

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра Компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

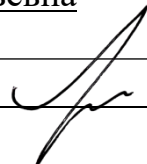
на тему: «АСК-анализ факторов и прогнозирование сроков автоматизации
рабочих мест с помощью искусственного интеллекта»

Выполнил студент группы: ИТ32441 Скачкова Анастасия Евгеньевна

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 Скачковой Анастасии Евгеньевны
курса 2 заочной формы обучения группы ИТ32441
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ факторов и прогнозирование сроков
автоматизации рабочих мест с помощью искусственного интеллекта»
Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

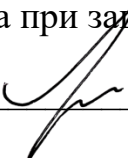
Оценка качества выполнения курсовой работы

№ 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) риска и сроков замещения человеческого труда искусственным интеллектом направлен на выявление и количественную оценку факторов, определяющих временные горизонты автоматизации рабочих мест, а также на исследование характера причинно-следственных взаимосвязей между характеристиками профессий и прогнозируемым годом их замещения ИИ-системами.

Целью курсовой работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа для оценки и прогнозирования сроков замещения человеческого труда искусственным интеллектом на основе многомерных данных по различным отраслям экономики.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- проанализировать методы формирования обобщённых образов (классов) по срокам замещения рабочих мест (на основе столбца Substitution_Year_Est);
- выполнить идентификацию состояний ролей (профессий) с применением методов АСК-анализа;
- построить и исследовать когнитивную модель предметной области, отражающую влияние технологических, экономических и регуляторных факторов (таких как стоимость труда, эластичность

замещения, индекс риска автоматизации, регуляторный барьер и др.) на прогнозируемые сроки автоматизации рабочих мест.

АСК-АНАЛИЗ ФАКТОРОВ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СРОКОВ АВТОМАТИЗАЦИИ РАБОЧИХ МЕСТ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

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

Современный рынок труда характеризуется высокой динамикой и активным внедрением технологий искусственного интеллекта практически во всех отраслях экономики. Своевременное выявление и прогнозирование рисков замещения человеческого труда ИИ напрямую влияет на качество подготовки кадров, корректировку образовательных программ университетов, стратегическое планирование компаний и государственную политику в сфере занятости и переподготовки работников. Основной задачей настоящей работы является обеспечение максимально точного и обоснованного прогнозирования сроков замещения человеческого труда искусственным интеллектом (на основе показателя Substitution_Year_Est) с учётом большого количества технологических, экономических и регуляторных факторов: стоимости человеческого труда, эластичности замещения, стоимости инференса ИИ, индекса риска автоматизации, регуляторного барьера и других характеристик. В данной работе для анализа эмпирических данных 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 1200 ролях и профессиях из различных отраслей экономики (финансы, юриспруденция, здравоохранение, образование, производство, креативные индустрии и др.). Этот пример содержит множество разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в задачах оценки рисков автоматизации, прогнозирования сроков замещения рабочих мест, разработки рекомендаций по адаптации рынка труда и научного обоснования причинно-следственных связей между характеристиками профессий и вероятными сроками их автоматизации.

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

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF FACTORS AND FORECASTING THE TIMELINES OF AI-DRIVEN JOB AUTOMATION

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

The modern labor market is characterized by high dynamism and the rapid integration of artificial intelligence technologies across virtually all sectors of the economy. Timely identification and forecasting of the risks associated with the substitution of human labor by AI have a direct impact on the quality of workforce training, the adjustment of university curricula, corporate strategic planning, and government policy in the areas of employment and worker retraining. The primary objective of this study is to provide a highly accurate and well-substantiated forecast of the timelines for the replacement of human labor with artificial intelligence (based on the Substitution_Year_Est indicator), taking into account a wide range of technological, economic, and regulatory factors. These include human labor cost, substitution elasticity, AI inference cost, automation risk index, regulatory barriers, and other relevant characteristics. In this work, Automated System-Cognitive Analysis (ASC-analysis) and its specialized software tool — the intelligent system “Eidos” — are used to analyze empirical data. A detailed numerical example is presented based on real data covering more than 1,200 occupational roles across various industries (finance, law, healthcare, education, manufacturing, creative industries, and others). This example includes a rich set of informative tabular and graphical outputs and can serve as a practical case study for teaching the application of ASC-analysis and the “Eidos” system in solving problems related to automation risk assessment, forecasting job substitution timelines, developing labor market adaptation recommendations, and scientifically substantiating causal relationships between occupational characteristics and the projected timelines of their automation.

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

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	9
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	9
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	10
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	10
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	10
2. METHODS (МЕТОДЫ)	11
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	11
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	12
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	12
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	14
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	21
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....	24
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	24
3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	24
3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	25
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	25
3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	26
3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе	27
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....	35
3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	35
3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	43
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	48
3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	48
3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	49
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	52
3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	52
3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе	52
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	53
3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	53
3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний».....	54
3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	55

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев	56
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»	57
3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений	61
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	61
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	61
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»	62
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	63
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	63
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»	68
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели	68
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)	68
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	68
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	68
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	71
3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	71
3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе	71
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	72
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	72
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	72
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	74
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	74
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	75
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть	76
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	76
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе	77
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	78
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	78
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе	78
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	81
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	81
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе	81
3.8.9. Когнитивные функции	83

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	83
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе	84
<i>3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций</i>	<i>86</i>
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	86
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе	87
<i>3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i>	<i>90</i>
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	90
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе	90
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	92
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	94
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	94

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Современный рынок труда сталкивается с ускоренным внедрением искусственного интеллекта, которое несёт с собой значительные риски массового замещения человеческого труда. Своевременное выявление и прогнозирование рисков и сроков автоматизации рабочих мест напрямую влияют на качество подготовки кадров, актуальность образовательных программ университетов, стратегическое планирование компаний, государственную политику в сфере занятости и организацию программ профессиональной переподготовки.

Основной задачей специалистов в области анализа рынка труда, образовательных технологий и HR-аналитики является обеспечение максимально раннего и точного прогнозирования сроков замещения человеческих ролей искусственным интеллектом, а также оценка уровня риска автоматизации с минимальными ресурсными затратами.

Процесс определения рисков и сроков замещения рабочих мест отличается высокой сложностью и зависит от множества взаимосвязанных факторов. Ключевыми среди них являются: отрасль экономики, стоимость человеческого труда, объём токенов, обрабатываемых специалистом за час, стоимость инференса ИИ, эластичность замещения, индекс риска автоматизации, регуляторный барьер (Regulatory_Moat), чувствительность к капитальным затратам на оборудование и другие характеристики.

Одной из ключевых проблем в данной предметной области является необходимость оперативного выявления профессий и ролей, находящихся в зоне высокого риска автоматизации, на этапе, когда образовательные учреждения, компании и работники ещё могут своевременно адаптироваться к предстоящим изменениям. Оценка риска замещения включает идентификацию наиболее значимых факторов, анализ их влияния, прогнозирование вероятных сроков автоматизации (на основе показателя Substitution_Year_Est) и выработку рекомендаций по минимизации негативных социально-экономических последствий.

В условиях высокой многофакторности и динамичности рынка традиционные методы анализа (экспертные оценки, простая статистика, ручной мониторинг) часто оказываются недостаточно точными и оперативными. Это приводит к запаздыванию в обновлении образовательных программ, несоответствию компетенций выпускников будущим требованиям рынка и росту структурной безработицы в результате автоматизации.

Для решения этих задач активно применяются современные интеллектуальные методы, основанные на анализе больших данных, моделировании причинно-следственных связей и использовании

технологий искусственного интеллекта. 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 профессий и прогнозируемыми сроками их замещения искусственным интеллектом.

Таким образом, исследуемая предметная область представляет собой совокупность процессов и факторов, связанных с идентификацией, оценкой рисков и прогнозированием сроков замещения человеческого труда искусственным интеллектом в условиях высокой динамики технологического развития. Повышение точности такой оценки позволяет своевременно корректировать образовательные программы, разрабатывать эффективные стратегии переподготовки кадров, снижать социальные риски автоматизации и способствовать устойчивому развитию экономики в эпоху искусственного интеллекта.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования — система факторов, характеризующих рабочие роли и профессии в различных отраслях экономики, определяющая степень и сроки риска замещения человеческого труда искусственным интеллектом.

Предмет исследования — выявление и количественная оценка причинно-следственных взаимосвязей между комплексом технологических, экономических и регуляторных характеристик профессий и прогнозируемыми сроками их автоматизации (измеряемыми через основной классификационный показатель *Substitution_Year_Est*).

Ключевыми факторами (описательными признаками) выступают: отрасль экономики (*Industry*), стоимость человеческого труда в час (*Human_Labor_Cost_hr*), объём токенов, обрабатываемых специалистом за час (*Tokens_per_Human_Hour*), стоимость инференса ИИ в 2026 году (*Inference_Cost_2026*), эквивалентная стоимость ИИ-агента (*Agent_Labor_Equivalent_Cost*), эластичность замещения (*Substitution_Elasticity*), коэффициент ИИ-аугментации (*AI_Augmentation_Factor*), индекс риска автоматизации (*Automation_Risk_Index*), чувствительность к капитальным затратам на оборудование (*Hardware_CapEx_Sensitivity*), уровень регуляторного барьера (*Regulatory_Moat*) и другие характеристики ролей.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Современный рынок труда и система подготовки кадров функционируют в условиях ускоренного внедрения технологий

искусственного интеллекта, которое приводит к существенным изменениям в структуре занятости и рискам массового замещения человеческого труда.

Основная проблема заключается в недостаточном понимании того, какие именно характеристики профессий и их сочетания определяют уровень риска и прогнозируемые сроки автоматизации рабочих мест. В условиях быстрого технологического прогресса компании, университеты и государственные органы, которые не уделяют должного внимания системному анализу факторов автоматизации, рискуют столкнуться с запаздыванием в адаптации образовательных программ, несоответствием компетенций выпускников будущим требованиям рынка, ростом структурной безработицы и необходимостью масштабных и дорогостоящих программ профессиональной переподготовки.

Актуальность исследования обусловлена несколькими ключевыми факторами. Во-первых, процессы автоматизации с помощью ИИ активно развиваются во всех отраслях экономики и уже в ближайшие годы могут затронуть значительную часть рабочих мест. Во-вторых, современный рынок труда характеризуется высокой скоростью технологических изменений, что приводит к появлению новых комбинаций факторов, влияющих на сроки замещения человеческого труда. В-третьих, своевременное выявление профессий и ролей с высоким риском автоматизации и оперативная корректировка образовательных программ и стратегий занятости напрямую влияют на качество подготовки кадров, минимизацию социальных рисков автоматизации и устойчивое развитие экономики 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 инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время практически нет [1-4].

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

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

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

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

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

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

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 706 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано 45 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получено 34 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 360 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)³ [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США⁴.

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

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

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

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

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

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

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

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

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [5] и страничка в РесечГейт [6] и РИНЦ [7], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

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

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается *путем* метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Сама метризация номинальных шкал достигается *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/ZCKZRKvrlEMBWO8>, <https://ora.ai/>, <https://ora.ai/explore?path=trending>, <https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos>, <https://poe.com/Aidos-X>, <https://rudalle.ru/>, <https://bard.google.com/>, <https://chatbot.theb.ai/>, <https://problembo.com/ru/services> (может пригодиться - почта на 10 минут: <https://10minutemail.net/>), <https://poe.com/GPT-3.5-Turbo-Instruct>, <https://www.seaart.ai/home>, <https://ui.chatai.com/>.

