	0.012
13	company_industry - Finance	-0.011	0.025	-0.004	0.010	0.003	0.019	0.014
14	company_industry - Healthcare	-0.018	0.015	0.023	0.019	0.006	0.022	0.017
15	company_industry - Retail	0.014	-0.010	-0.028	-0.024	-0.008	0.021	0.015
16	company_industry - Technology	0.001	-0.007	0.005	-0.001	-0.000	0.006	0.004
17	country - Australia	0.008	-0.018	-0.000	-0.011	-0.004	0.013	0.010
18	country - Canada	-0.007	0.014	0.000	0.008	0.003	0.011	0.008
19	country - Germany	-0.004	0.016	-0.009	0.003	0.001	0.013	0.010
20	country - India	-0.017	0.018	0.016	0.018	0.006	0.019	0.015

Экспорт в CSV    Экспорт всех моделей в MS Excel    **Выход**

**Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информативностей (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	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - hiring_urgency - High	2 - hiring_urgency - Low	3 - hiring_urgency - Medium	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	job_title - AI Engineer	-20.720	9.365	11.354	-0.000	-0.000	17.971	13.813
2	job_title - Business Analyst	-4.436	-14.601	19.037	0.000	0.000	17.252	12.691
3	job_title - Data Analyst	-16.130	10.228	5.902	-0.000	-0.000	14.135	10.753
4	job_title - Data Engineer	-3.319	-5.461	8.781	0.000	0.000	7.679	5.854
5	job_title - Data Scientist	-3.572	10.331	-6.759	-0.000	-0.000	9.087	6.887
6	job_title - Machine Learning Engineer	11.165	12.159	-23.324	0.000	0.000	20.205	15.549
7	company_size - Enterprise	-3.363	2.014	1.349	0.000	0.000	2.932	2.242
8	company_size - Medium	-18.153	9.565	8.588			15.729	12.102
9	company_size - MNC	-18.469	4.772	13.697			16.605	12.313
10	company_size - Startup	2.973	5.669	-8.642	0.000	0.000	7.605	5.761
11	company_industry - E-commerce	7.723	-19.738	12.015			17.228	13.159
12	company_industry - Education	-23.962	20.055	3.907	-0.000	-0.000	22.267	15.974
13	company_industry - Finance	-19.572	22.331	-2.759	-0.000	-0.000	21.087	14.887
14	company_industry - Healthcare	-30.446	12.435	18.011	0.000	0.000	26.514	20.297
15	company_industry - Retail	27.280	-7.635	-19.646	-0.000	-0.000	24.377	18.187
16	company_industry - Technology	1.965	-5.428	3.463			4.760	3.619
17	country - Australia	11.186	-11.046	-0.141			11.117	7.458
18	country - Canada	-11.414	11.194	0.220			11.306	7.609
19	country - Germany	-6.951	12.953	-6.002	0.000	0.000	11.227	8.635
20	country - India	-24.308	13.436	10.872			21.091	16.206

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.

### 3.3. 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 INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.860** при максимуме 1 (рисунок 12). Для решения поставленных в работе задач будем использовать модель INF3.

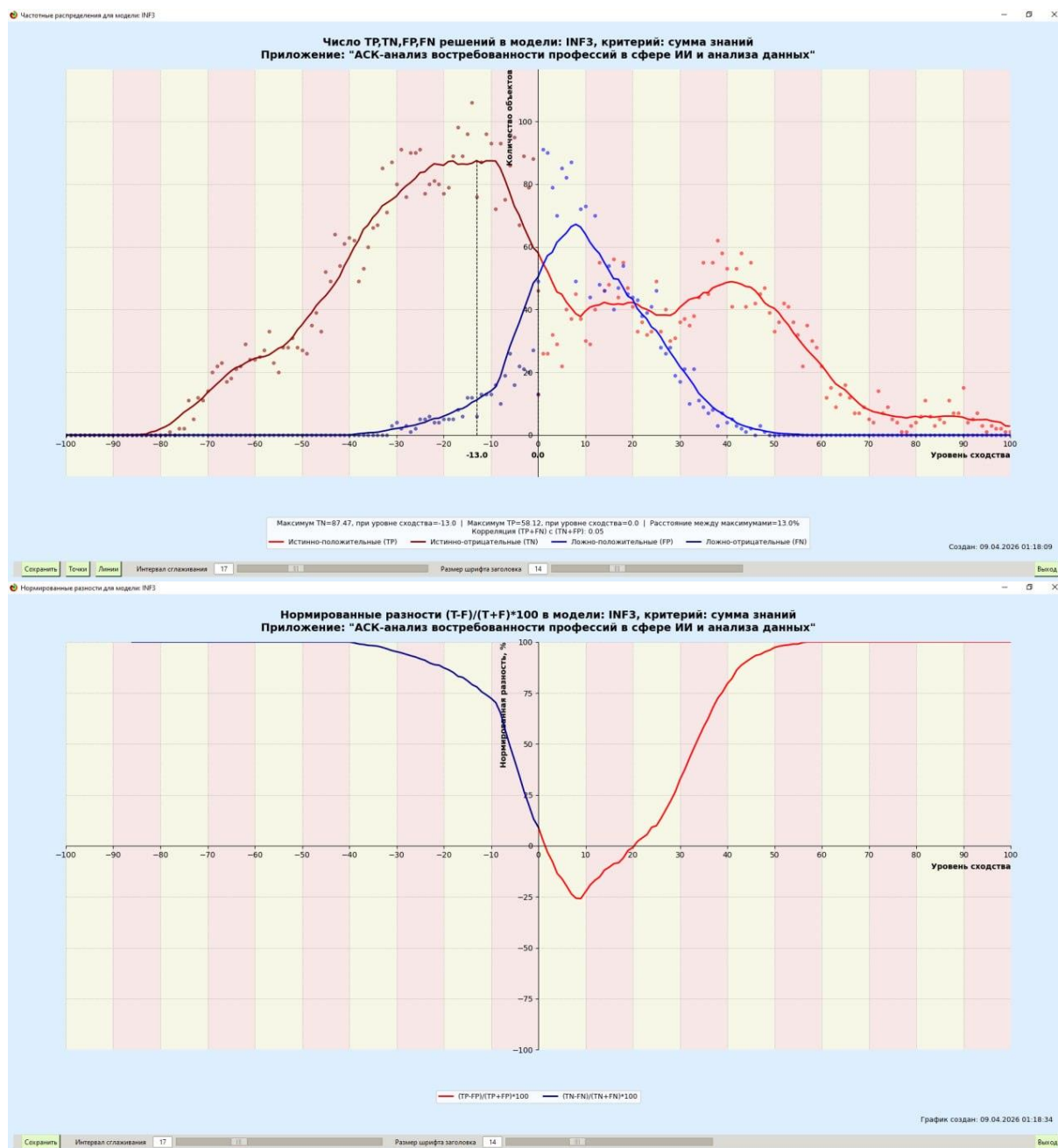
3.4. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит.[Приложение: АСК-анализ востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных]

№	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модулей уровней сходства ложно-отрицат. решений (SFH)	S. Точность модели	S. Полнота модели	L1- мера проф. Е_В_Луценко
1	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки	корреляция абс. частот с обр.объекта	2.453	0.478	0.999	0.646
2	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки	сумма абс. частот по признакам объекта	0.000	0.415	1.000	0.587
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр.объекта	2.453	0.478	0.999	0.646
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	0.000	0.353	1.000	0.522
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр.объекта	2.453	0.478	0.999	0.646
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	0.000	0.356	1.000	0.526
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	91.613	0.748	0.901	0.817
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	сумма знаний	148.337	0.594	0.852	0.700
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	89.997	0.745	0.901	0.815
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	сумма знаний	86.563	0.749	0.908	0.821
11	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами	семантический резонанс знаний	84.331	0.774	0.926	0.843
12	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами	сумма знаний	67.180	0.797	0.933	0.860
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	101.051	0.753	0.898	0.819
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	сумма знаний	161.337	0.559	0.857	0.677
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	101.153	0.751	0.897	0.818
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	сумма знаний	69.832	0.689	0.940	0.795
17	INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	72.934	0.752	0.929	0.831
18	INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1	сумма знаний	93.977	0.607	0.913	0.729
19	INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	68.522	0.766	0.934	0.842
20	INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2	сумма знаний	65.012	0.726	0.949	0.823

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++"

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 не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

**РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.**  
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой.  
Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществляться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не 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 вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {1, +1} и {0, 1}:

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

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

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 // Пополнительный 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>

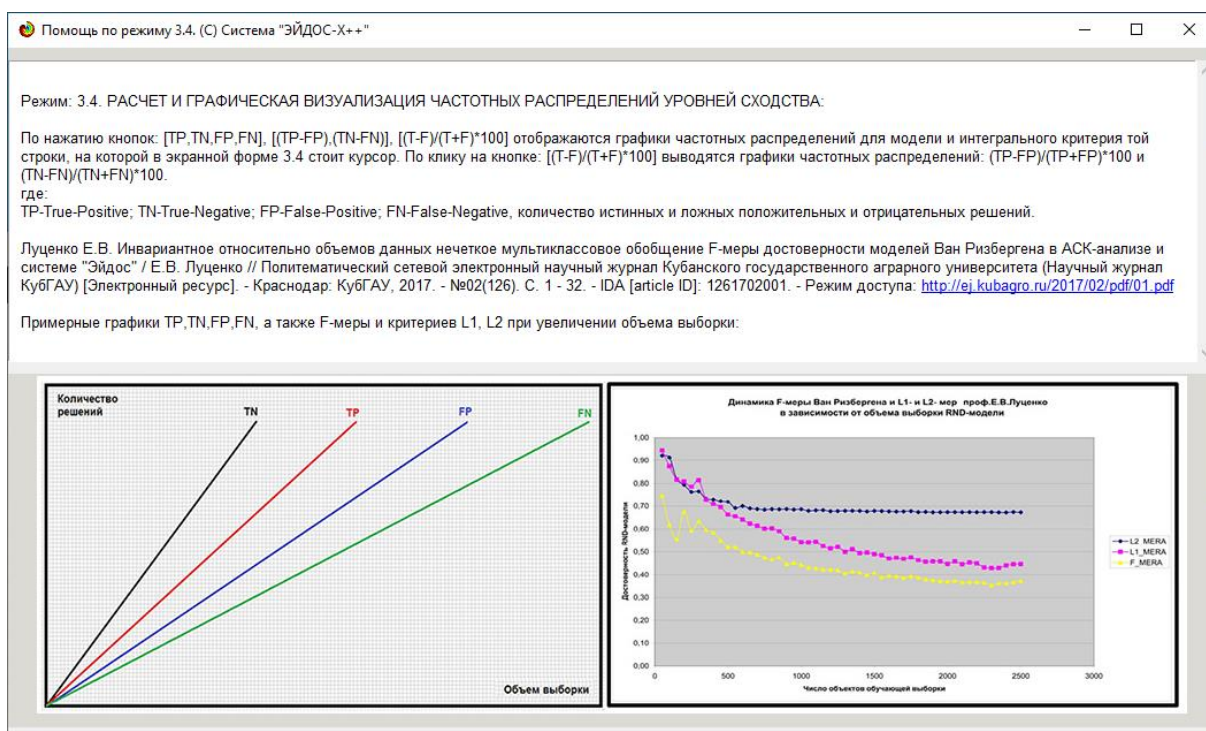


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

### 3.4. 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.

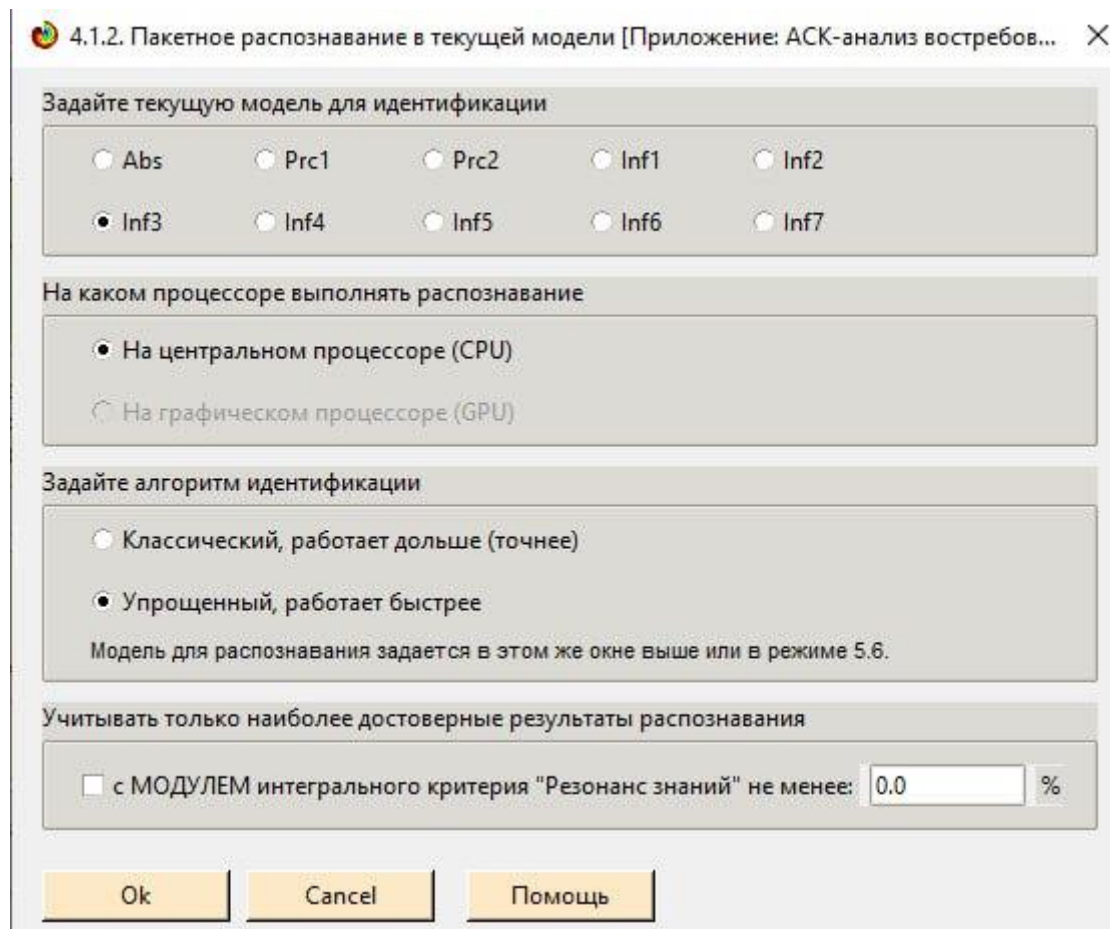


Рисунок 15. Задание СК-модели INF1 в качестве текущей

### 3.5. 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 корректны<sup>10</sup> 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;