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

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>) и имеет 6 автоматизированных программных интерфейсов (API) ввода данных из внешних источников данных различных типов: таблиц, текстов и графики. Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени в процессе создания моделей и их использования для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее модели (автоматические системы работают без такого участия человека);

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

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

- имеет «нулевой порог входа»:

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

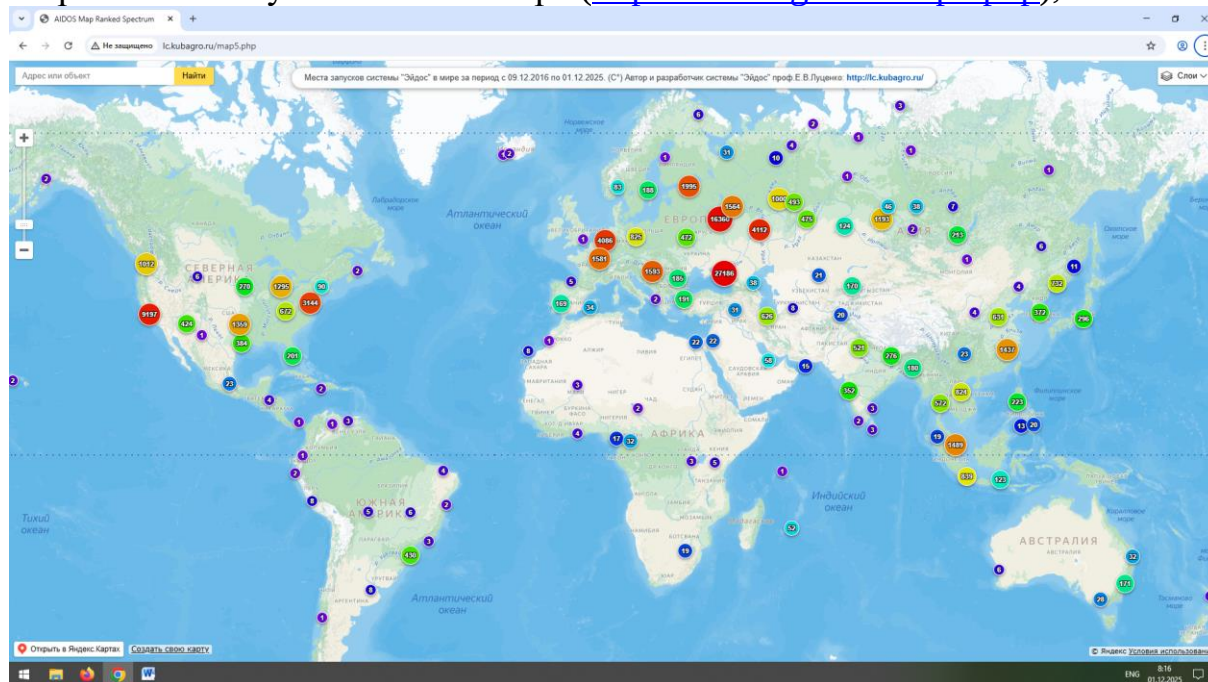
- находится в полном открытом бесплатном доступе (<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>), причем с актуальными исходными текстами (<http://lc.kubagro.ru/AidosALL.txt>): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>),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

- является «интерпретатором интеллектуальных моделей», т.е. с одной стороны является инструментальной оболочкой, позволяющей без какого-либо

программирования создавать интеллектуальные приложения на основе конфигуратора статистических и системно-когнитивных моделей, а с другой стороны является run-time системой или средой исполнения, обеспечивающей эксплуатацию этих интеллектуальных приложений в адаптивном режиме.

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

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



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

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

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

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

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

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

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

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

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

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

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

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

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

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

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

[Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения](#)⁷

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



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

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

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

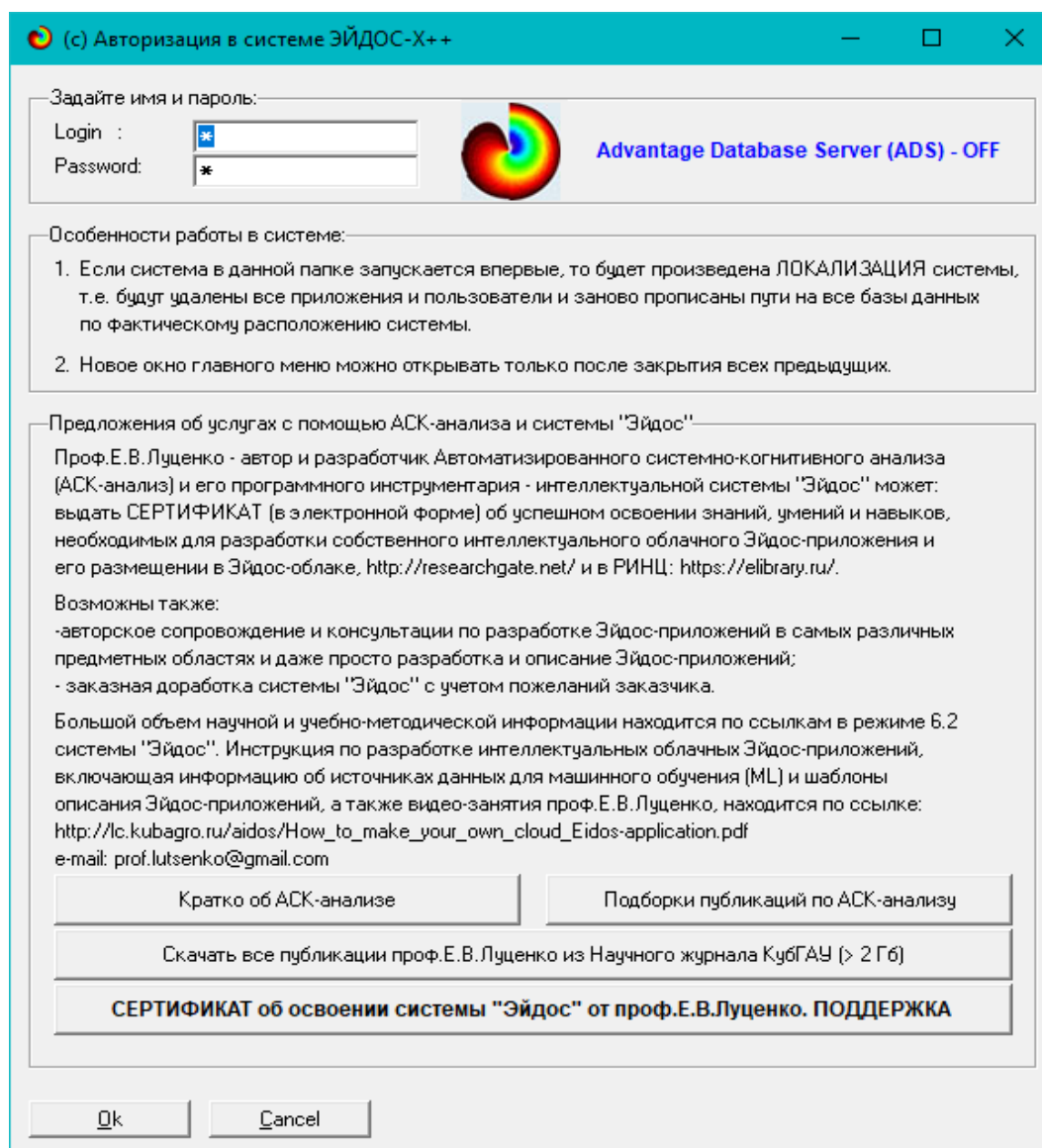


Рисунок 2. Титульные видеogramмы версии системы «Эйдос» на xBase++

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**

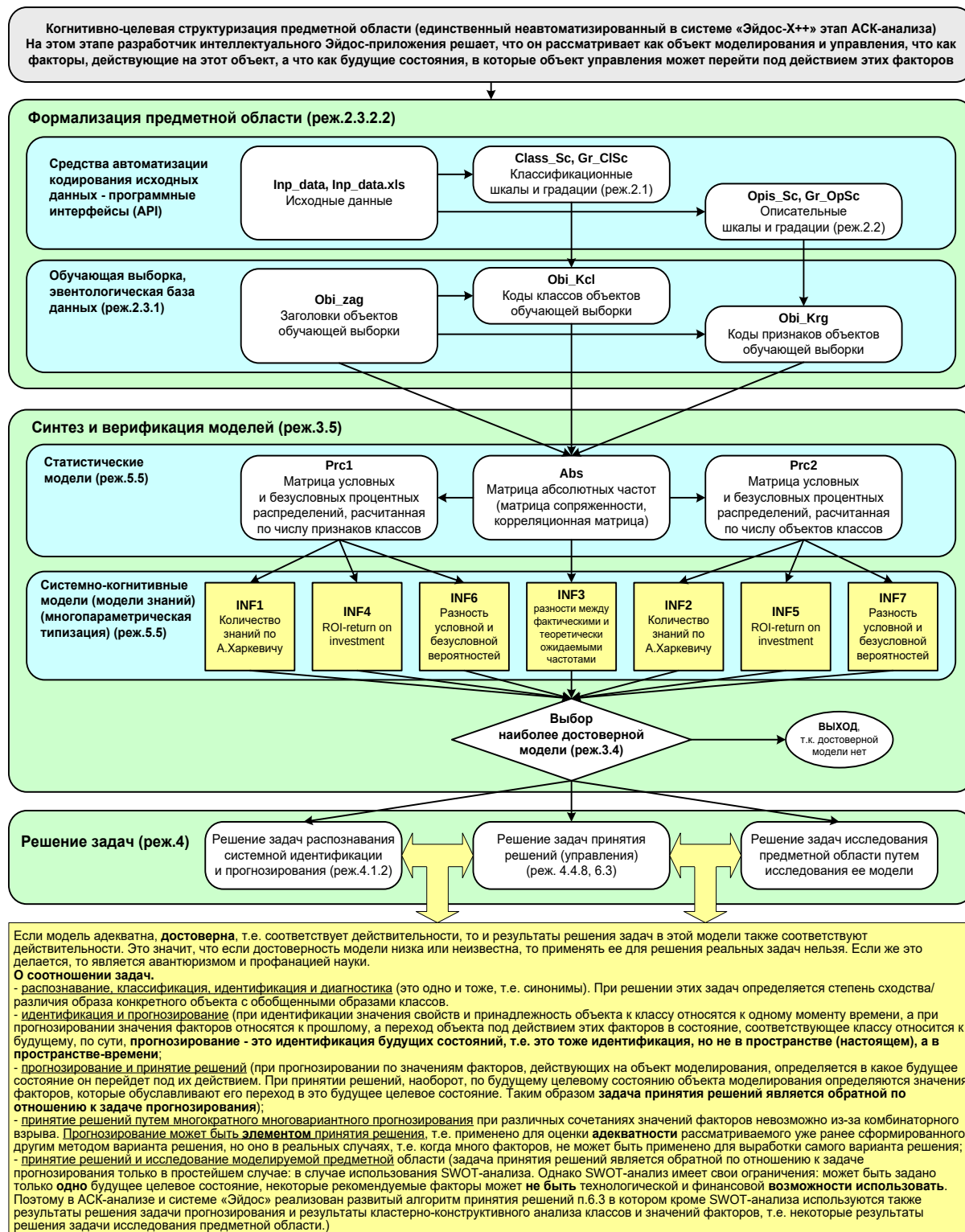


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

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/waddahali/2026-intelligence-economy-labor-vs-ai-compute>.

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	Industry
2	Human_Labor_Cost_hr
3	Tokens_per_Human_Hour
4	Inference_Cost_2026
5	Agent_Labor_Equivalent_Cost
6	Substitution_Elasticity
7	AI_Augmentation_Factor
8	Hardware_CapEx_Sensitivity
9	Regulatory_Moat
10	Automation_Risk_Index

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

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Substitution_Year_Est

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
1	Role_ID	Industry	Human_Labor_Cost_hr	Tokens_per_Human_Hour	Inference_Cost_2026	Agent_Labor_Equivalent_Cost	Substitution_Elasticity	AI-Augmentation_Factor	Hardware_CapEx_Sensitivity	Regulatory_Moat	Automation_Risk_Index	Substitution_Year_Est
2	FIN-001	Finance	114	231710	0,557	0,1291	0,84	0,8	0,39	High	95	2030
3	FIN-002	Finance	97	199855	0,1045	0,0209	1,04	1	0,3	High	100	2031
4	FIN-003	Finance	58	83259	0,4215	0,0351	0,89	0,59	0,27	Low	100	2028
5	FIN-004	Finance	73	165341	0,1999	0,0331	1,03	0,85	0,2	High	100	2032
6	FIN-005	Finance	100	187993	0,4529	0,0851	0,37	0,77	0,32	Med	100	2029
7	FIN-006	Finance	83	142865	0,7399	0,1057	0,87	0,78	0,33	Med	98	2029
8	FIN-007	Finance	117	165572	0,1096	0,0181	0,83	0,46	0,3	Low	100	2026
9	FIN-008	Finance	98	168940	0,2808	0,0474	1,18	0,83	0,2	Med	100	2029
10	FIN-009	Finance	109	256791	0,3203	0,0823	0,8	0,51	0,39	Med	100	2027
11	FIN-010	Finance	80	160653	0,6011	0,0966	0,65	1	0,26	High	88	2033
12	FIN-011	Finance	105	261513	0,1533	0,0401	1,04	0,66	0,47	Med	100	2029
13	FIN-012	Finance	167	363332	0,7833	0,2846	0,76	0,49	0,6	Med	68	2028
14	FIN-013	Finance	108	213929	0,5997	0,1283	0,55	0,64	0,37	Low	100	2026
15	FIN-014	Finance	131	220196	0,2236	0,0492	1,07	0,72	0,36	Med	100	2029
16	FIN-015	Finance	105	218502	0,1904	0,0416	0,99	1	0,27	High	100	2033
17	FIN-016	Finance	62	90980	0,5279	0,048	0,88	1	0,25	High	100	2031
18	FIN-017	Finance	139	247194	0,4293	0,1061	1,07	0,59	0,52	Med	100	2028
19	FIN-018	Finance	158	367892	0,2212	0,0814	0,82	0,53	0,58	Low	100	2027
20	FIN-019	Finance	101	216756	0,7772	0,1685	0,78	0,64	0,37	Med	71	2028
21	FIN-020	Finance	115	212807	0,5564	0,1184	0,64	0,57	0,34	Med	100	2029
22	FIN-021	Finance	112	184978	0,3437	0,0636	1,06	0,74	0,28	High	100	2030
23	FIN-022	Finance	108	215826	0,2777	0,0599	0,88	0,9	0,46	High	100	2031
24	FIN-023	Finance	88	171305	0,1371	0,0235	0,91	0,68	0,2	Low	100	2028
25	FIN-024	Finance	84	180797	0,1001	0,0181	1,12	0,76	0,2	Med	100	2029
26	FIN-025	Finance	112	228622	0,2057	0,047	0,93	0,81	0,28	Med	100	2030
27	FIN-026	Finance	86	138959	0,3248	0,0451	0,95	0,96	0,15	High	100	2030
28	FIN-027	Finance	130	227103	0,5101	0,1158	0,93	1	0,24	High	100	2031
29	FIN-028	Finance	85	149092	0,7638	0,1139	0,64	0,96	0,33	High	74	2030
30	FIN-029	Finance	58	104769	0,3812	0,0399	1,07	1	0,11	High	100	2032
31	FIN-030	Finance	59	96965	0,7511	0,0728	0,71	0,75	0,19	Low	100	2027
32	FIN-031	Finance	79	148505	0,5004	0,0743	0,95	1	0,04	High	100	2030
33	FIN-032	Finance	151	279033	0,4758	0,1328	0,99	0,74	0,49	High	100	2030
34	FIN-033	Finance	93	159426	0,0887	0,0141	1	0,84	0,18	High	100	2029
35	FIN-034	Finance	68	96110	0,5113	0,0491	0,78	0,96	0,17	Med	100	2030
36	FIN-035	Finance	138	289461	0,0823	0,0238	0,99	0,94	0,36	High	100	2030
37	FIN-036	Finance	143	284914	0,2634	0,075	0,95	0,82	0,41	High	100	2031
38	FIN-037	Finance	91	182456	0,3902	0,082	0,95	0,48	0,35	Low	100	2028

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
1	Role_ID	Industry	Human_Labor_Cost_hr	Tokens_per_Human_Hour	Inference_Cost_2026	Agent_Labor_or_Equivalent_Cost	Substitution_Elasticity	AI-Augmentation_Factor	Hardware_CapEx_Sensitivity	Regulatory_Moat	Automation_Risk_Index	Substitution_Year_Est
2	FIN-001	Finance	114	231710	0,557	0,1291	0,84	0,8	0,39	High	95	2030
3	FIN-002	Finance	97	199855	0,1045	0,0209	1,04	1	0,3	High	100	2031
4	FIN-003	Finance	58	83259	0,4215	0,0351	0,89	0,59	0,27	Low	100	2028
5	FIN-004	Finance	73	165341	0,1999	0,0331	1,03	0,85	0,2	High	100	2032
6	FIN-005	Finance	100	187993	0,4529	0,0851	0,37	0,77	0,32	Med	100	2029
7	FIN-006	Finance	83	142865	0,7399	0,1057	0,87	0,78	0,33	Med	98	2029
8	FIN-007	Finance	117	165572	0,1096	0,0181	0,83	0,46	0,3	Low	100	2026
9	FIN-008	Finance	98	168940	0,2808	0,0474	1,18	0,83	0,2	Med	100	2029
10	FIN-009	Finance	109	256791	0,3203	0,0823	0,8	0,51	0,39	Med	100	2027
11	FIN-010	Finance	80	160653	0,6011	0,0966	0,65	1	0,26	High	88	2033
12	FIN-011	Finance	105	261513	0,1533	0,0401	1,04	0,66	0,47	Med	100	2029
13	FIN-012	Finance	167	363332	0,7833	0,2846	0,76	0,49	0,6	Med	68	2028
14	FIN-013	Finance	108	213929	0,5997	0,1283	0,55	0,64	0,37	Low	100	2026
15	FIN-014	Finance	131	220196	0,2236	0,0492	1,07	0,72	0,36	Med	100	2029
16	FIN-015	Finance	105	218502	0,1904	0,0416	0,99	1	0,27	High	100	2033
17	FIN-016	Finance	62	90980	0,5279	0,048	0,88	1	0,25	High	100	2031
18	FIN-017	Finance	139	247194	0,4293	0,1061	1,07	0,59	0,52	Med	100	2028
19	FIN-018	Finance	158	367892	0,2212	0,0814	0,82	0,53	0,58	Low	100	2027
20	FIN-019	Finance	101	216756	0,7772	0,1685	0,78	0,64	0,37	Med	71	2028
21	FIN-020	Finance	115	212807	0,5564	0,1184	0,64	0,57	0,34	Med	100	2029
22	FIN-021	Finance	112	184978	0,3437	0,0636	1,06	0,74	0,28	High	100	2030
23	FIN-022	Finance	108	215826	0,2777	0,0599	0,88	0,9	0,46	High	100	2031
24	FIN-023	Finance	88	171305	0,1371	0,0235	0,91	0,68	0,2	Low	100	2028
25	FIN-024	Finance	84	180797	0,1001	0,0181	1,12	0,76	0,2	Med	100	2029
26	FIN-025	Finance	112	228622	0,2057	0,047	0,93	0,81	0,28	Med	100	2030
27	FIN-026	Finance	86	138959	0,3248	0,0451	0,95	0,96	0,15	High	100	2030
28	FIN-027	Finance	130	227103	0,5101	0,1158	0,93	1	0,24	High	100	2031
29	FIN-028	Finance	85	149092	0,7638	0,1139	0,64	0,96	0,33	High	74	2030
30	FIN-029	Finance	58	104769	0,3812	0,0399	1,07	1	0,11	High	100	2032
31	FIN-030	Finance	59	96965	0,7511	0,0728	0,71	0,75	0,19	Low	100	2027
32	FIN-031	Finance	79	148505	0,5004	0,0743	0,95	1	0,04	High	100	2030
33	FIN-032	Finance	151	279033	0,4758	0,1328	0,99	0,74	0,49	High	100	2030
34	FIN-033	Finance	93	159426	0,0887	0,0141	1	0,84	0,18	High	100	2029
35	FIN-034	Finance	68	96110	0,5113	0,0491	0,78	0,96	0,17	Med	100	2030
36	FIN-035	Finance	138	289461	0,0823	0,0238	0,99	0,94	0,36	High	100	2030
37	FIN-036	Finance	143	284914	0,2634	0,075	0,95	0,82	0,41	High	100	2031

Таблица 4 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одну рабочую роль (профессию), всего их 1200;

– каждое наблюдение описывается одновременно двумя способами: с одной стороны — значениями факторов, характеризующих роль (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 Substitution_Year_Est — это основная классификационная шкала, описывающая прогнозируемый год замещения данной роли искусственным интеллектом. В настоящем исследовании используется именно эта классификационная шкала;

– остальные столбцы — это описательные шкалы, формализующие характеристики рабочей роли. Они имеют числовой и текстовый тип.

Среди них присутствуют как количественные переменные (например, Human_Labor_Cost_hr, Inference_Cost_2026, Automation_Risk_Index, Substitution_Elasticity), так и категориальные / лингвистические (например, Industry, Regulatory_Moat).

– 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).