<sup>10</sup> В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

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

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

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

### 3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

#### Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

$\sigma_j$  – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;  $\sigma_l$  – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

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

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

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

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

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

Произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в частности линейной

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

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

### 3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

В-третьих, интегральный критерий сходства представляет собой количественную меру сходства/различия конкретного объекта с обобщенным образом класса и имеет тот же смысл, что и **функция принадлежности** элемента множеству в нечеткой логике Лотфи Заде. Однако в нечеткой логике эта функция задается исследователем априорно путем выбора из нескольких возможных вариантов, а в АСК-анализе и его

программном инструментарии – интеллектуальной системе «Эйдос» она рассчитывается в соответствии с хорошо обоснованной математической моделью непосредственно на основе эмпирических данных.

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

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов  $I_j$  разложения функции объекта  $L_i$  в ряд по функциям классов  $I_{ij}$ , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в 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 освещены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [4-7, 11] и в ряде других [48].

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

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

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

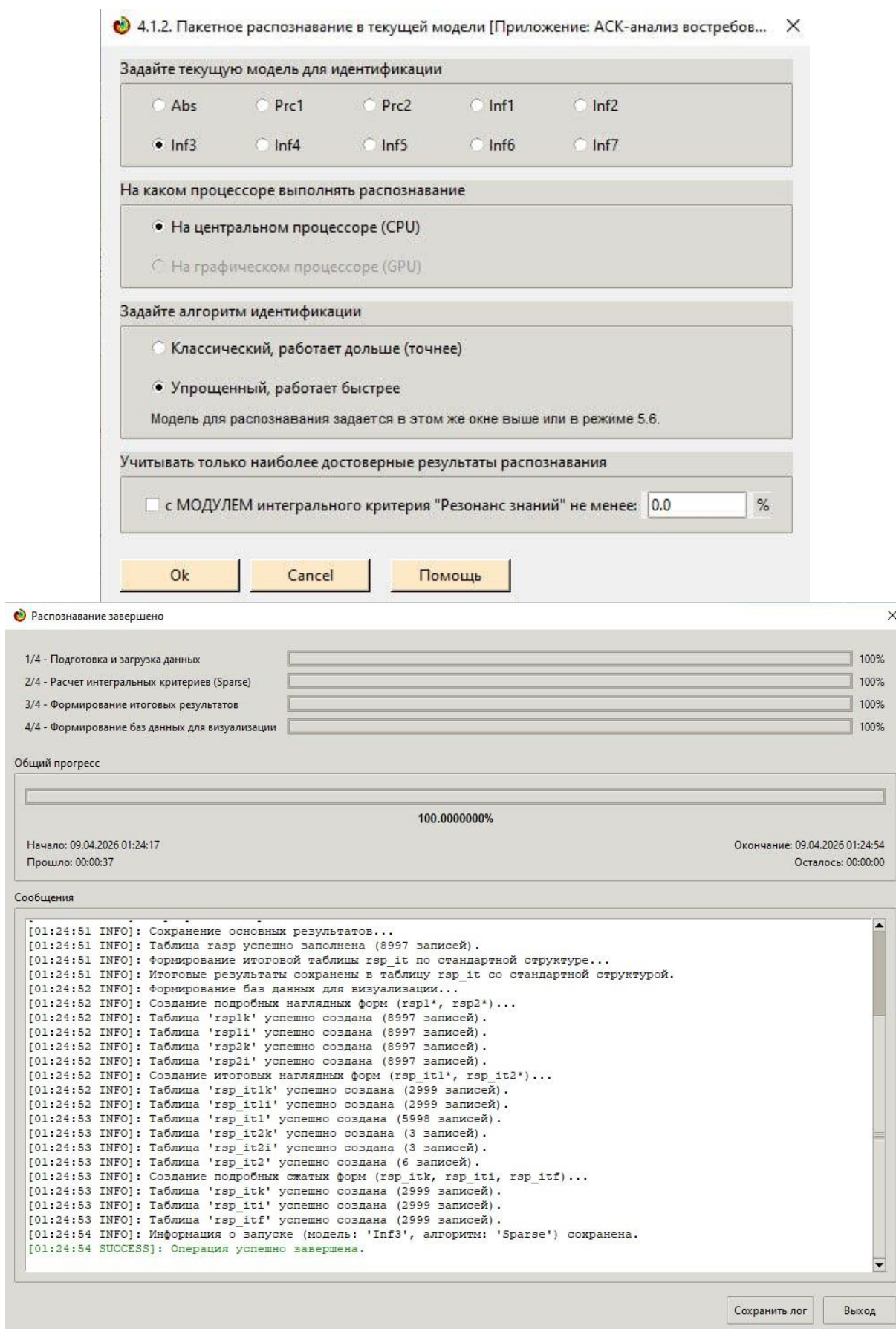
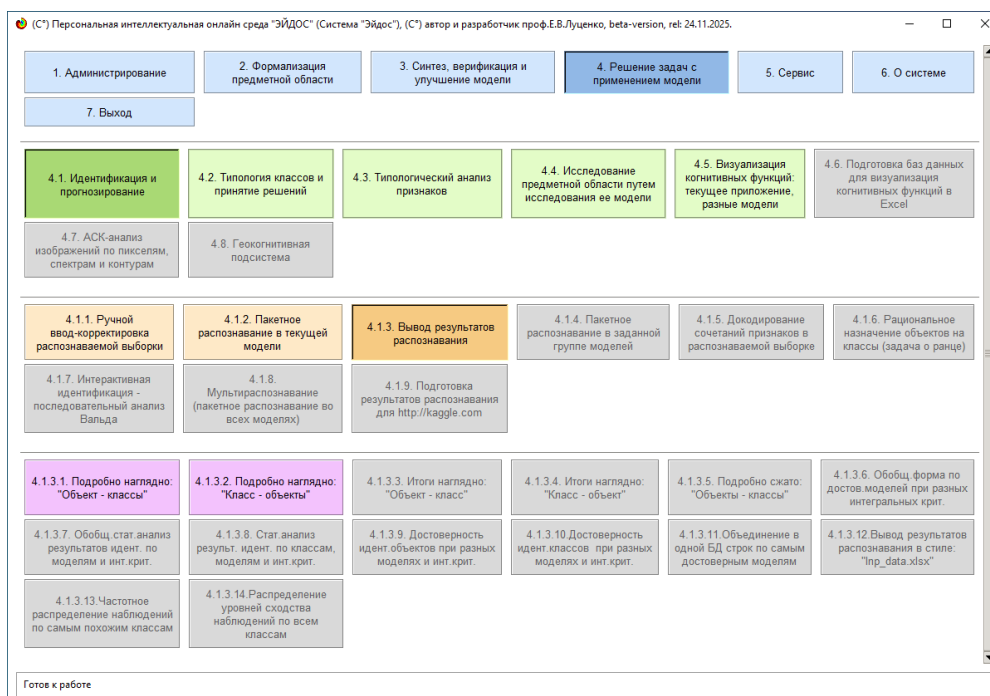


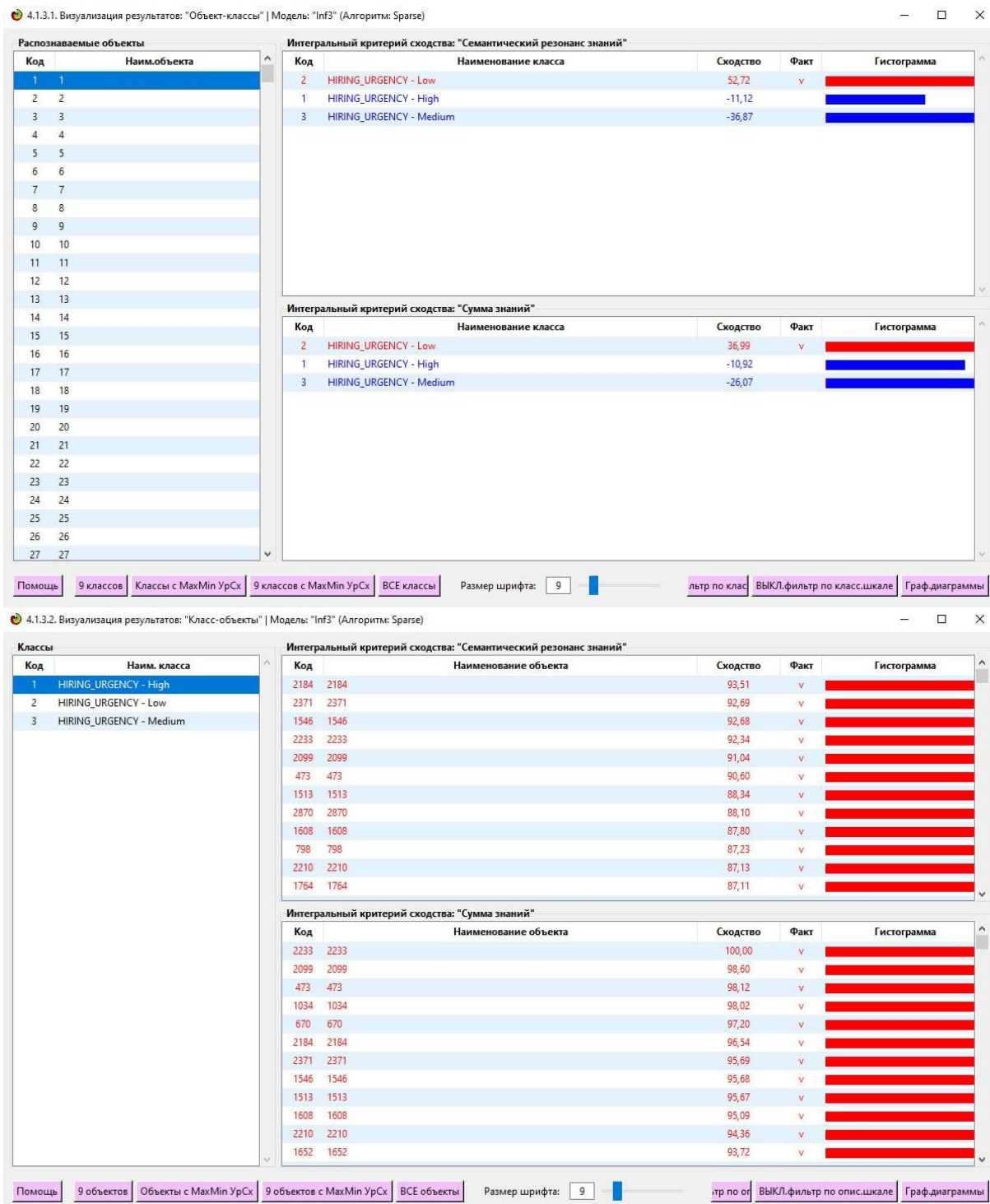
Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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



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

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»