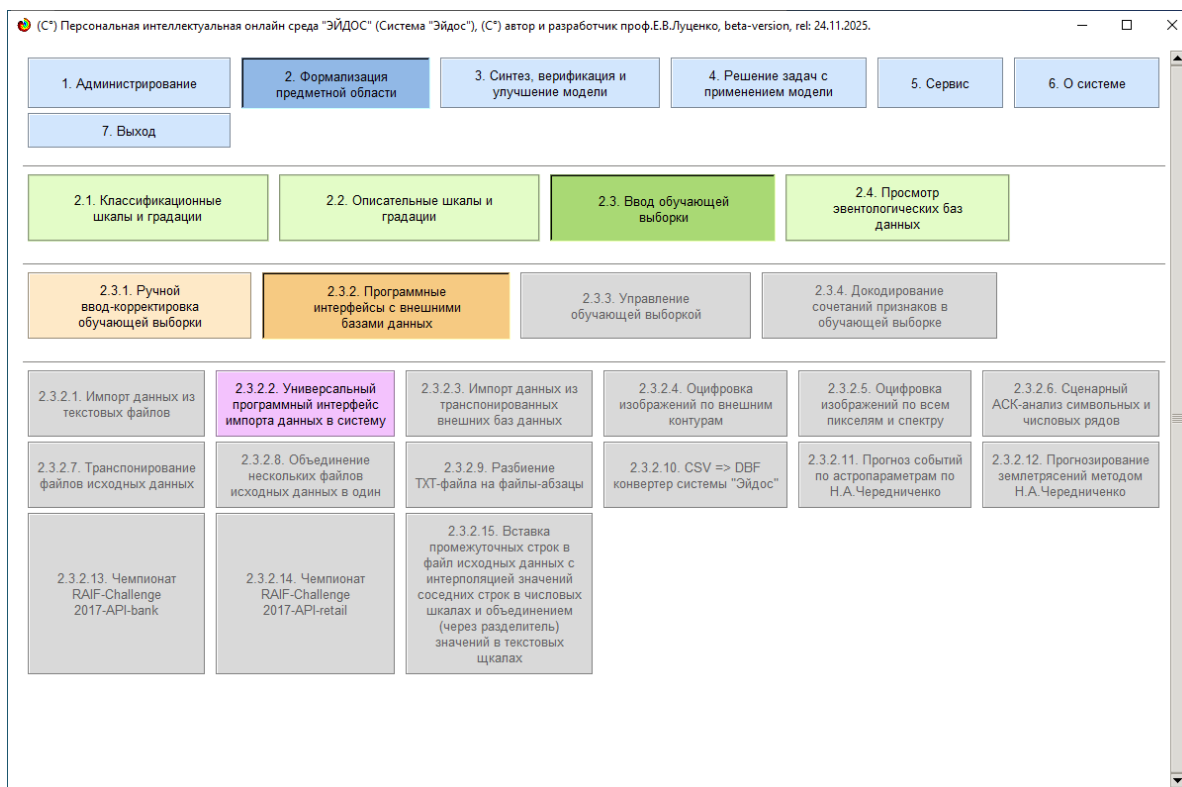


Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) новой версии системы «Эйдос», написанной на Python

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):

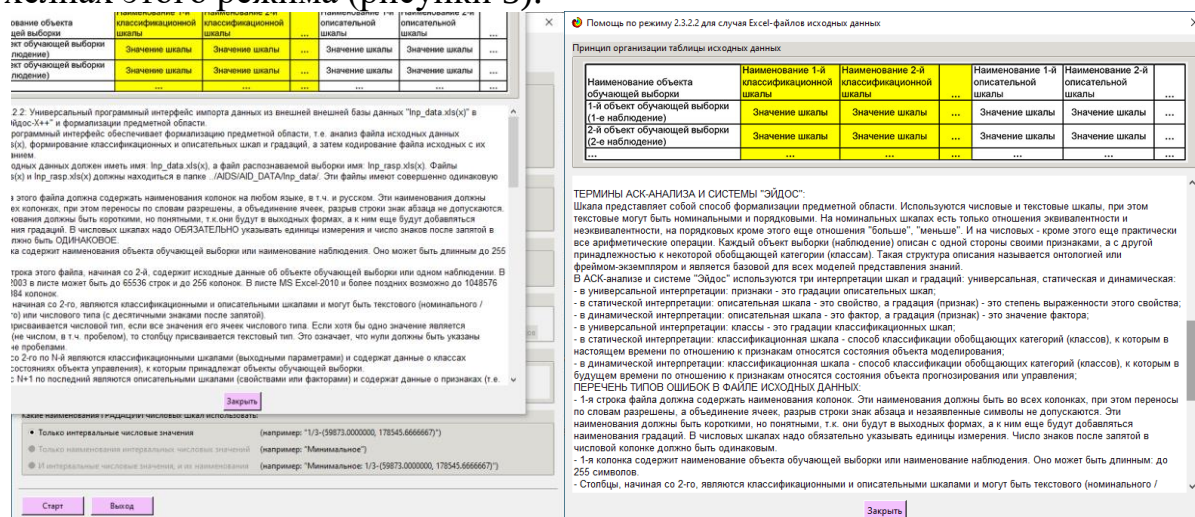


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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 Стандарт XLS-файла

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

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

☐ CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец: 12

Конечный столбец: 12

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец: 2

Конечный столбец: 11

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

☐ Равные интервалы с разным числом наблюдений

☒ Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов

☐ Применить спец.интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

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

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

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

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

Старт **Выход**

2.3.2.2. Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

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

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [6 классов x 26 признаков]

Тип	Количество	Суммарное количество	Среднее количество	Количество	Суммарное	Среднее
Числовые	1	6	6.00	8	8	1.00
Текстовые	0	0	0.00	2	18	9.00
ВСЕГО:	1	6	6.00	10	26	2.60

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале: В классификационных шкалах: 6 В описательных шкалах: 1

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: кол: [1], назв.: "SUBSTITUTION_YEAR_EST", тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/6

1 Наим.градации: 1/6-[2026.00000000, 2027.00000000], размер интервала= 1.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 200/200

2 Наим.градации: 2/6-[2027.00000000, 2028.00000000], размер интервала= 1.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 200/200

3 Наим.градации: 3/6-[2028.00000000, 2029.00000000], размер интервала= 1.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 200/200

4 Наим.градации: 4/6-[2029.00000000, 2030.00000000], размер интервала= 1.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 200/200

5 Наим.градации: 5/6-[2030.00000000, 2031.00000000], размер интервала= 1.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 200/200

6 Наим.градации: 6/6-[2031.00000000, 2033.00000000], размер интервала= 2.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 200/200

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: кол: [1], назв.: "INDUSTRY", тип шкалы/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/15

7 Наим.градации: 1/15-Consulting, факт.число наблюдений на градации: 80

8 Наим.градации: 2/15-Creative, факт.число наблюдений на градации: 80

9 Наим.градации: 3/15-Education, факт.число наблюдений на градации: 80

10 Наим.градации: 4/15-Energy, факт.число наблюдений на градации: 80

11 Наим.градации: 5/15-Finance, факт.число наблюдений на градации: 80

12 Наим.градации: 6/15-Government, факт.число наблюдений на градации: 80

13 Наим.градации: 7/15-Healthcare, факт.число наблюдений на градации: 80

14 Наим.градации: 8/15-Insurance, факт.число наблюдений на градации: 80

15 Наим.градации: 9/15-Legal, факт.число наблюдений на градации: 80

16 Наим.градации: 10/15-Logistics, факт.число наблюдений на градации: 80

17 Наим.градации: 11/15-Manufacturing, факт.число наблюдений на градации: 80

Пересчитать шкалы и градации **Записать TXT** **Выйти на создание модели**

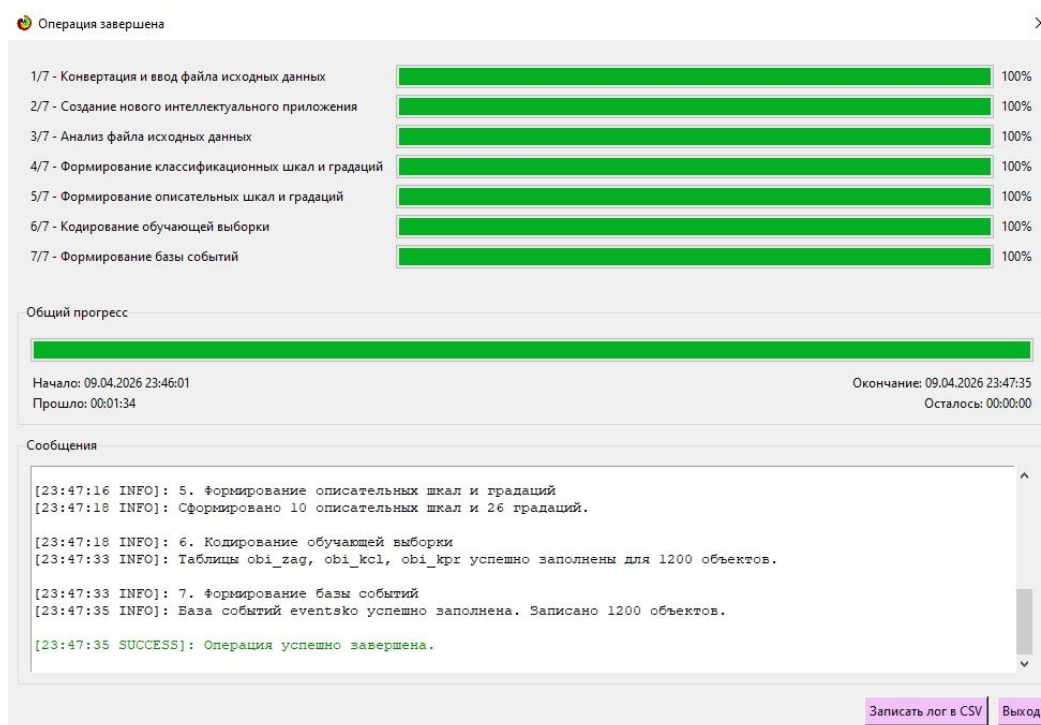


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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 рассматривается 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: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260409-234601]

Код	Наименование классификационной шкалы	Код	Наименование градации классификационной шкалы
1	Substitution_Year_Est	1	1/6-[2026.0000000, 2027.0000000]
		2	2/6-[2027.0000000, 2028.0000000]
		3	3/6-[2028.0000000, 2029.0000000]
		4	4/6-[2029.0000000, 2030.0000000]
		5	5/6-[2030.0000000, 2031.0000000]
		6	6/6-[2031.0000000, 2033.0000000]

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: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260409-234601]

Код	Наименование описательной шкалы	Код	Наименование градации описательной шкалы
1	Industry	1	Consulting
2	Human_Labor_Cost_hr	2	Creative
3	Tokens_per_Human_Hour	3	Education
4	Inference_Cost_2026	4	Energy
5	Agent_Labor_Equivalent_Cost	5	Finance
6	Substitution_Elasticity	6	Government
7	AI_Augmentation_Factor	7	Healthcare
8	Automation_Risk_Index	8	Insurance
9	Hardware_CapEx_Sensitivity	9	Legal
10	Regulatory_Moat	10	Logistics
		11	Manufacturing
		12	ML Ops
		13	Real Estate
		14	Retail
		15	Telecom

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: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260409-234601]

Код объекта	Наименование объекта обучающей выборки	Дата	Время
1	FIN-001	09.04.2026	23:46:01
2	FIN-002	09.04.2026	23:46:01
3	FIN-003	09.04.2026	23:46:01
4	FIN-004	09.04.2026	23:46:01
5	FIN-005	09.04.2026	23:46:01
6	FIN-006	09.04.2026	23:46:01
7	FIN-007	09.04.2026	23:46:01
8	FIN-008	09.04.2026	23:46:01
9	FIN-009	09.04.2026	23:46:01
10	FIN-010	09.04.2026	23:46:01
11	FIN-011	09.04.2026	23:46:01
12	FIN-012	09.04.2026	23:46:01

Коды классов (градаций классификационных шкал)				Коды признаков (градаций описательных шкал)						
4	0	0	0	5	16	17	18	19	20	21
				22	23	24	0	0	0	0

Шкала:	Шкала:
Градация:	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 χ -квадрат Карла Пирсона и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

Отметим, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов). Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу).

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

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

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

Таблица 8 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу			$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$
---	--	--	----------------	--	--	--

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

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

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

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

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

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

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

относительным частотам (частостям) (таблица 9) является весьма обоснованным и логичным.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

Обратим особое внимание на то, что сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем деления приводит при нормировках к нулю (что нужно для применения аддитивных интегральных критериев) путем взятия логарифма и путем вычитания 1 к **тем же самым** моделям, что и сравнение условных и безусловных относительных частот путем деления с теми же самыми способами нормировки. Таким образом, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и провести нормировку к 0 путем взятия логарифма и путем вычитания 1, то получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Других же системно-когнитивных моделей, рассчитываемых на основе приведенных статистических моделей просто нет. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра. **Под**

конфигуратором В.А.Лефевр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструктов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области [4]⁹. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

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

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,

9 См. 1.2.1.2.1.1. Определение понятия конфигулятора, 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 χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или

вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть 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 χ -квадрат Карла Пирсона из статистики оказалась математически тесно связанной с коэффициентом возврата инвестиций (ROI), применяемой в экономике в теории управления портфелем инвестиций и с мерой информации Александра Харкевича из семантической теории информации и теории управления знаниями. Все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».*

3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте базовые модели для синтеза и верификации:

Базовые статистические модели:

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

Задайте источник данных для расчета модели ABS:

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

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

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

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

Базовые системно-когнитивные модели (базы знаний):

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

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

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

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

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

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

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

Какие модели создавать?

☒ Создавать только базовые модели

☐ Создавать модели 2-го уровня

☐ Создавать модели 3-го уровня

[Помощь](#)

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

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

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

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (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	%
3	1. ABS - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ВСТРЕЧ СОЧЕТАНИЙ: "КЛАСС-ПРИЗНАК" У ОБЪЕКТОВ ОБУЧ		100%
4	2. PRC1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛ.ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА СРЕДИ ПРИЗНАКОВ ОБЪЕКТОВ J-ГО		100%
5	3. PRC2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛОВНАЯ ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА У ОБЪЕКТОВ J-ГО КЛАССА		100%
6	4. INF1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1		100%
7	5. INF2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2		100%
8	6. INF3 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ХИ-КВАДРАТ; РАЗНОСТИ МЕЖДУ ФАКТИЧЕСКИМИ И ОЖИДАЕМЫМИ АБС.ЧАСТОТАМИ		100%
9	7. INF4 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1		100%
10	8. INF5 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2		100%
11	9. INF6 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛИ БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1		100%
12	10. INF7 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛИ БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2		100%

Общий прогресс

100%

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 DoatRasp для модели 'INF7'...
```

```
[18:03:24 INFO]: Расчет метрик VerModClsIt для модели 'INF7' (пропущено).
```

```
[18:03:24 INFO]: Финальная обработка и сортировка таблиц doat_models...
```

```
[18:03:24 SUCCESS]: Таблица doat_models финализована и отсортирована.
```

```
[18:03:24 INFO]: ШАГ 8: Формирование итоговой БД DoatRasp...
```

```
[18:03:24 INFO]: Формирование итоговой таблицы DoatRasp...
```

```
[18:03:25 SUCCESS]: Таблица DoatRasp 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 - Substitution_Year_Est - 1/6-(2026.0000000, 2027.0000000)	2 - Substitution_Year_Est - 2/6-(2027.0000000, 2028.0000000)	3 - Substitution_Year_Est - 3/6-(2028.0000000, 2029.0000000)	4 - Substitution_Year_Est - 4/6-(2029.0000000, 2030.0000000)	5 - Substitution_Year_Est - 5/6-(2030.0000000, 2031.0000000)	6 - Substitution_Year_Est - 6/6-(2031.0000000, 2033.0000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Industry - Consulting	28.000	25.000	11.000	8.000	5.000	3.000	80.000	13.333	10.596	8.778
2	Industry - Creative	28.000	23.000	18.000	7.000	2.000	2.000	80.000	13.333	11.201	9.667
3	Industry - Education	19.000	19.000	18.000	12.000	8.000	4.000	80.000	13.333	6.377	5.333
4	Industry - Energy	14.000	12.000	19.000	7.000	14.000	14.000	80.000	13.333	3.882	2.556
5	Industry - Finance	14.000	8.000	13.000	16.000	16.000	13.000	80.000	13.333	2.944	2.000
6	Industry - Government	8.000	12.000	15.000	15.000	20.000	10.000	80.000	13.333	4.274	3.333
7	Industry - Healthcare	2.000	4.000	7.000	25.000	26.000	16.000	80.000	13.333	10.577	9.000
8	Industry - Insurance	14.000	17.000	19.000	9.000	11.000	10.000	80.000	13.333	4.033	3.333
9	Industry - Legal	7.000	8.000	16.000	19.000	22.000	8.000	80.000	13.333	6.501	5.667
10	Industry - Logistics	18.000	25.000	19.000	10.000	6.000	2.000	80.000	13.333	8.756	7.333
11	Industry - Manufacturing	25.000	17.000	18.000	10.000	7.000	3.000	80.000	13.333	8.116	6.667
12	Industry - MLOps	25.000	20.000	18.000	8.000	7.000	2.000	80.000	13.333	8.937	7.667
13	Industry - Real Estate	21.000	20.000	12.000	10.000	9.000	8.000	80.000	13.333	5.715	4.778
14	Industry - Retail	33.000	20.000	13.000	8.000	2.000	4.000	80.000	13.333	11.622	8.778
15	Industry - Telecom	20.000	22.000	17.000	11.000	7.000	3.000	80.000	13.333	7.554	6.333
16	Human_Labor_Cost_hr - 1/1-{20.0000000, 233.0000000}	276.000	252.000	233.000	175.000	162.000	102.000	1200.000	200.000	65.180	53.667
17	Tokens_per_Human_Hour - 1/1-{16861.0000000, 618685.0000000}	276.000	252.000	233.000	175.000	162.000	102.000	1200.000	200.000	65.180	53.667
18	Inference_Cost_2026 - 1/1-{0.0300000, 0.7996000}	276.000	252.000	233.000	175.000	162.000	102.000	1200.000	200.000	65.180	53.667
19	Agent_Labor_Equivalent_Cost - 1/1-{0.0007000, 0.3741000}	276.000	252.000	233.000	175.000	162.000	102.000	1200.000	200.000	65.180	53.667
20	Substitution_Elasticity - 1/1-{0.3600000, 1.6400000}	276.000	252.000	233.000	175.000	162.000	102.000	1200.000	200.000	65.180	53.667

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 - Substitution_Year_Est - 1/c-{2026.0000000, 2027.0000000}	2 - Substitution_Year_Est - 2/c-{2027.0000000, 2028.0000000}	3 - Substitution_Year_Est - 3/c-{2028.0000000, 2029.0000000}	4 - Substitution_Year_Est - 4/c-{2029.0000000, 2030.0000000}	5 - Substitution_Year_Est - 5/c-{2030.0000000, 2031.0000000}	6 - Substitution_Year_Est - 6/c-{2031.0000000, 2033.0000000}	Безусловная вероятность	Среднее	Средн. квадр. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Industry - Consulting	10.145	9.921	4.721	4.571	3.086	2.941	6.667	5.898	3.287	2.757
2	Industry - Creative	10.145	9.127	7.725	4.000	1.235	1.961	6.667	5.699	3.806	3.300
3	Industry - Education	6.884	7.540	7.725	6.857	4.938	3.922	6.667	6.311	1.532	1.254
4	Industry - Energy	5.072	4.762	8.155	4.000	8.642	13.725	6.667	7.393	3.635	2.781
5	Industry - Finance	5.072	3.175	5.579	9.143	9.877	12.745	6.667	7.598	3.580	2.990
6	Industry - Government	2.899	4.762	6.438	8.571	12.346	9.804	6.667	7.470	3.456	2.770
7	Industry - Healthcare	0.725	1.587	3.004	14.286	16.049	15.686	6.667	8.556	7.490	6.784
8	Industry - Insurance	5.072	6.746	8.155	5.143	6.790	9.804	6.667	6.952	1.814	1.352
9	Industry - Legal	2.536	3.175	6.867	10.857	13.580	7.843	6.667	7.476	4.292	3.284
10	Industry - Logistics	6.522	9.921	8.155	5.714	3.704	1.961	6.667	5.996	2.897	2.203
11	Industry - Manufacturing	9.058	6.746	7.725	5.714	4.321	2.941	6.667	6.084	2.240	1.759
12	Industry - MLOps	9.058	7.937	7.725	4.571	4.321	1.961	6.667	5.929	2.728	2.311
13	Industry - Real Estate	7.609	7.937	5.150	5.714	5.556	7.843	6.667	6.635	1.290	1.161
14	Industry - Retail	11.957	7.937	5.579	4.571	1.235	3.922	6.667	5.867	3.698	2.720
15	Industry - Telecom	7.246	8.730	7.296	6.286	4.321	2.941	6.667	6.137	2.137	1.670
16	Human_Labor_Cost_hr - 1/1-{20.0000000, 233.0000000}	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000		
17	Tokens_per_Human_Hour - 1/1-{16861.0000000, 618685.0000000}	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000		
18	Inference_Cost_2026 - 1/1-{0.0300000, 0.7996000}	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000		
19	Agent_Labor_Equivalent_Cost - 1/1-{0.0007000, 0.3741000}	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000		
20	Substitution_Elasticity - 1/1-{0.3600000, 1.5400000}	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000		