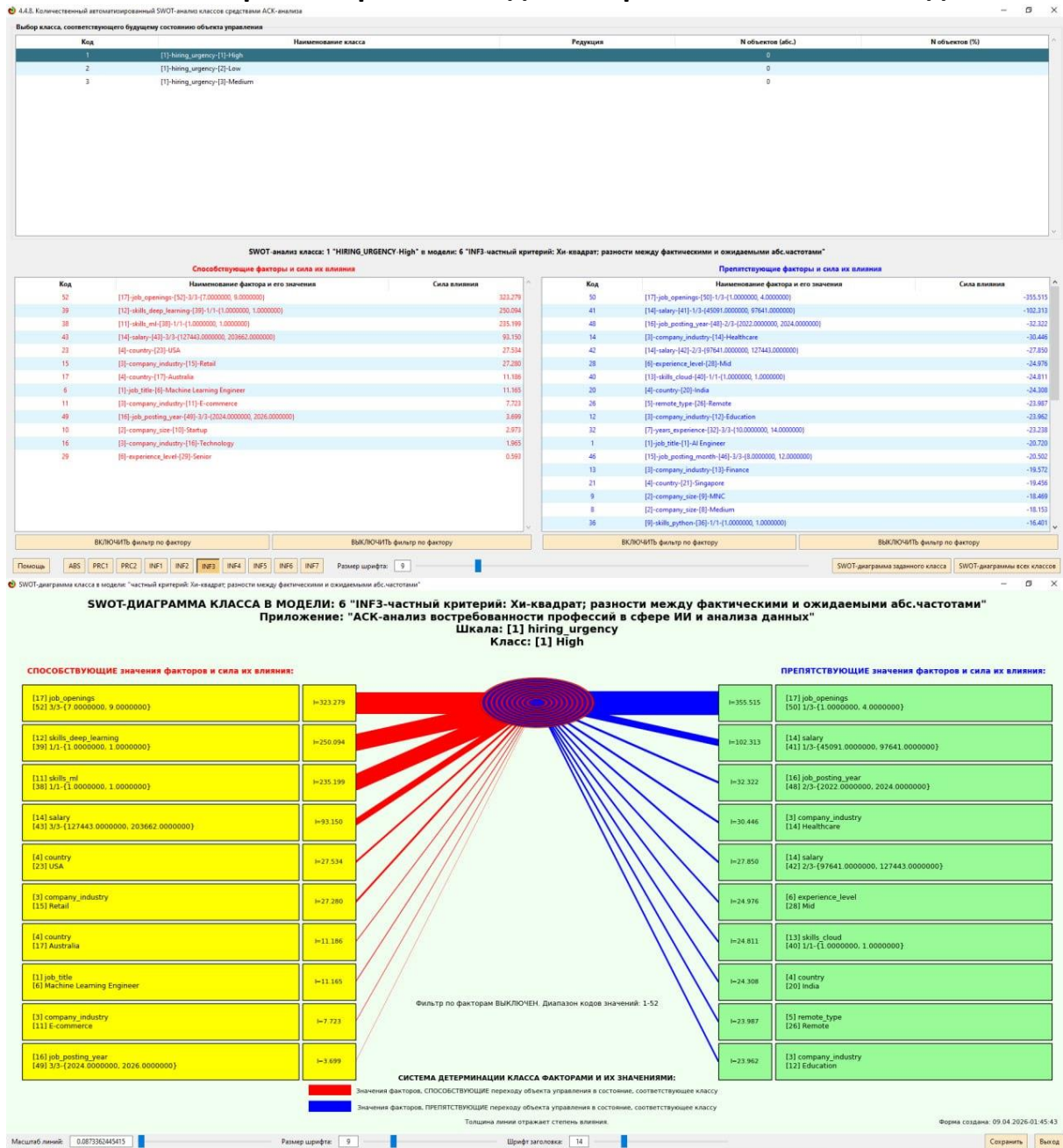


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведённых выходных форм SWOT-анализа чётко видно, что на формирование класса высокой востребованности (High hiring urgency) наиболее сильное детерминирующее воздействие оказывают такие факторы, как значительное количество открытых вакансий, наличие продвинутых технических навыков (в первую очередь Deep Learning и Machine Learning), высокий уровень заработной платы, а также работа в технологически ориентированных отраслях и странах с высоким спросом на ИИ-специалистов (США, Австралия).

### **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.

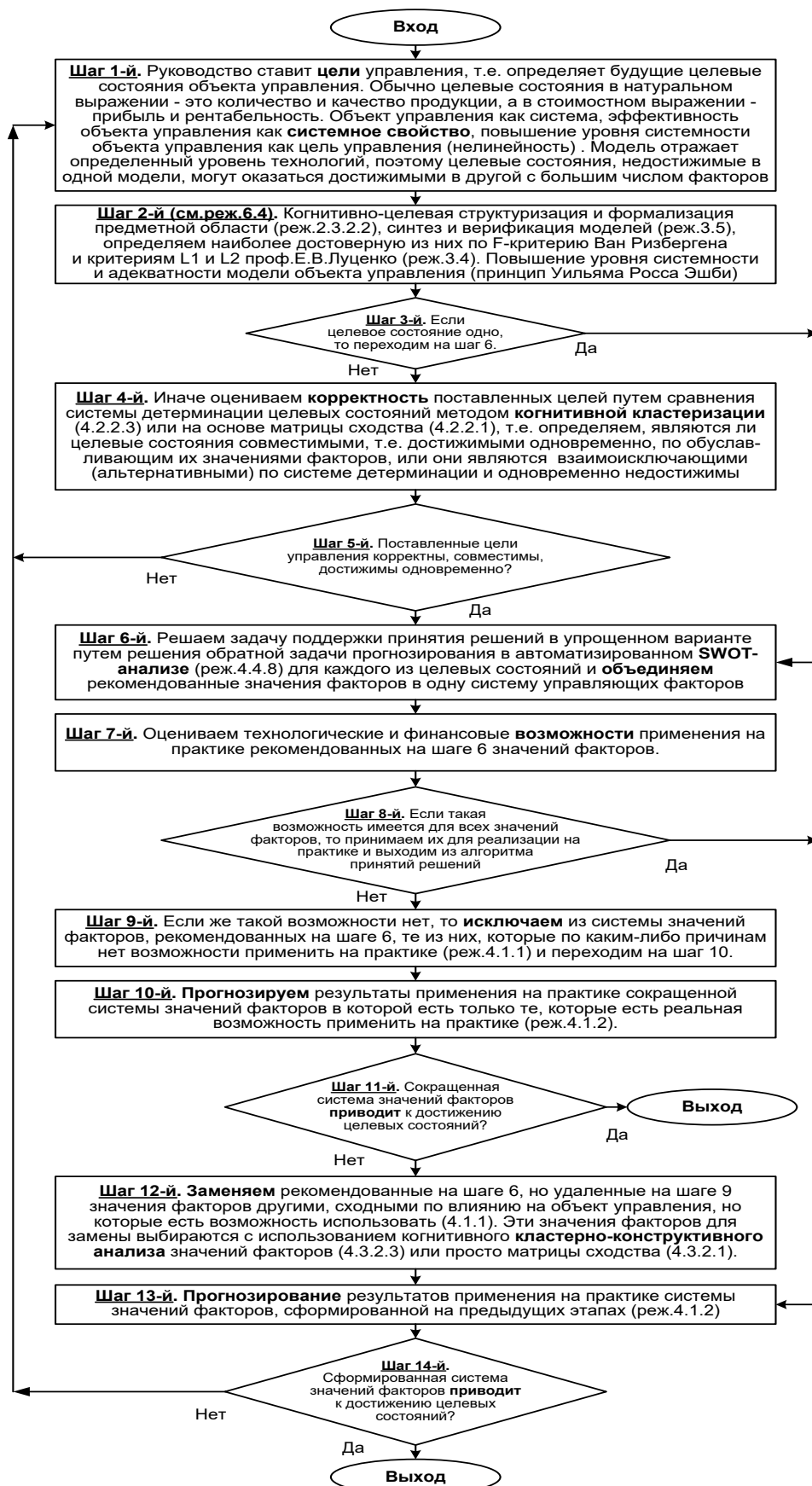


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

**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).

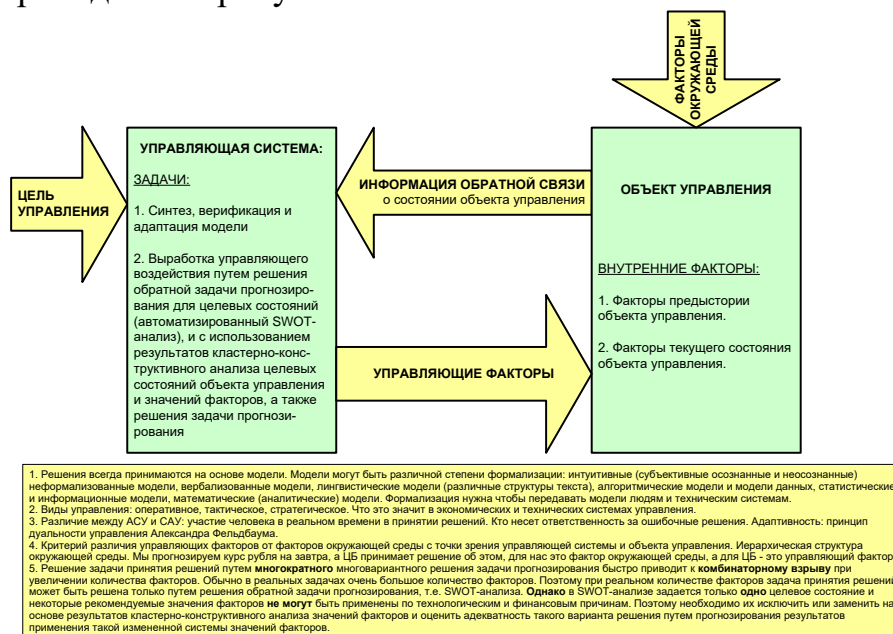
**Шаг 11-й.** Сокращенная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

**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**

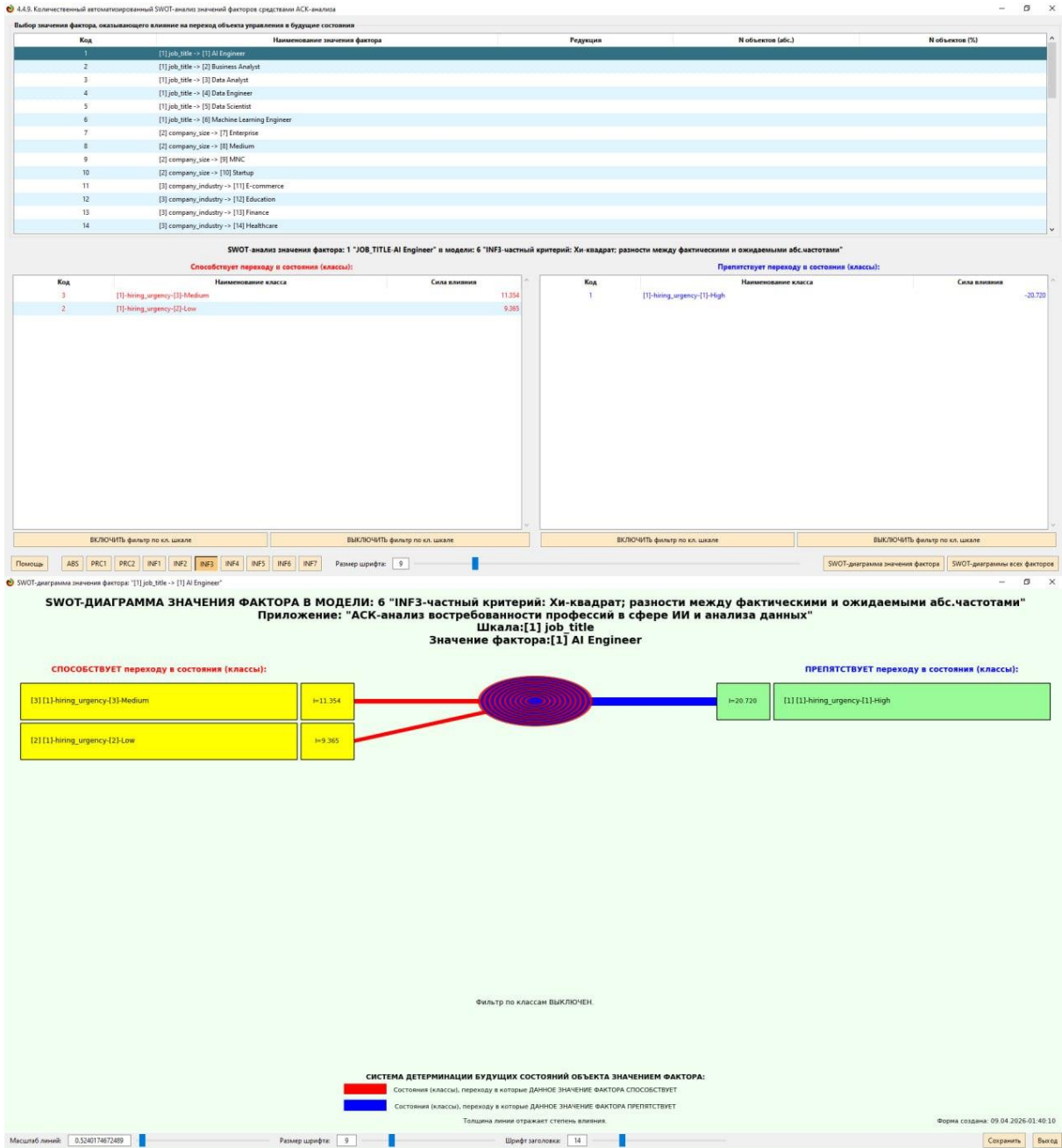
### **3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)**