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"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Substitution_Year_Est - 1/6-(2026.0000000, 2027.0000000)	2 - Substitution_Year_Est - 2/6-(2027.0000000, 2028.0000000)	3 - Substitution_Year_Est - 3/6-(2028.0000000, 2029.0000000)	4 - Substitution_Year_Est - 4/6-(2029.0000000, 2030.0000000)	5 - Substitution_Year_Est - 5/6-(2030.0000000, 2031.0000000)	6 - Substitution_Year_Est - 6/6-(2031.0000000, 2033.0000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Industry - Consulting	0.116	0.109	-0.095	-0.104	-0.212	-0.225	-0.411	-0.069	0.150	0.121
2	Industry - Creative	0.116	0.086	0.041	-0.141	-0.464	-0.337	-0.699	-0.116	0.241	0.197
3	Industry - Education	0.009	0.034	0.041	0.008	-0.083	-0.146	-0.138	-0.023	0.075	0.061
4	Industry - Energy	-0.075	-0.093	0.055	-0.141	0.071	0.199	0.017	0.003	0.128	0.106
5	Industry - Finance	-0.075	-0.204	-0.049	0.087	0.108	0.178	0.045	0.008	0.142	0.117
6	Industry - Government	-0.229	-0.093	-0.010	0.069	0.170	0.106	0.013	0.002	0.146	0.113
7	Industry - Healthcare	-0.611	-0.395	-0.219	0.210	0.242	0.235	-0.538	-0.090	0.371	0.319
8	Industry - Insurance	-0.075	0.003	0.055	-0.071	0.005	0.106	0.023	0.004	0.071	0.052
9	Industry - Legal	-0.266	-0.204	0.008	0.134	0.196	0.045	-0.087	-0.015	0.184	0.147
10	Industry - Logistics	-0.006	0.109	0.055	-0.042	-0.162	-0.337	-0.382	-0.064	0.163	0.124
11	Industry - Manufacturing	0.084	0.003	0.041	-0.042	-0.119	-0.225	-0.259	-0.043	0.113	0.086
12	Industry - MLOps	0.084	0.048	0.041	-0.104	-0.119	-0.337	-0.387	-0.065	0.158	0.122
13	Industry - Real Estate	0.036	0.048	-0.071	-0.042	-0.050	0.045	-0.035	-0.006	0.054	0.049
14	Industry - Retail	0.161	0.048	-0.049	-0.104	-0.464	-0.146	-0.554	-0.092	0.213	0.146
15	Industry - Telecom	0.023	0.074	0.025	-0.016	-0.119	-0.225	-0.239	-0.040	0.112	0.088
16	Human_Labor_Cost_hr - 1/1-{20.0000000, 233.0000000}										
17	Tokens_per_Human_Hour - 1/1-{16861.0000000, 618685.0000000}										
18	Inference_Cost_2026 - 1/1-{0.0300000, 0.7996000}										
19	Agent_Labor_Equivalent_Cost - 1/1-{0.0007000, 0.3741000}										
20	Substitution_Electricity - 1/1-{0.3600000, 1.5400000}										

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"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - Substitution, Year_Est - 1/6-(2026.0000000, 2027.0000000)	2 - Substitution, Year_Est - 2/6-(2027.0000000, 2028.0000000)	3 - Substitution, Year_Est - 3/6-(2028.0000000, 2029.0000000)	4 - Substitution, Year_Est - 4/6-(2029.0000000, 2030.0000000)	5 - Substitution, Year_Est - 5/6-(2030.0000000, 2031.0000000)	6 - Substitution, Year_Est - 6/6-(2031.0000000, 2033.0000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Industry - Consulting	9.600	8.200	-4.533	-3.667	-5.800	-3.800	0.000	0.000	6.949	5.933
2	Industry - Creative	9.600	6.200	2.467	-4.667	-8.800	-4.800	-0.000	-0.000	7.196	6.089
3	Industry - Education	0.600	2.200	2.467	0.333	-2.800	-2.800	0.000	0.000	2.327	1.867
4	Industry - Energy	-4.400	-4.800	3.467	-4.667	3.200	7.200	0.000	0.000	5.259	4.622
5	Industry - Finance	-4.400	-8.800	-2.533	4.333	5.200	6.200	0.000	0.000	6.123	5.244
6	Industry - Government	-10.400	-4.800	-0.533	3.333	9.200	3.200	0.000	0.000	6.892	5.244
7	Industry - Healthcare	-16.400	-12.800	-8.533	13.333	15.200	9.200			14.136	12.578
8	Industry - Insurance	-4.400	0.200	3.467	-2.667	0.200	3.200	0.000	0.000	3.124	2.356
9	Industry - Legal	-11.400	-8.800	0.467	7.333	11.200	1.200	-0.000	-0.000	8.812	6.733
10	Industry - Logistics	-0.400	8.200	3.467	-1.667	-4.800	-4.800	0.000	0.000	5.065	3.889
11	Industry - Manufacturing	6.600	0.200	2.467	-1.667	-3.800	-3.800	0.000	0.000	4.033	3.089
12	Industry - MLOps	6.600	3.200	2.467	-3.667	-3.800	-4.800	0.000	0.000	4.708	4.089
13	Industry - Real Estate	2.600	3.200	-3.533	-1.667	-1.800	1.200	0.000	0.000	2.718	2.333
14	Industry - Retail	14.600	3.200	-2.533	-3.667	-8.800	-2.800	0.000	0.000	8.106	5.933
15	Industry - Telecom	1.600	5.200	1.467	-0.667	-3.800	-3.800	0.000	0.000	3.495	2.756
16	Human_Labor_Cost_hr - 1/1-{20.0000000, 233.0000000}										
17	Tokens_per_Human_Hour - 1/1-{16861.0000000, 618685.0000000}										
18	Inference_Cost_2026 - 1/1-{0.0300000, 0.7996000}										
19	Agent_Labor_Equivalent_Cost - 1/1-{0.0007000, 0.3741000}										
20	Substitution_Elasticity - 1/1-{0.3600000, 1.6400000}										

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 Ризбергера, 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=0.515** 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 факторов и прогнозирования сроков автоматизации рабочих мест с помощью искусственного интеллекта]

№	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модулей сходства ложно-отрицат. решений (SFN)	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	0.000	0.179	1.000	0.303
2	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс-признак" у объектов обуч.выборки	сумма абс.частот по признакам объекта	0.000	0.187	1.000	0.316
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	корреляция усл.отн.частот с обр.объекта	0.000	0.179	1.000	0.303
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	сумма усл.отн.частот по признакам объекта	0.000	0.173	1.000	0.295
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	корреляция усл.отн.частот с обр.объекта	0.000	0.179	1.000	0.303
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	сумма усл.отн.частот по признакам объекта	0.000	0.173	1.000	0.295
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	87.497	0.278	0.878	0.422
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1	сумма знаний	35.201	0.330	0.814	0.470
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	87.497	0.278	0.878	0.422
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2	сумма знаний	35.201	0.330	0.814	0.470
11	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами	семантический резонанс знаний	143.246	0.349	0.839	0.493
12	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами	сумма знаний	113.686	0.372	0.836	0.515
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	172.052	0.361	0.745	0.486
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	сумма знаний	85.228	0.331	0.832	0.473
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	172.052	0.361	0.745	0.486
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	сумма знаний	85.228	0.331	0.832	0.473
17	INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	236.045	0.360	0.738	0.484
18	INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC1	сумма знаний	96.106	0.342	0.846	0.487
19	INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	236.045	0.360	0.738	0.484
20	INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вероятности из PRC2	сумма знаний	96.106	0.342	0.846	0.487

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.

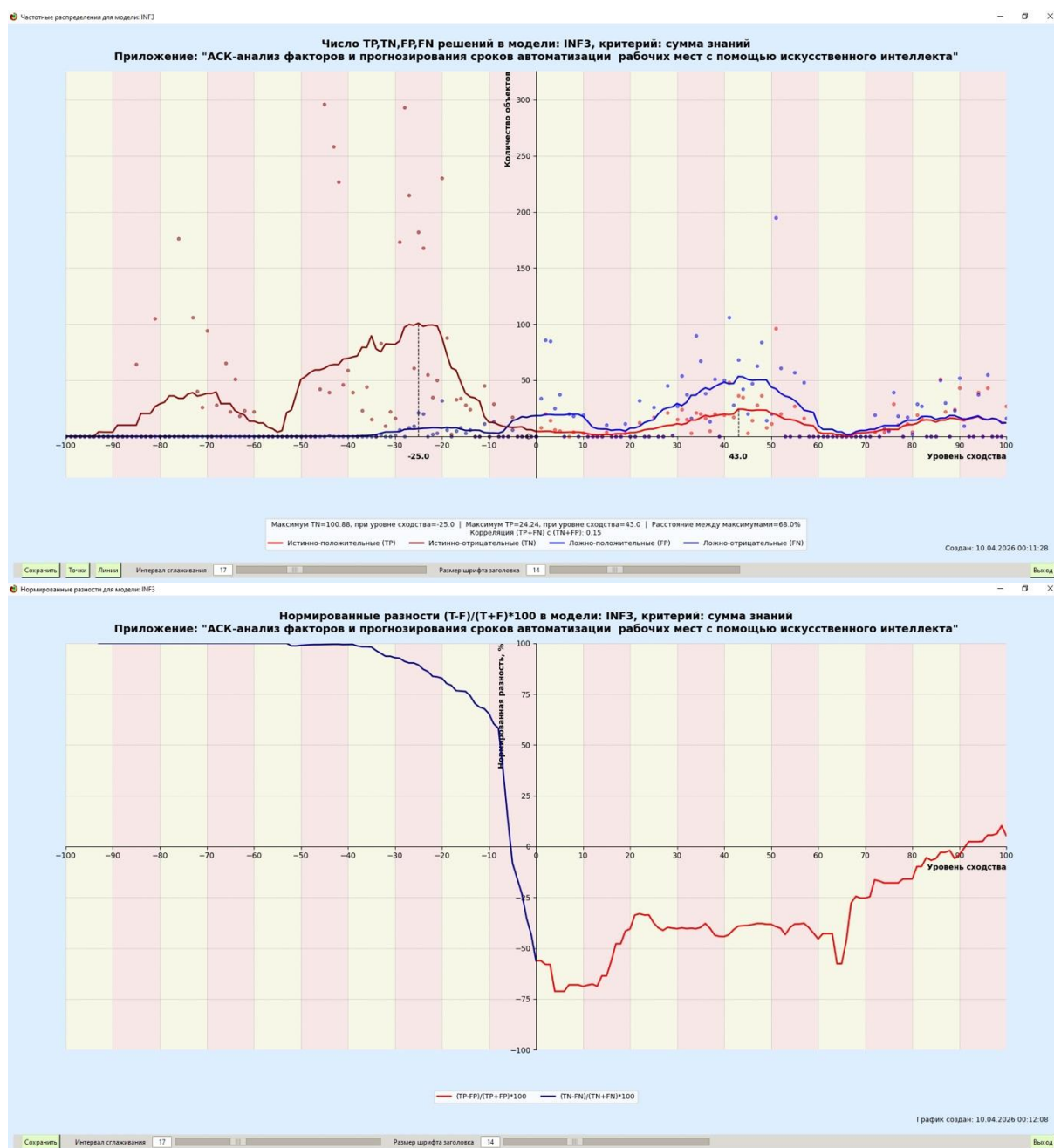


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3 [9]

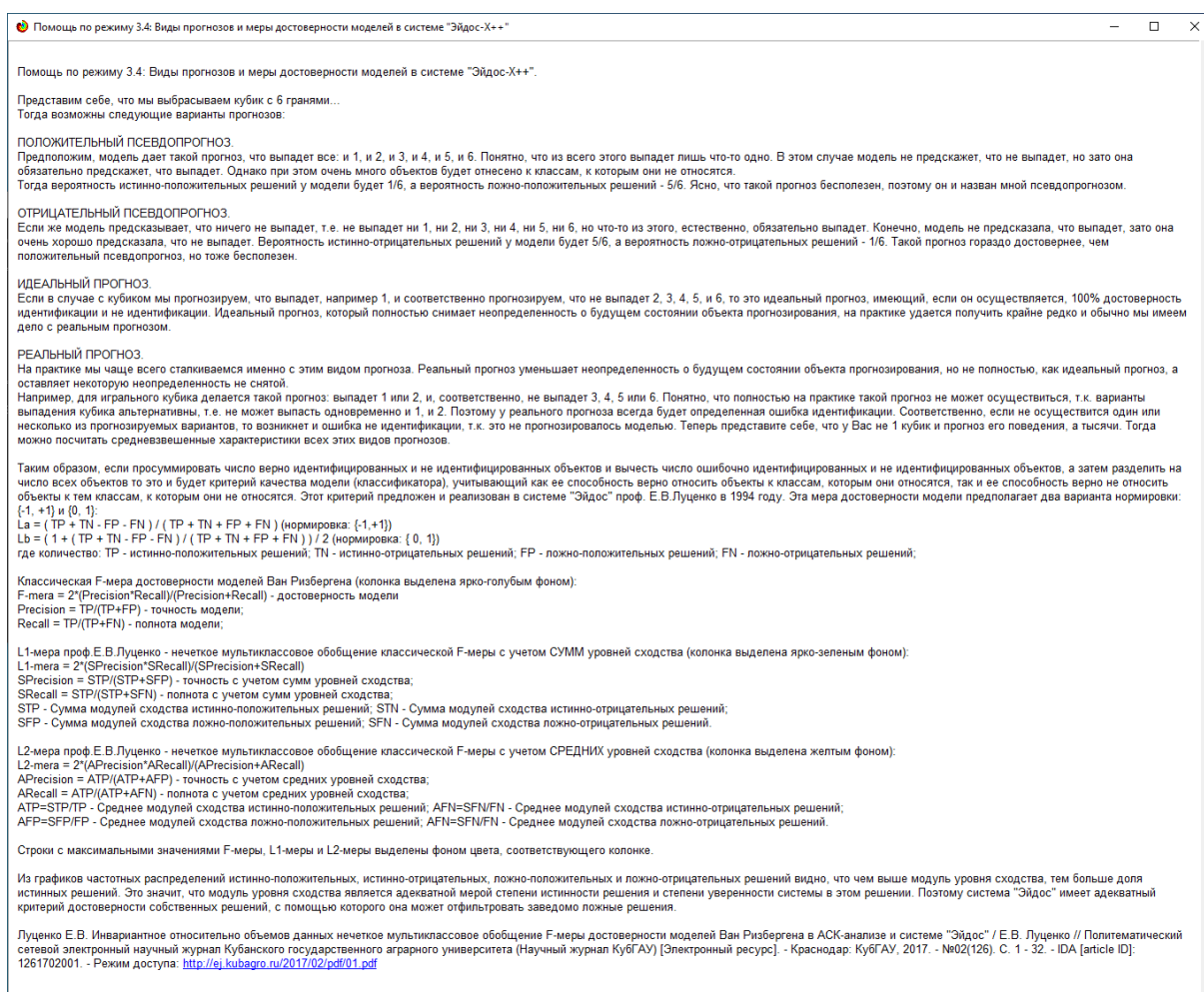
Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3:

— 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.



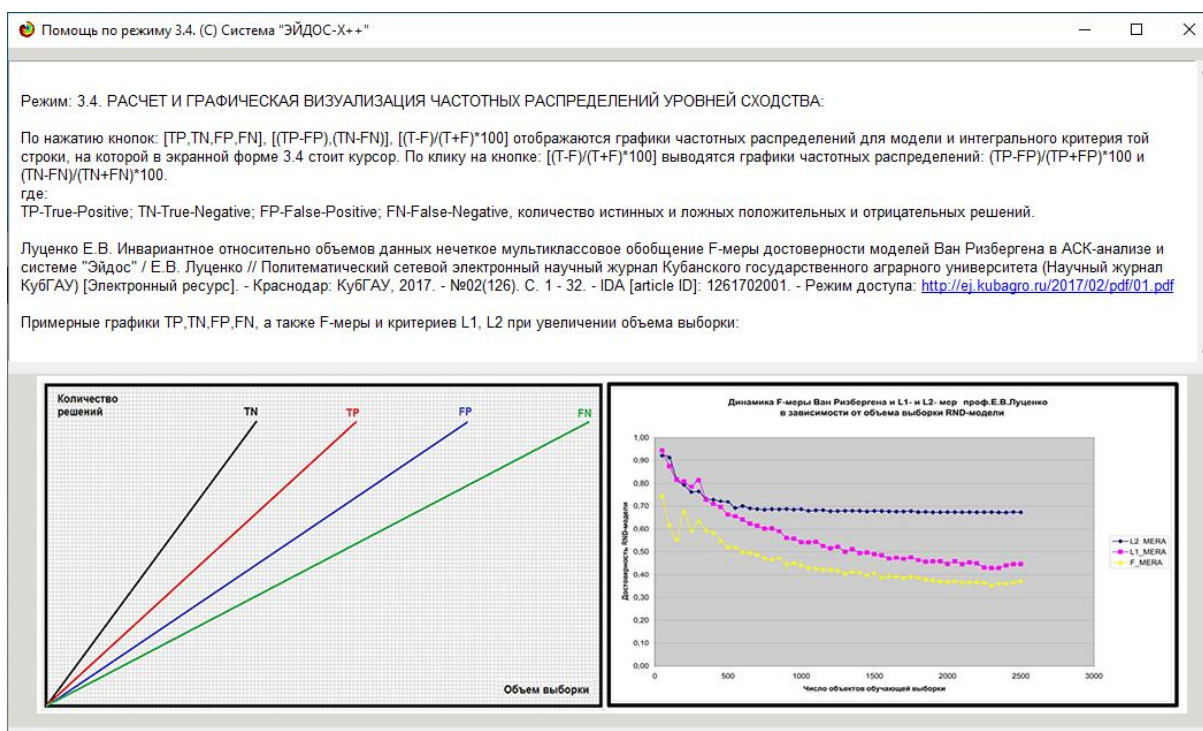


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

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 INF3 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 корректны¹⁰ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

¹⁰ 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;

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса; σ_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 p , если он присутствует у объекта с интенсивностью p , т.е. представлен p 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:

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

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).