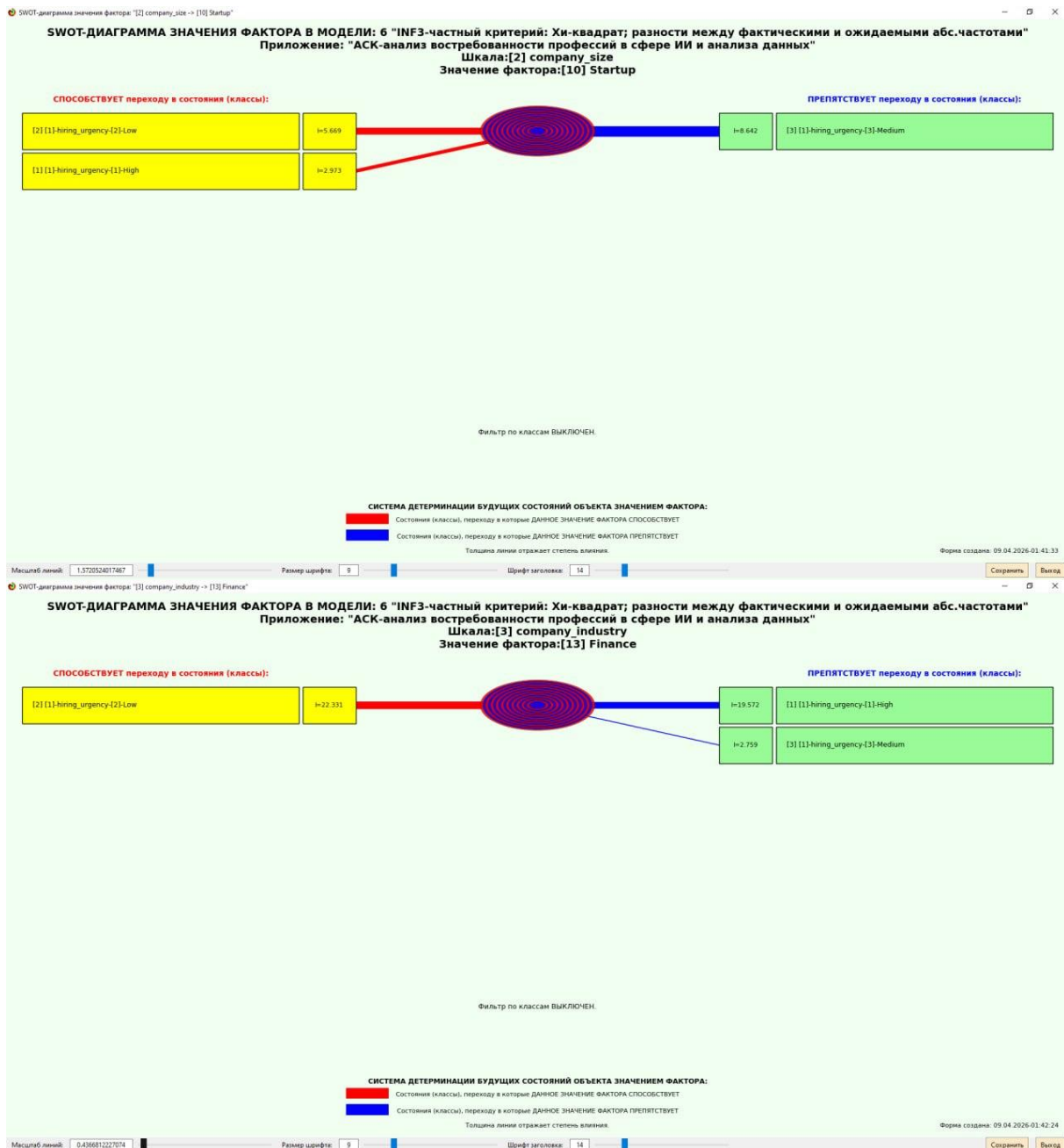
#### **3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области**

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 приведённых выходных форм SWOT-анализа чётко видно, что на уровень востребованности профессий в сфере искусственного интеллекта и анализа данных существенно влияют отдельные характеристики вакансий.

В частности, должность AI Engineer заметно способствует переходу вакансии в категории Medium и Low срочности найма и, напротив,

препятствует попаданию в класс High. Аналогичным образом размер компании Startup в большей степени способствует низкой и средней востребованности и снижает вероятность высокой срочности найма. Отрасль Finance демонстрирует ещё более выраженный эффект: она сильно способствует низкому уровню востребованности ( $hiring\_urgency = Low$ ) и существенно препятствует переходу вакансии в категории Medium и High.

Таким образом, профессия AI Engineer в стартапах и финансовом секторе, согласно результатам АСК-анализа, в среднем характеризуется более низкой срочностью найма по сравнению с другими сочетаниями факторов.

### **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:

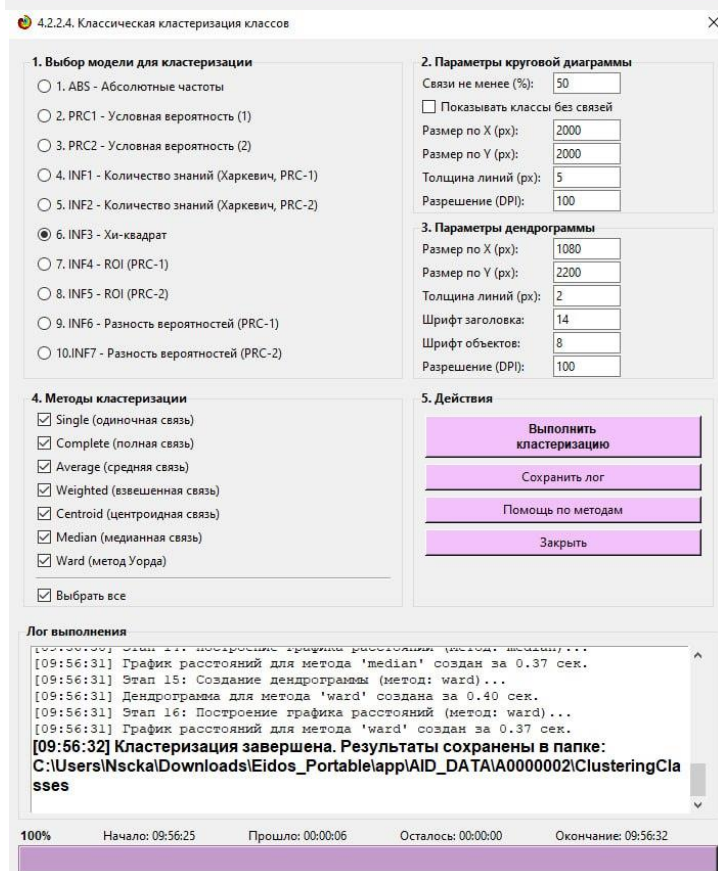
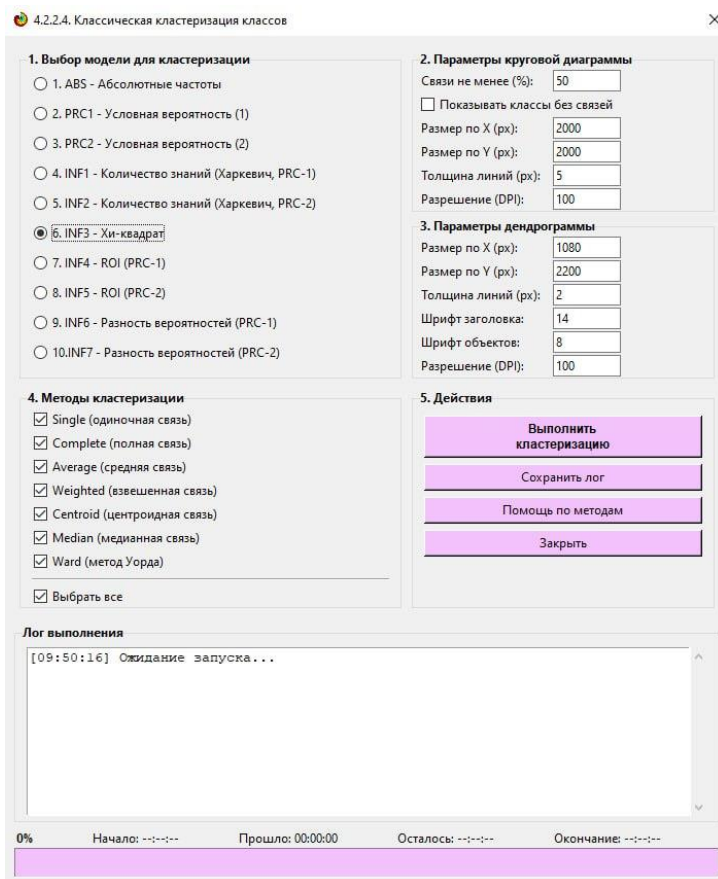


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

### **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):

3. Параметры дендрограммы

Размер по X (px):

Размер по Y (px):

Толщина линий (px):

Шрифт заголовка:

Шрифт объектов:

Разрешение (DPI):

4. Методы кластеризации

Single (одиночная связь)

Complete (полная связь)

Average (средняя связь)

Weighted (взвешенная связь)

Centroid (центроидная связь)

Median (медианная связь)

Ward (метод Уорда)

Выбрать все

5. Действия

Лог выполнения

```
[10:06:37] Этап 14: Построение графика расстояний (метод: median)...
```

```
[10:06:37] График расстояний для метода 'median' создан за 0.37 сек.
```

```
[10:06:37] Этап 15: Создание дендрограммы (метод: ward)...
```

```
[10:06:38] Дендрограмма для метода 'ward' создана за 0.86 сек.
```

```
[10:06:38] Этап 16: Построение графика расстояний (метод: ward)...
```

```
[10:06:38] График расстояний для метода 'ward' создан за 0.37 сек.
```

**[10:06:38] Кластеризация завершена. Результаты сохранены в папке:**  
**C:\Users\Nscka\Downloads\Eidos\_Portable\app\AID\_DATA\A0000002\ClusteringAttributes**

100% Начало: 10:06:28 Прошло: 00:00:10 Осталось: 00:00:00 Окончание: 10:06:39

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

### 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]:

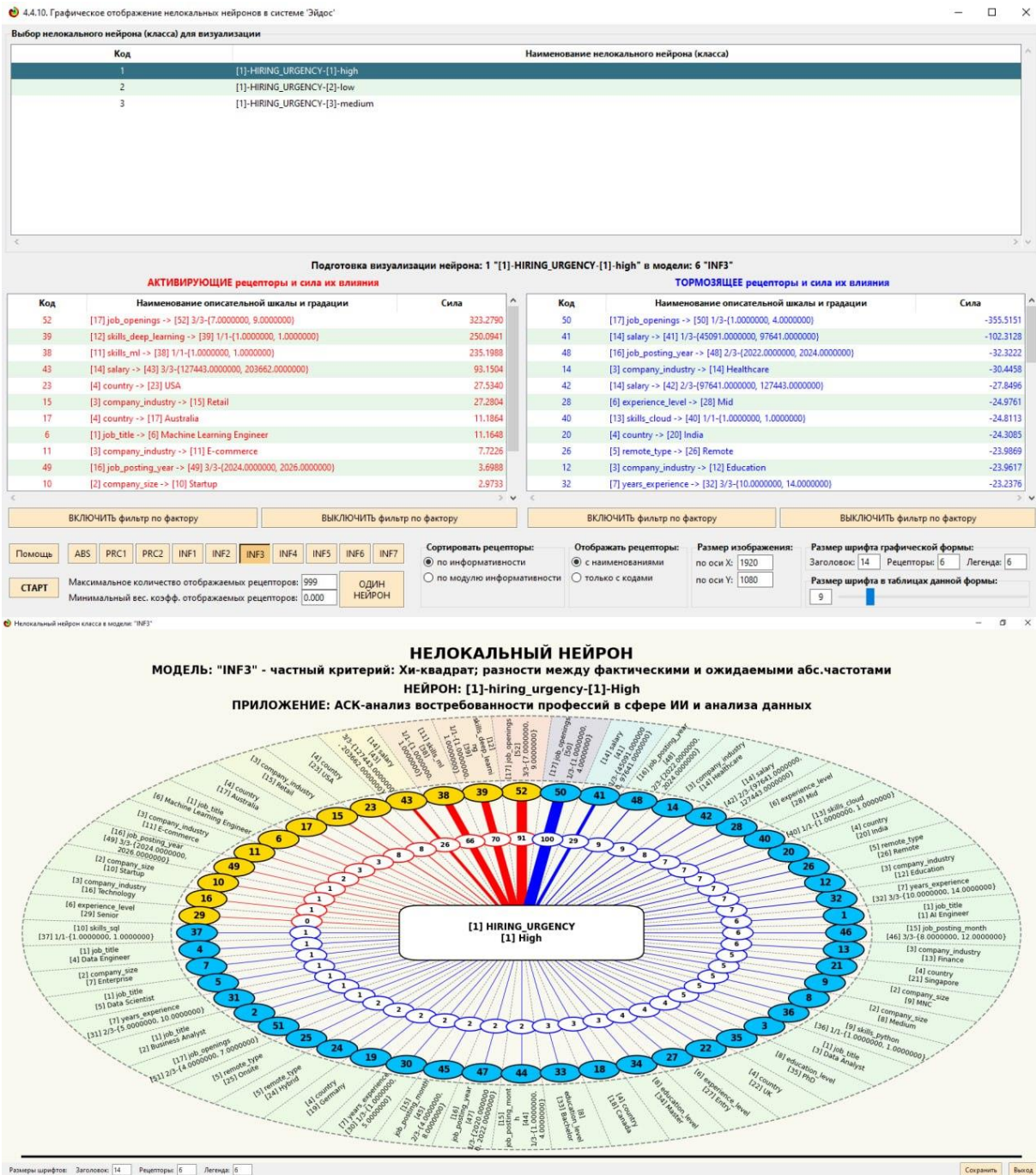
1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на ***теории информации*** (это напоминает байесовские сети);

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



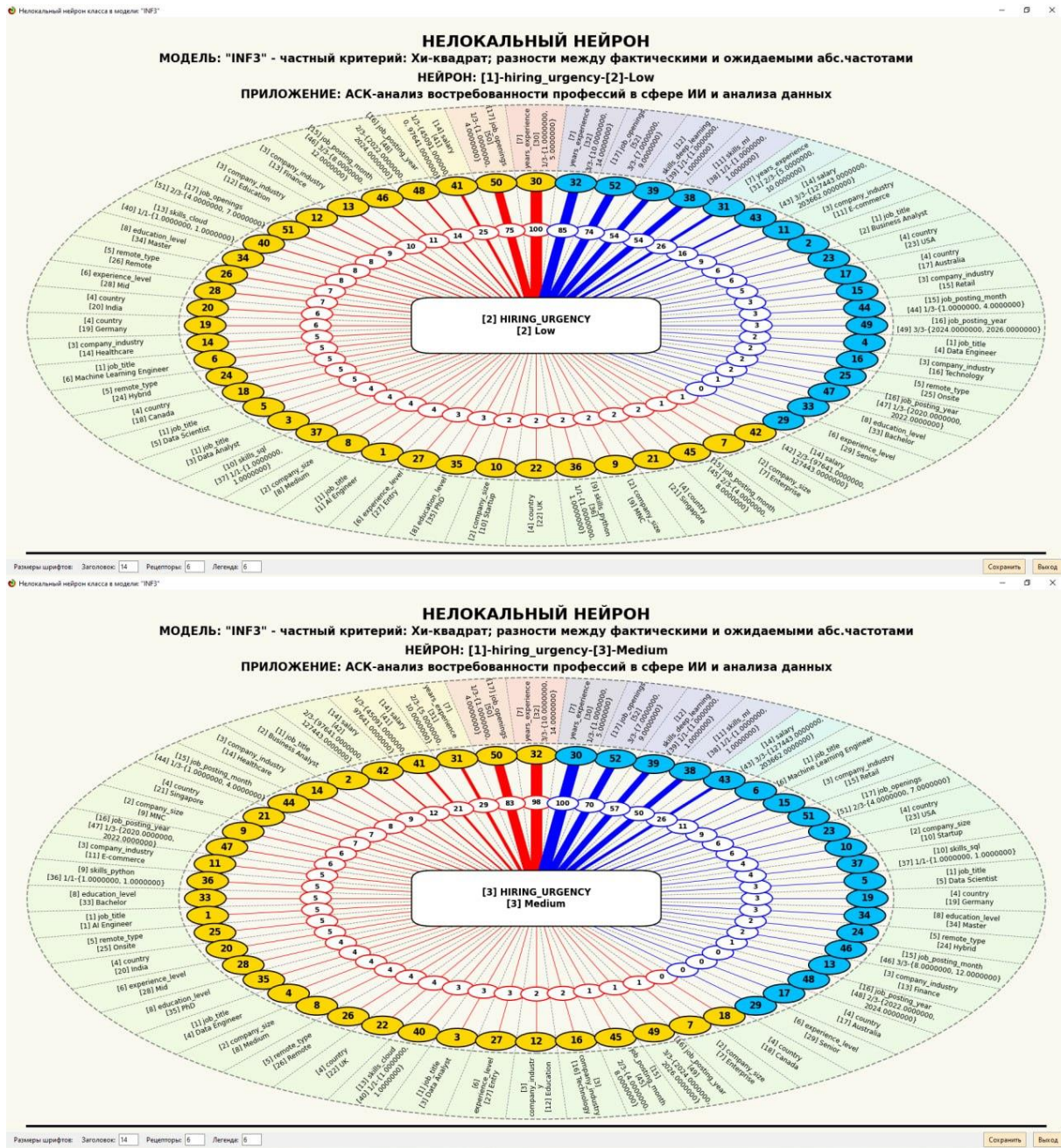


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

### 3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

#### 3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

### 3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе



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 521<sup>11</sup>. Позже об этом писалось в работе [3]<sup>12</sup> 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.

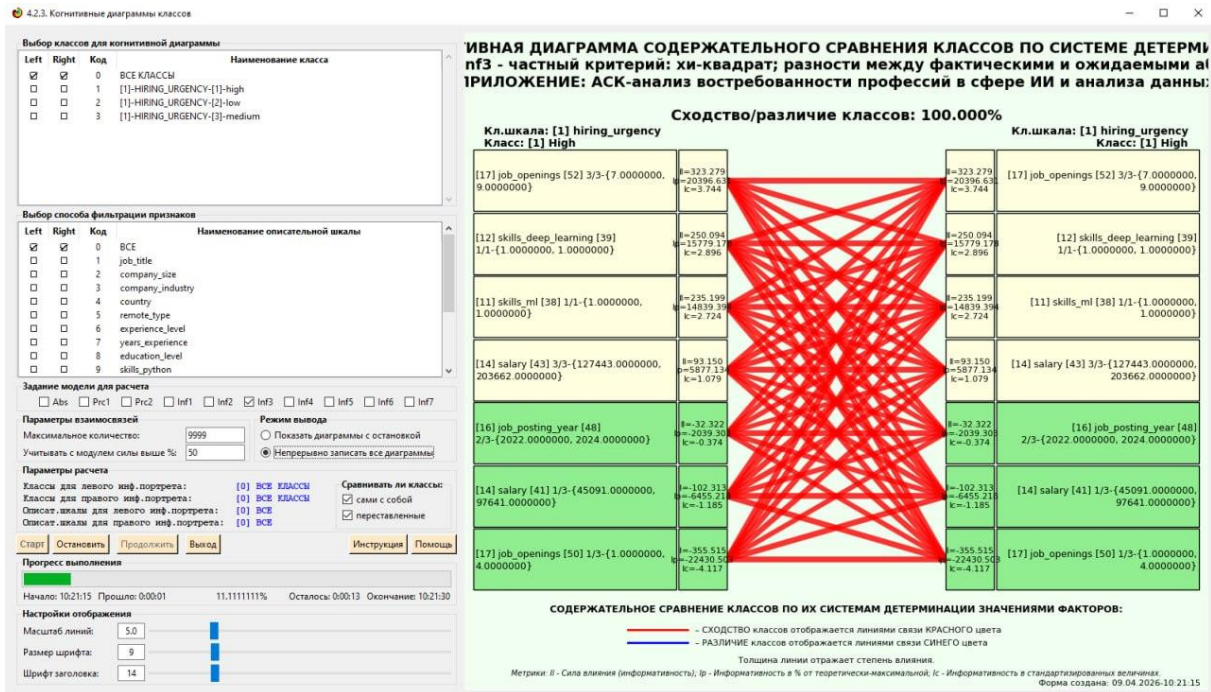
#### **3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе**

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 4 формы содержательного сравнения классов. Так как каждый из 2 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается  $2^2=4$  подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при желании всегда

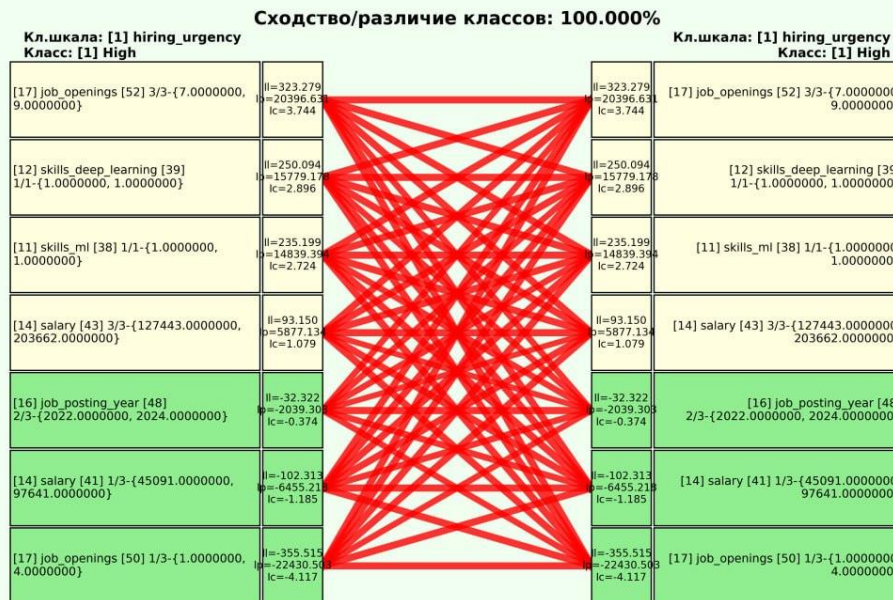
<sup>11</sup> [https://www.elibrary.ru/download/elibrary\\_18632909\\_64818704.pdf](https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf), Таблица 7. 17, стр. 521

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

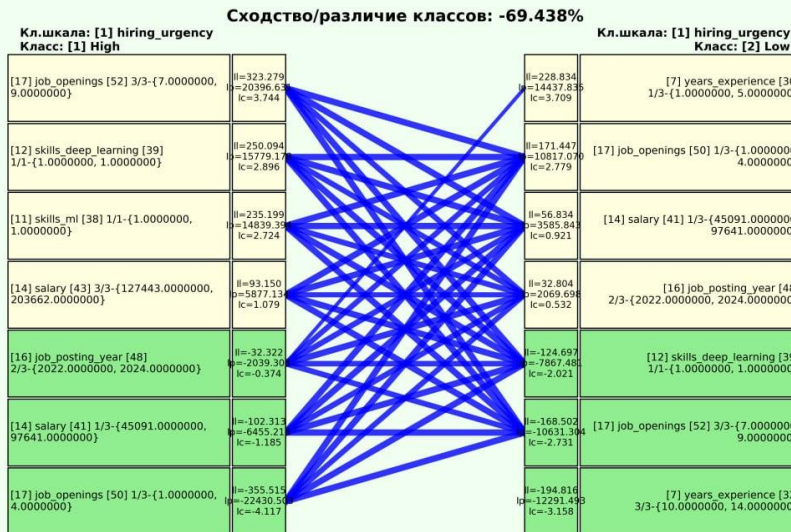
может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: [http://lc.kubagro.ru/Installation\\_Eidos.php](http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php) а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №459 и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.



**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 востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных**



**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 востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных**



**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); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.  
 Форма создана: 09.04.2026-10:21:17

**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 востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных**



**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); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.  
 Форма создана: 09.04.2026-10:21:24

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

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

#### 3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

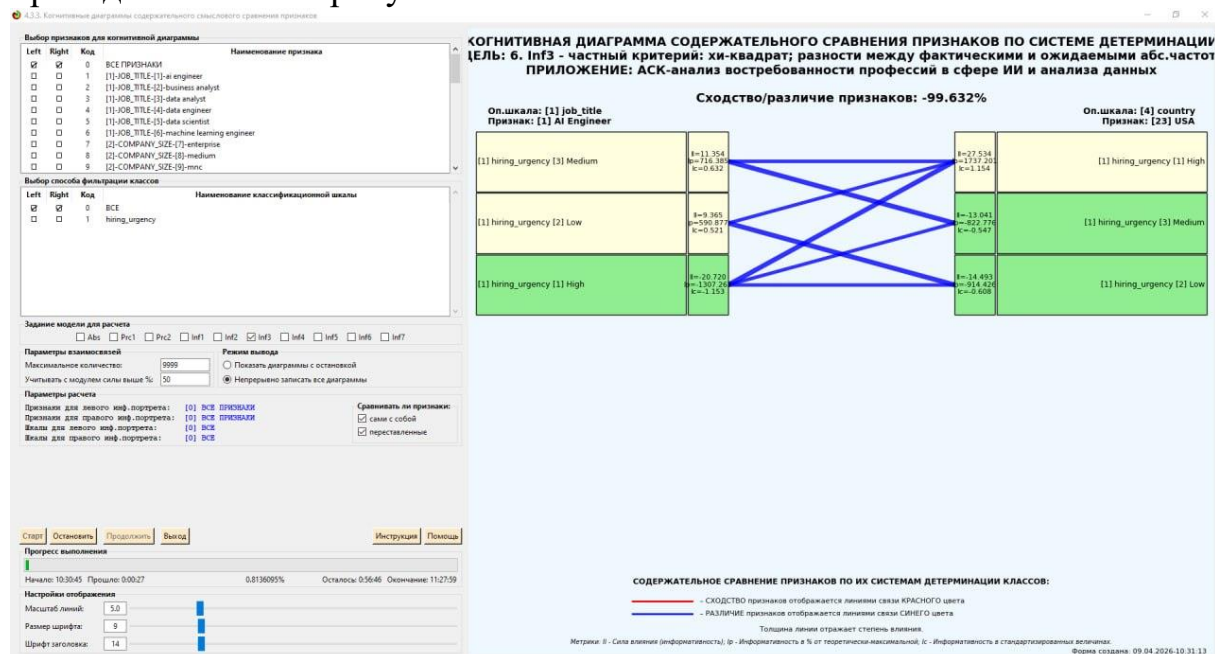
Напомним, что смысл событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

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

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

#### 3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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



**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 востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных**



**СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:**

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

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики:  $I$  - Сила влияния (информативности);  $p$  - Информативность в % от теоретически-максимальной;  $Ic$  - Информативность в стандартизованных величинах.

Форма создана: 09.04.2026-10:30:45

**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 востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных**



**СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:**

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

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики:  $I$  - Сила влияния (информативности);  $p$  - Информативность в % от теоретически-максимальной;  $Ic$  - Информативность в стандартизованных величинах.

Форма создана: 09.04.2026-10:30:46



**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, имеющих 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 13 описательных шкал и 1 классификационная, поэтому получается 13 когнитивных функций:

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: разм. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC-1
- 10. INF7 - частный критерий: разм. 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:**

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

**Метод сглаживания линий**

Слайды Акамы (по умолчанию)    Составные слайды 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):

11:37:49: Обработка: INF3, job\_title, hiring\_urgency  
11:37:51: Визуализация '5'. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета' заняла 1,74 сек.  
11:37:51: Обработка: INF3, company\_size, hiring\_urgency

Начало: 11:37:49 Прошло: 0:00:02   6.8823529%   Осталось: 0:00:37 Окончание: 11:38:29

Визуализация когнитивных функций:  Питон    Дельфи

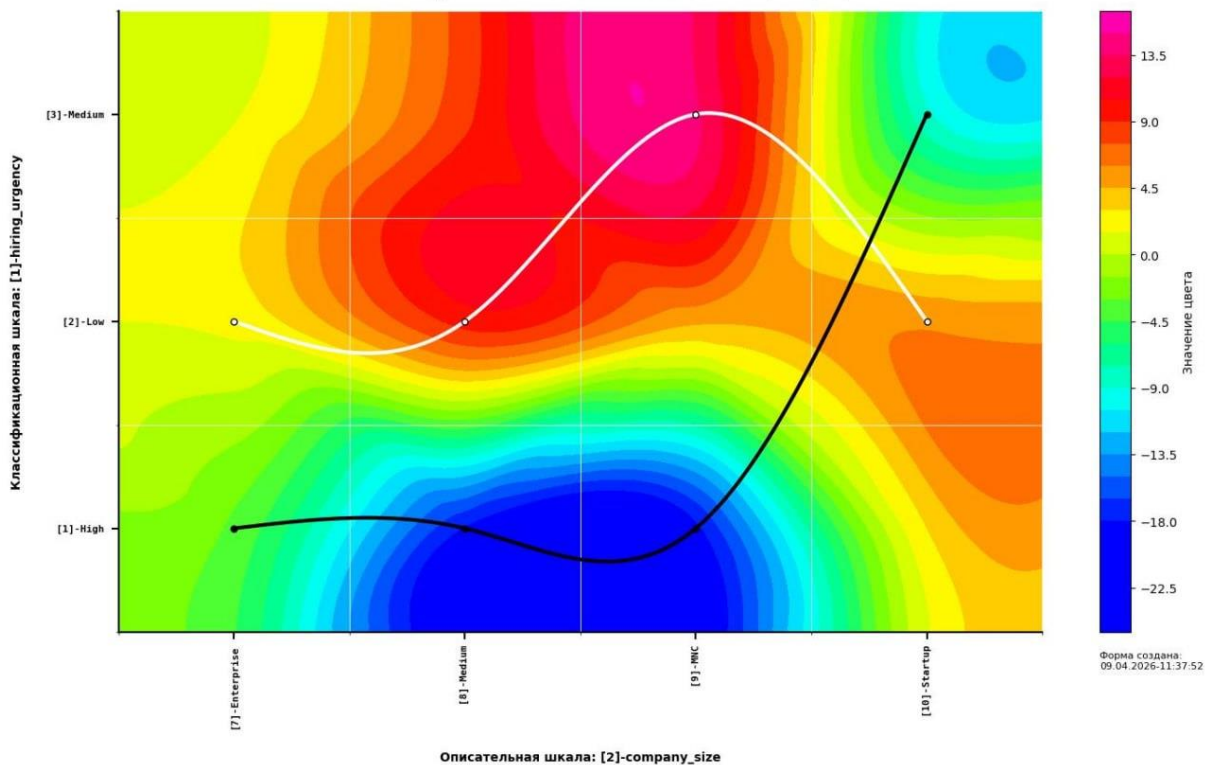
**Предпросмотр**

**КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ**  
Приложение: "Анализ взаимосвязей признаков в Среде ИИ и анализа данных"  
Модель: "INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами"  
Функция: "5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета"  
Метод сглаживания линий: Составные слайды Безье

Описательная шкала: [11]job\_title  
INF3-1-1-plot\_smoothed\_colored\_contour.jpg

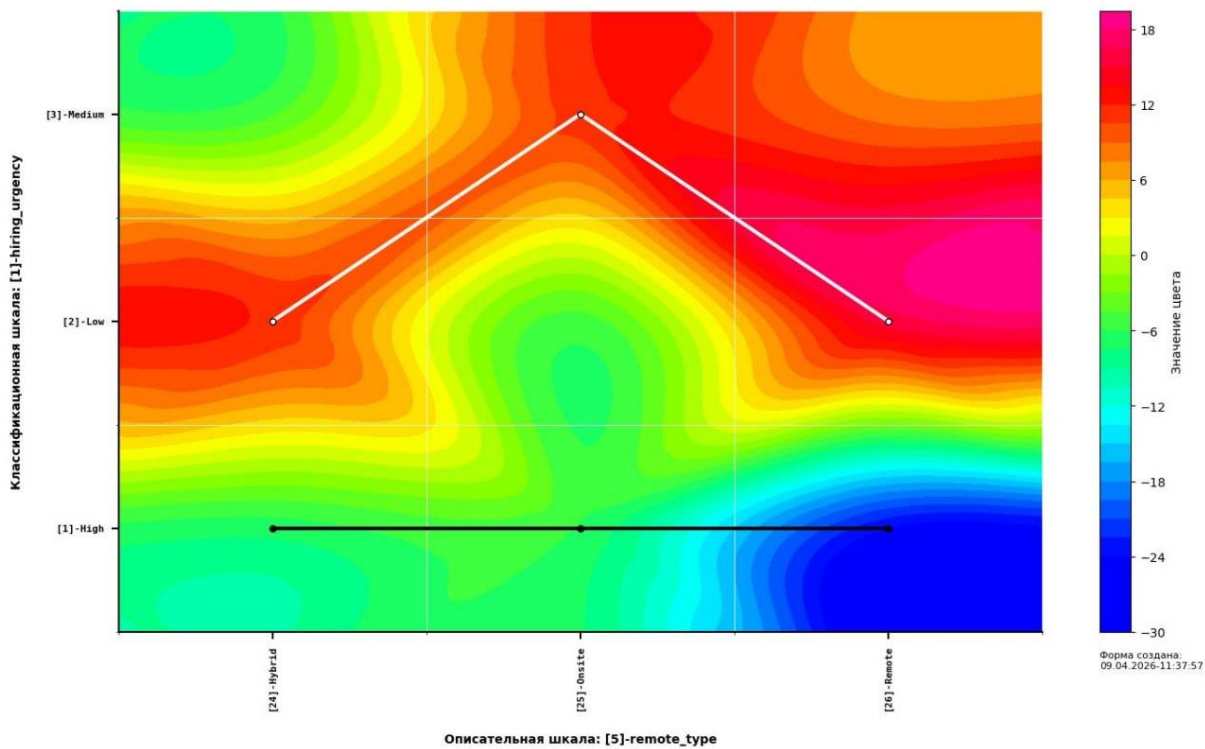
### КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

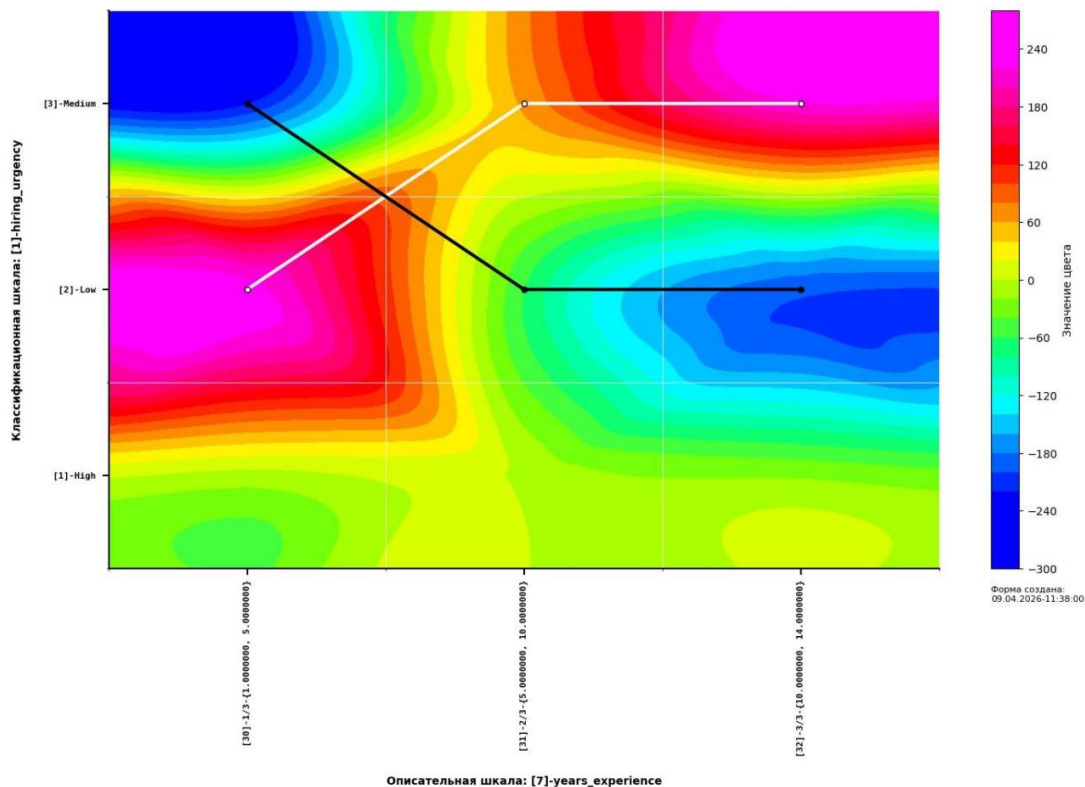
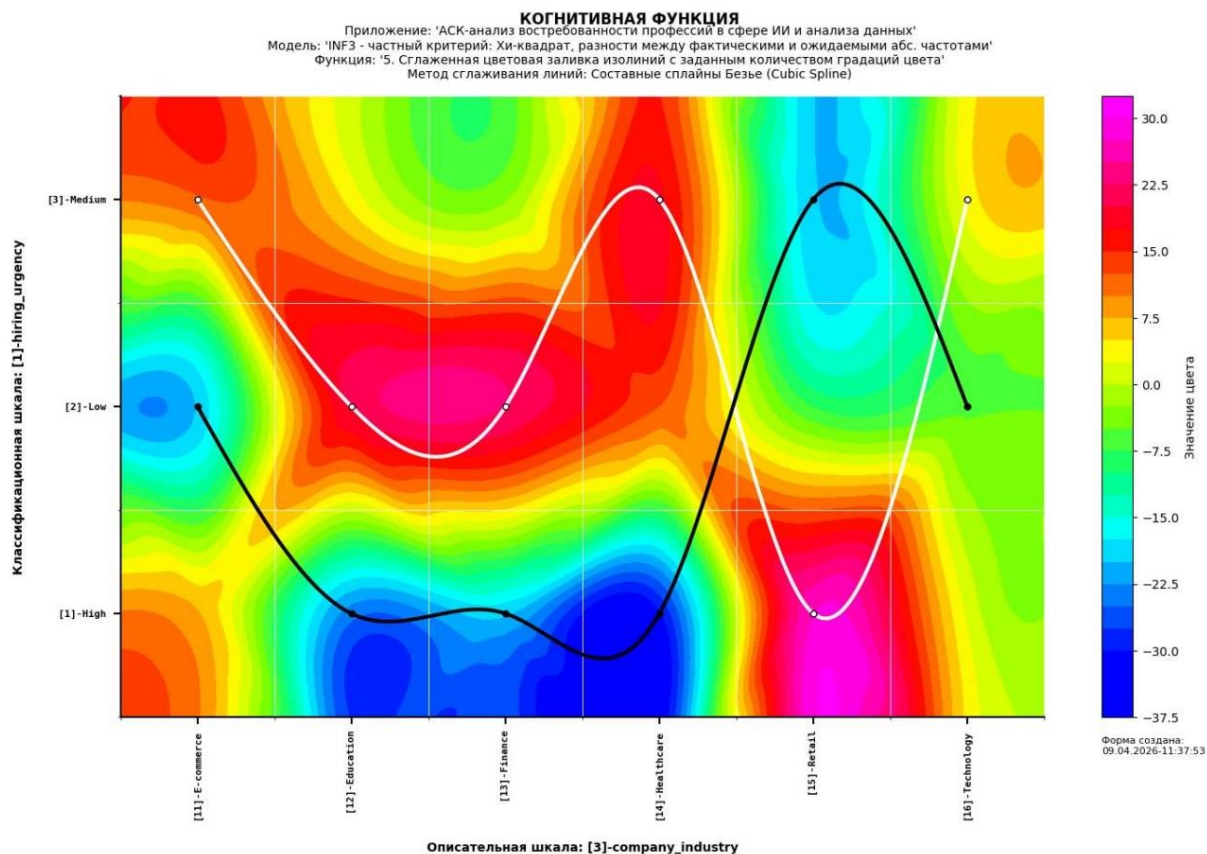
Приложение: 'АСК-анализ востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных'  
 Модель: 'INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами'  
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'  
 Метод сглаживания линий: Составные сплайны Безье (Cubic Spline)



### КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'АСК-анализ востребованности профессий в сфере ИИ и анализа данных'  
 Модель: 'INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами'  
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'  
 Метод сглаживания линий: Составные сплайны Безье (Cubic Spline)





**Рисунок 36. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3**

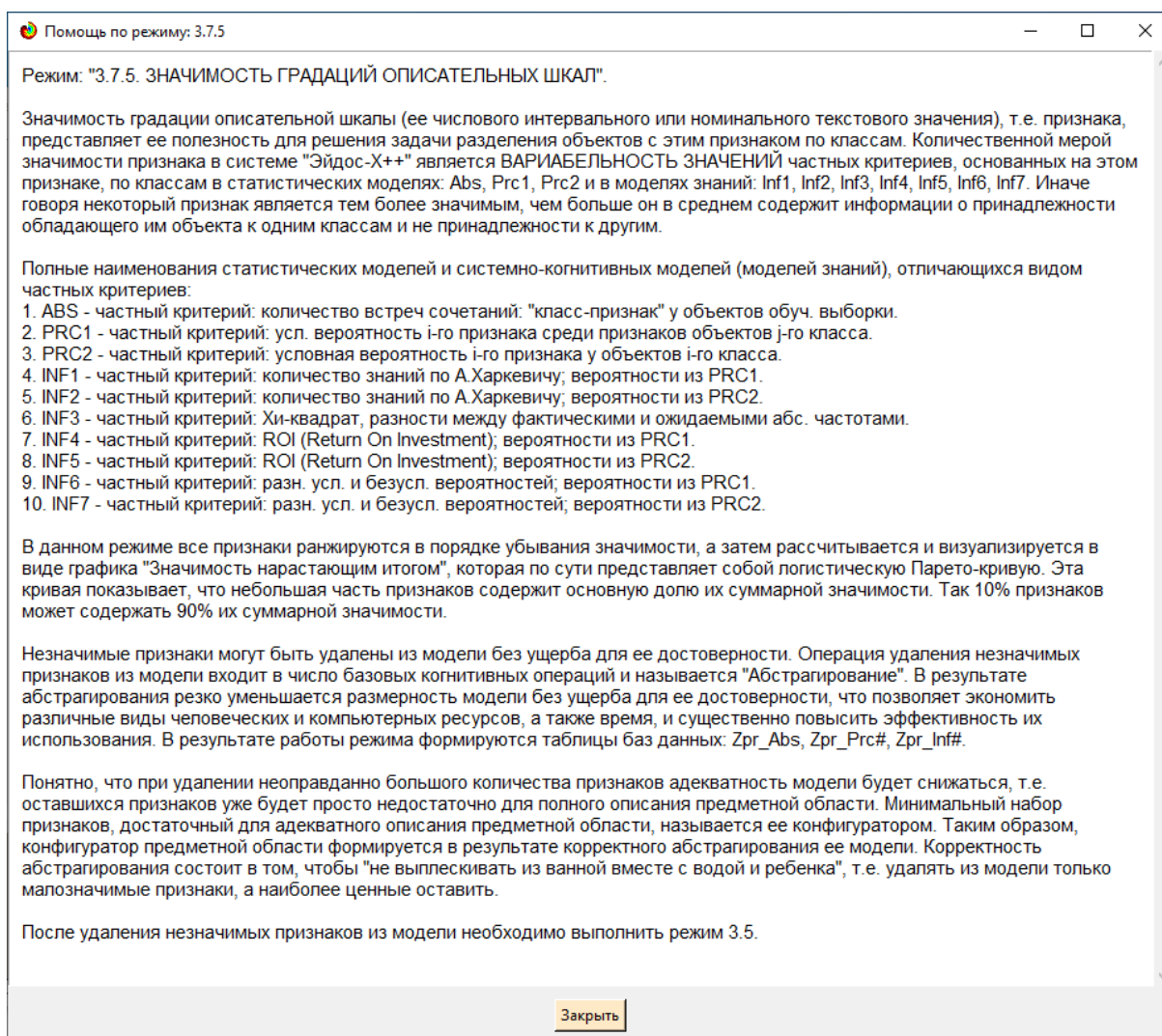
Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [24].

### **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 переменность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf1, это переменность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос») (рисунок 37):



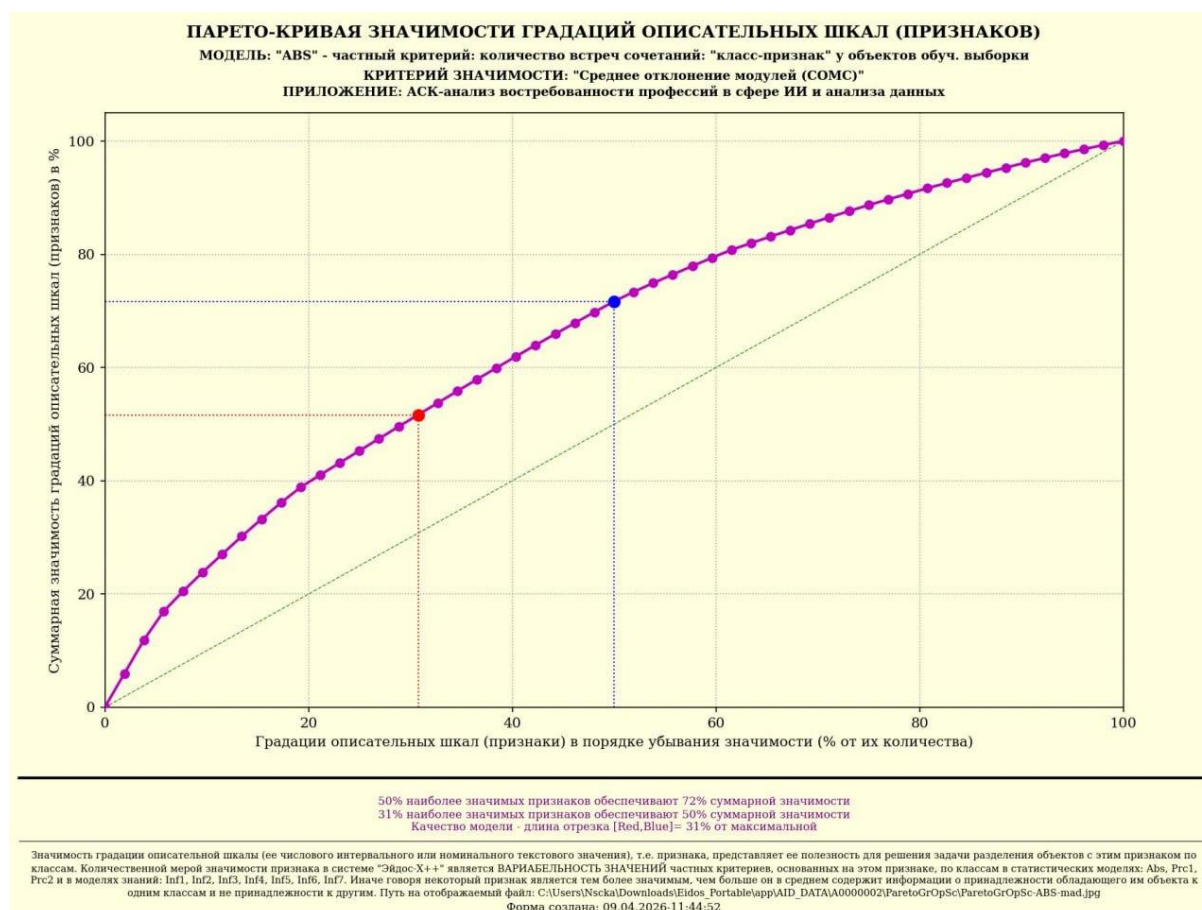
**Рисунок 37. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал**

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

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

### **3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе**

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



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

Из рисунка 38 (Парето-кривая значимости градаций описательных шкал) видно, что примерно 31% наиболее значимых градаций факторов обеспечивают 50% суммарного влияния на уровень востребованности профессий (*hiring\_urgency*), а 50% наиболее значимых градаций обеспечивают уже 72% суммарного влияния.

Это свидетельствует о достаточно высокой степени концентрации влияния: относительно небольшое количество ключевых характеристик вакансий и их сочетаний оказывает определяющее воздействие на формирование уровня срочности найма. Такая концентрация факторов является положительным результатом для модели, так как позволяет достигать высокой объясняющей способности при использовании ограниченного набора наиболее информативных признаков.

На рисунке 39 система «Эйдос» представила рейтинг качества различных статистических и системно-когнитивных моделей. Кроме того, на этом рисунке приведены имена Excel-файлов, содержащих подробную информацию 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.

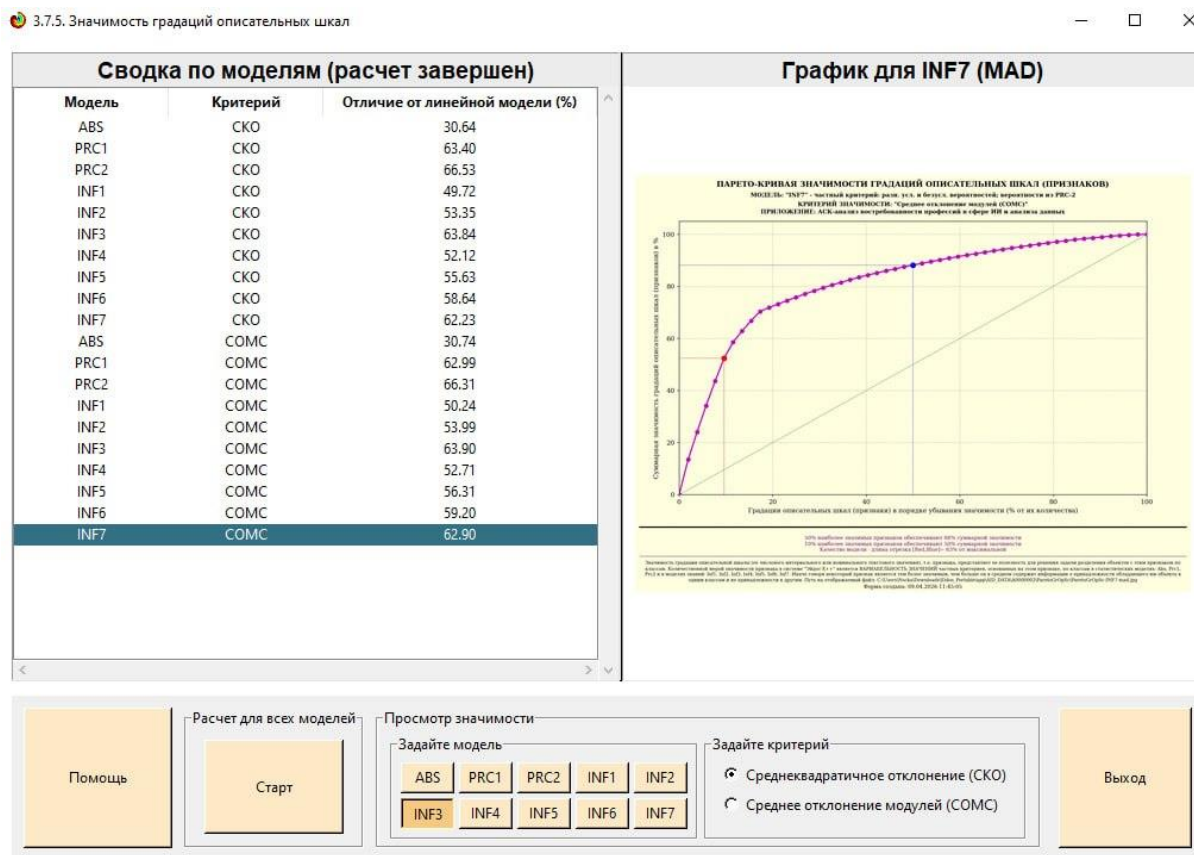


Рисунок 39. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей

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

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	num	num_prc	kod_atr	name_atr	kod_opsc	znach_atr	zn_atrnit	znach_prc	zn_prcnit
2	1	1,923076923	50	job_openings - 1/3-{1.0000000, 4.0000000}	17	237,0100433	237,0100433	13,6994	13,6994
3	2	3,846153846	52	job_openings - 3/3-{7.0000000, 9.0000000}	17	215,5193066	452,5293498	12,45721	26,15661
4	3	5,769230769	39	skills_deep_learning - 1/1-{1.0000000, 1.0000000}	12	166,7293698	619,2587197	9,63711	35,79372
5	4	7,692307692	38	skills_ml - 1/1-{1.0000000, 1.0000000}	11	156,7992193	776,0579389	9,063138	44,85686
6	5	9,615384615	30	years_experience - 1/3-{1.0000000, 5.0000000}	7	152,5561831	928,614122	8,817887	53,67475
7	6	11,53846154	32	years_experience - 3/3-{10.0000000, 14.0000000}	7	145,3688036	1073,982926	8,40245	62,0772
8	7	13,46153846	41	salary - 1/3-{45091.0000000, 97641.0000000}	14	68,20851871	1142,191444	3,942515	66,01971
9	8	15,38461538	43	salary - 3/3-{127443.0000000, 203662.0000000}	14	62,1002482	1204,291693	3,589451	69,60916
10	9	17,30769231	31	years_experience - 2/3-{5.0000000, 10.0000000}	7	42,61178604	1246,903479	2,463	72,07216
11	10	19,23076923	48	job_posting_year - 2/3-{2022.0000000, 2024.0000000}	16	21,86929159	1268,77277	1,264065	73,33623
12	11	21,15384615	14	company_industry - Healthcare	3	20,29717913	1289,069949	1,173196	74,50942
13	12	23,07692308	42	salary - 2/3-{97641.0000000, 127443.0000000}	14	18,56641847	1307,636368	1,073156	75,58258
14	13	25	23	country - USA	4	18,35599407	1325,992362	1,060993	76,64357
15	14	26,92307692	15	company_industry - Retail	3	18,18692609	1344,179288	1,051221	77,69479
16	15	28,84615385	46	job_posting_month - 3/3-{8.0000000, 12.0000000}	15	16,76348771	1360,942776	0,968945	78,66374
17	16	30,76923077	28	experience_level - Mid	6	16,65071425	1377,59349	0,962427	79,62617
18	17	32,69230769	40	skills_cloud - 1/1-{1.0000000, 1.0000000}	13	16,54086079	1394,134351	0,956077	80,58224
19	18	34,61538462	20	country - India	4	16,20566019	1410,340011	0,936702	81,51894
20	19	36,53846154	26	remote_type - Remote	5	15,99127074	1426,331282	0,92431	82,44325
21	20	38,46153846	12	company_industry - Education	3	15,97444232	1442,305724	0,923337	83,36659
22	21	40,38461538	6	job_title - Machine Learning Engineer	1	15,54915205	1457,854876	0,898755	84,26535
23	22	42,30769231	13	company_industry - Finance	3	14,88720349	1472,74208	0,860494	85,12584
24	23	44,23076923	1	job_title - AI Engineer	1	13,81307391	1486,555153	0,798408	85,92425

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

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	num	num_prc	kod_opsc	name_opsc	n_gropsc	kodgr_min	kodgr_max	znach_os	zn_osnit	znach_prc	zn_prcnit
2	1	5,88235294	12	skills_deep_learning	1	39	39	166,72937	166,72937	21,6018616	21,6018616
3	2	11,7647059	11	skills_ml	1	38	38	156,799219	323,528589	20,3152872	41,9171489
4	3	17,6470588	17	job_openings	3	50	52	155,082157	478,610746	20,0928205	62,0099694
5	4	23,5294118	7	years_experience	3	30	32	113,512258	592,123004	14,7069235	76,7168929
6	5	29,4117647	14	salary	3	41	43	49,6250618	641,748066	6,4295434	83,1464363
7	6	35,2941176	13	skills_cloud	1	40	40	16,5408608	658,288926	2,14307405	85,2895103
8	7	41,1764706	3	company_industry	6	11	16	14,3538169	672,642743	1,85971534	87,1492257
9	8	47,0588235	16	job_posting_year	3	47	49	11,5503303	684,193073	1,49648881	88,6457145
10	9	52,9411765	4	country	7	17	23	11,4718862	695,66496	1,48632541	90,1320399
11	10	58,8235294	9	skills_python	1	36	36	10,9339235	706,598883	1,41662565	91,5486655
12	11	64,7058824	15	job_posting_month	3	44	46	10,9334676	717,532351	1,41656658	92,9652321
13	12	70,5882353	1	job_title	6	1	6	10,9246384	728,456989	1,41542265	94,3806548
14	13	76,4705882	5	remote_type	3	24	26	10,3834677	738,840457	1,34530726	95,725962
15	14	82,3529412	8	education_level	3	33	35	9,78015476	748,620612	1,26714058	96,9931026
16	15	88,2352941	6	experience_level	3	27	29	8,48825981	757,108871	1,09975953	98,0928621
17	16	94,1176471	2	company_size	4	7	10	8,10459362	765,213465	1,05005081	99,1429129
18	17	100	10	skills_sql	1	37	37	6,61524394	771,828709	0,85708705	100

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\ZOS\_Inf3.xlsx

Из таблицы 17 видно, что примерно 43 % суммарного влияния на уровень востребованности профессий в сфере искусственного интеллекта и анализа данных (hiring\_urgency) обусловлено тремя наиболее значимыми факторами:

- наличием навыка Deep Learning (skills\_deep\_learning),
- количеством открытых позиций (job\_openings),
- стажем работы (years\_experience).

Таким образом, три наиболее значимых фактора, составляющие около 18 % от общего количества градаций описательных шкал, обеспечивают 43 % суммарного влияния на срочность найма.

Данный результат подтверждает высокую степень концентрации влияния и указывает на приоритетность именно этих факторов при прогнозировании востребованности ИИ-специалистов и корректировке образовательных программ.

### **3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал**

#### **3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области**



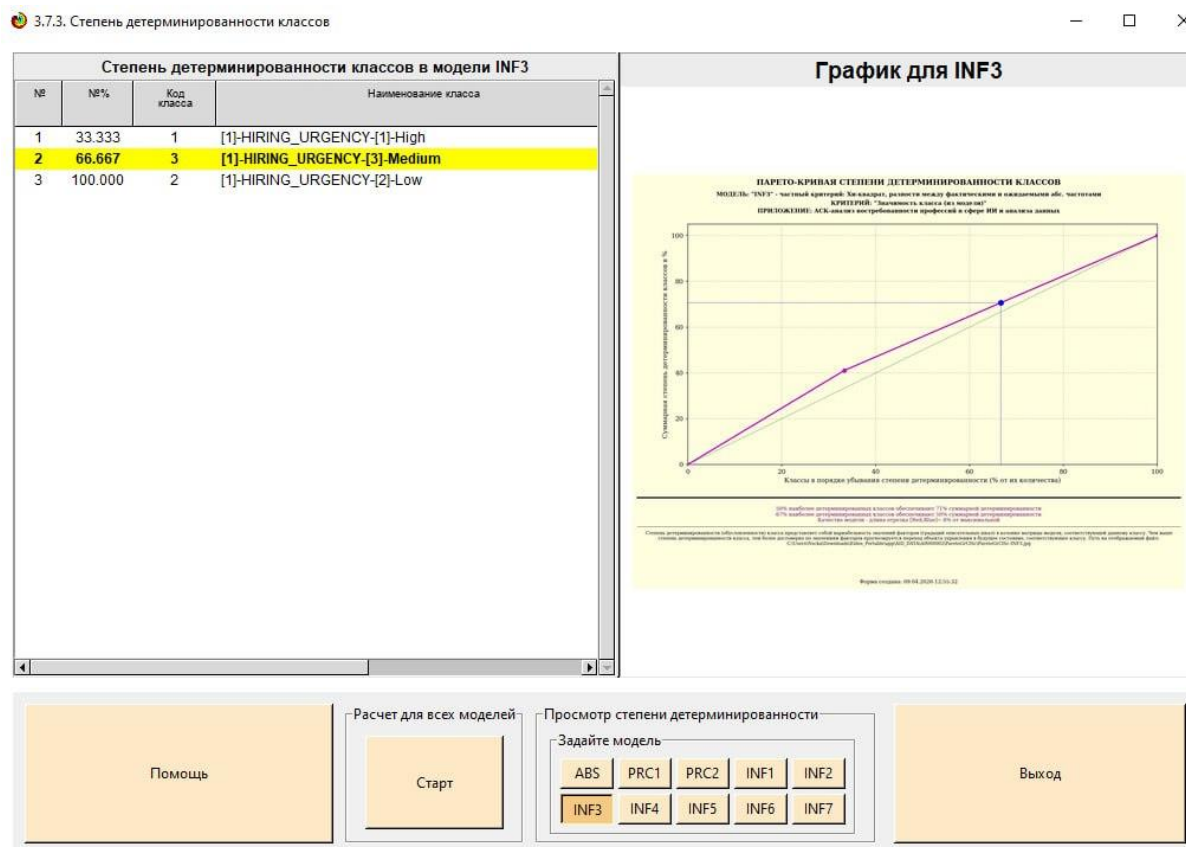


Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

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 уровень востребованности профессий. Степень обусловленности значениями факторов существенно различается между классами срочности найма.

Так, класс High (высокая срочность найма) обладает наибольшей степенью детерминированности и составляет 41,08 % от суммарной детерминированности всех классов. Класс Medium (средняя срочность) занимает промежуточное положение с показателем 70,65 %, а класс Low (низкая срочность найма) — 23,50 % от общей детерминированности модели.

Таким образом, наиболее жёстко детерминированный класс (High) обеспечивает значительную долю объяснённой вариации модели. Это указывает на существенную неоднородность влияния факторов: одни и те же характеристики вакансий гораздо сильнее определяют высокую востребованность, чем низкую.

Таблица 16 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	num	num_prc	kod_cls	name_cls	kod_cls	znach_cls	zn_clsnt	znach_prc	zn_prcnt
2	1	33,33333333	1	[1]-HIRING_URGENCY-[1]-High	1	86,34946217	86,34946217	41,07811718	41,07811718
3	2	66,66666667	3	[1]-HIRING_URGENCY-[3]-Medium	1	62,16198303	148,5114452	29,57166332	70,6497805
4	3	100	2	[1]-HIRING_URGENCY-[2]-Low	1	61,69649054	210,2079357	29,3502195	100

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Zkl\_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](http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php), а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №459. 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](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 поставленные задачи решены.

В ходе работы с использованием системы «Эйдос» были построены статистические и системно-когнитивные модели, позволяющие оценивать и прогнозировать риск нарушения психического здоровья и выгорания студентов. Также было изучено влияние факторов учебной нагрузки и образа жизни на уровень данного риска. На этой основе успешно решены задачи идентификации состояний студентов, классификации уровней риска и анализа моделируемой предметной области через исследование её когнитивной модели.

В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария — интеллектуальной системы «Эйдос».

Полученные результаты могут быть использованы в качестве основы для лабораторных работ и научных исследований по применению методов искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа,

для решения задач оценки и прогнозирования психического здоровья студентов в условиях современной системы высшего образования.

## 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 OCZFHС.
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](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](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 OIGYBB.

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

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

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С<sup>о</sup> 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](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<sup>о</sup> по когнитивным функциям: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_functions.htm](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](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](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](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](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](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](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](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](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](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](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](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](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](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](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](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm)

41. Работы по наукометрии: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_scientometrics.htm](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](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](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](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](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.