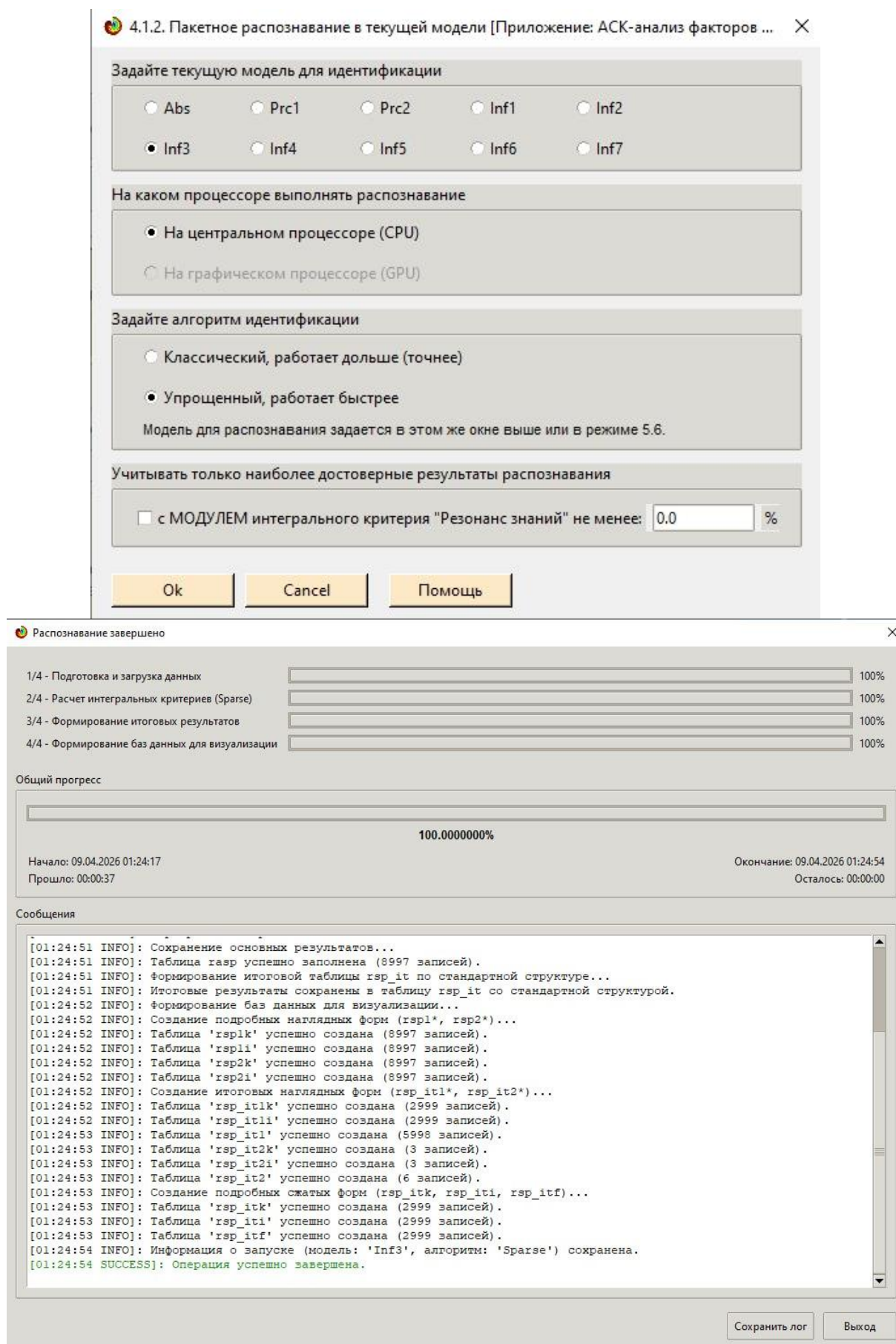


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

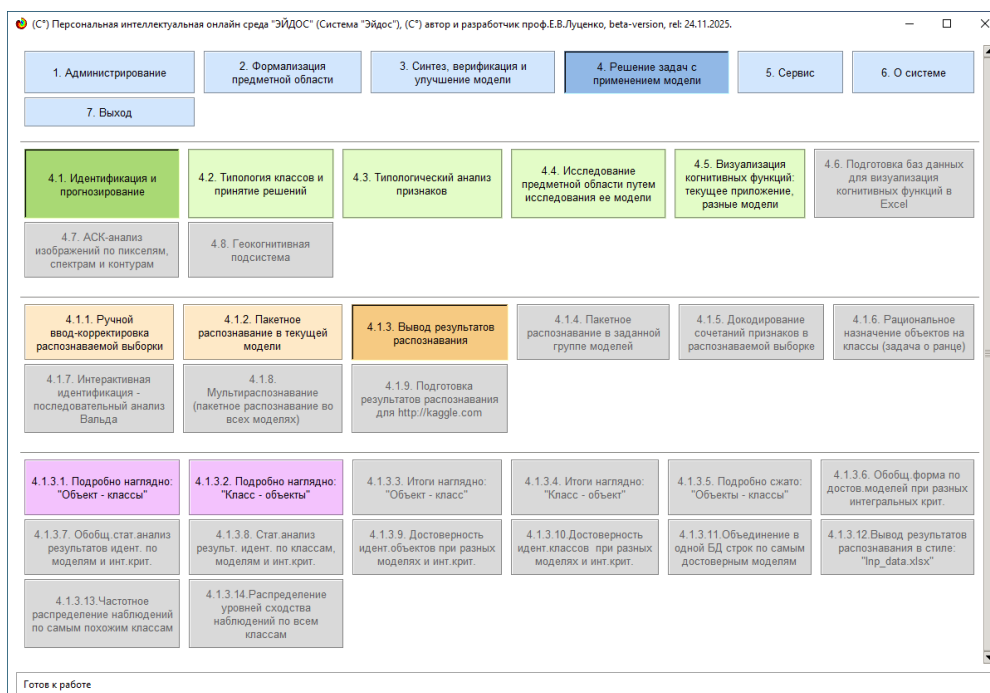


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

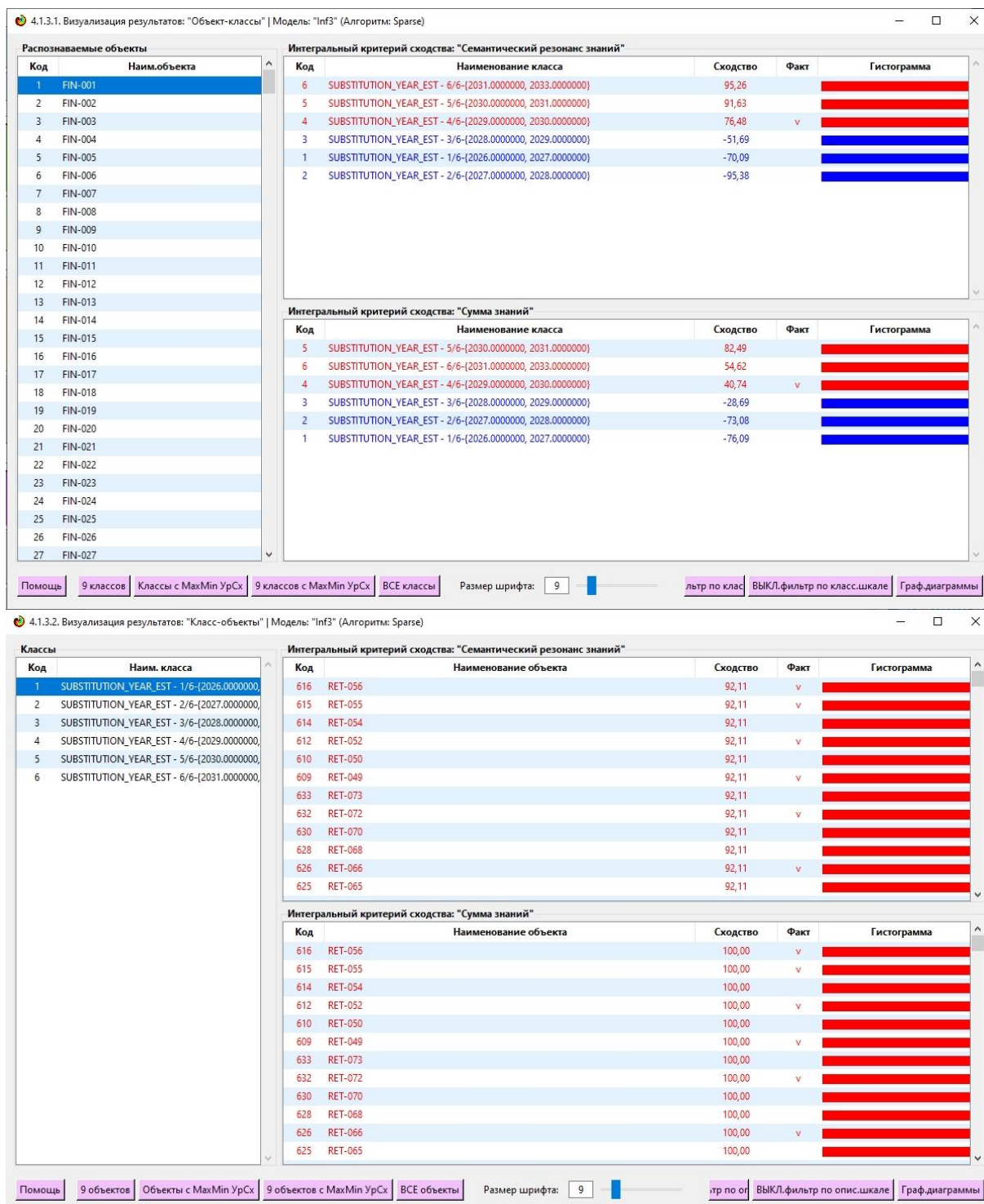


Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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»

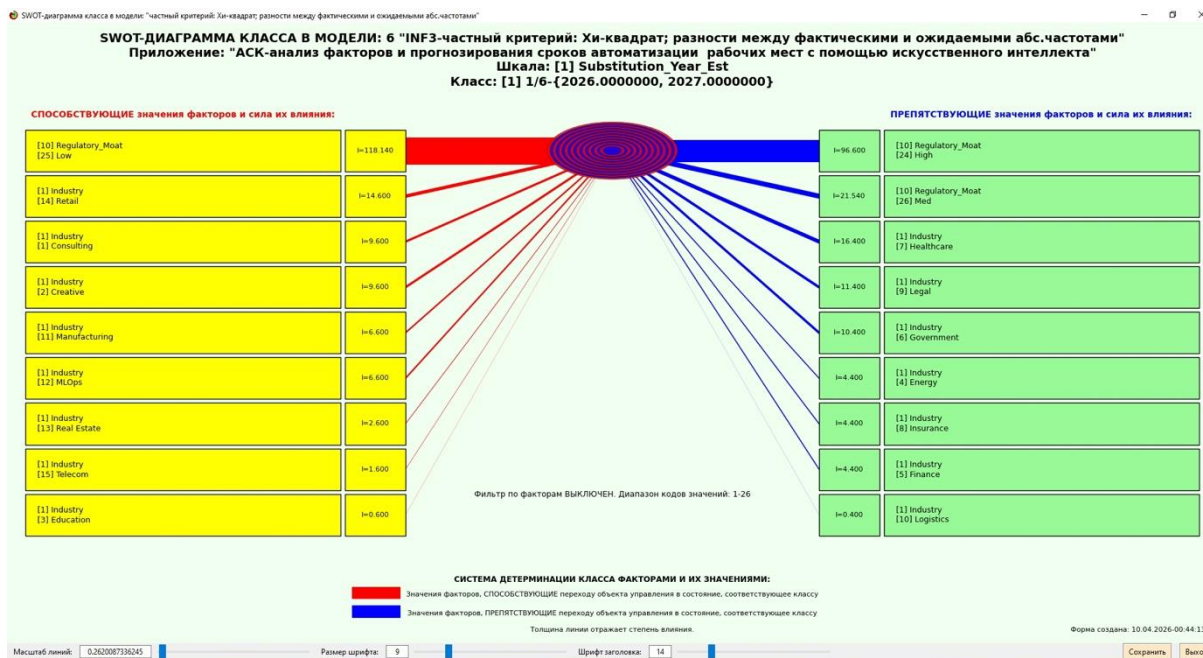
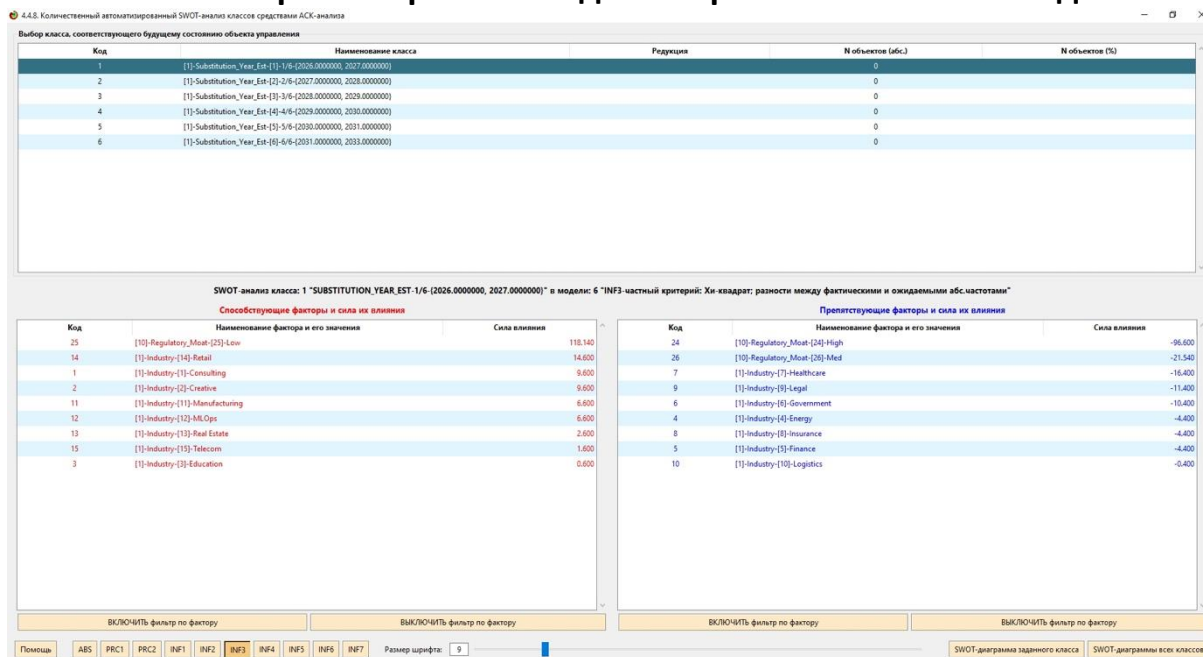


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведённых выходных форм SWOT-анализа чётко видно, что на формирование класса «очень раннего замещения» (2026–2027 гг.) наиболее сильное детерминирующее воздействие оказывают следующие факторы:

1. Способствующие факторы (положительное влияние на раннюю автоматизацию):
 - Низкий уровень регуляторного барьера (Regulatory_Moat = Low);
 - Принадлежность роли к определённым отраслям, в первую очередь Retail, Consulting, Creative и Manufacturing;
 - Высокий индекс риска автоматизации и благоприятные экономические условия замещения.
2. Препятствующие факторы (замедляющие автоматизацию):
 - Высокий регуляторный барьер (Regulatory_Moat = High);
 - Принадлежность роли к отраслям Healthcare, Legal, Government и Energy.

Особенно сильное положительное влияние на переход роли в класс 2026–2027 годов оказывает низкий регуляторный моат (сила влияния = 118.14), что подтверждает высокую значимость регуляторных ограничений при прогнозировании сроков автоматизации.

Таким образом, SWOT-диаграмма наглядно демонстрирует, что раннее замещение человеческого труда искусственным интеллектом в наибольшей степени характерно для отраслей с минимальными регуляторными барьерами и высокой технологической готовностью, в то время как отрасли с жёстким регулированием (здравоохранение, юриспруденция, государственное управление) сохраняют более высокий уровень защиты человеческих рабочих мест.

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.

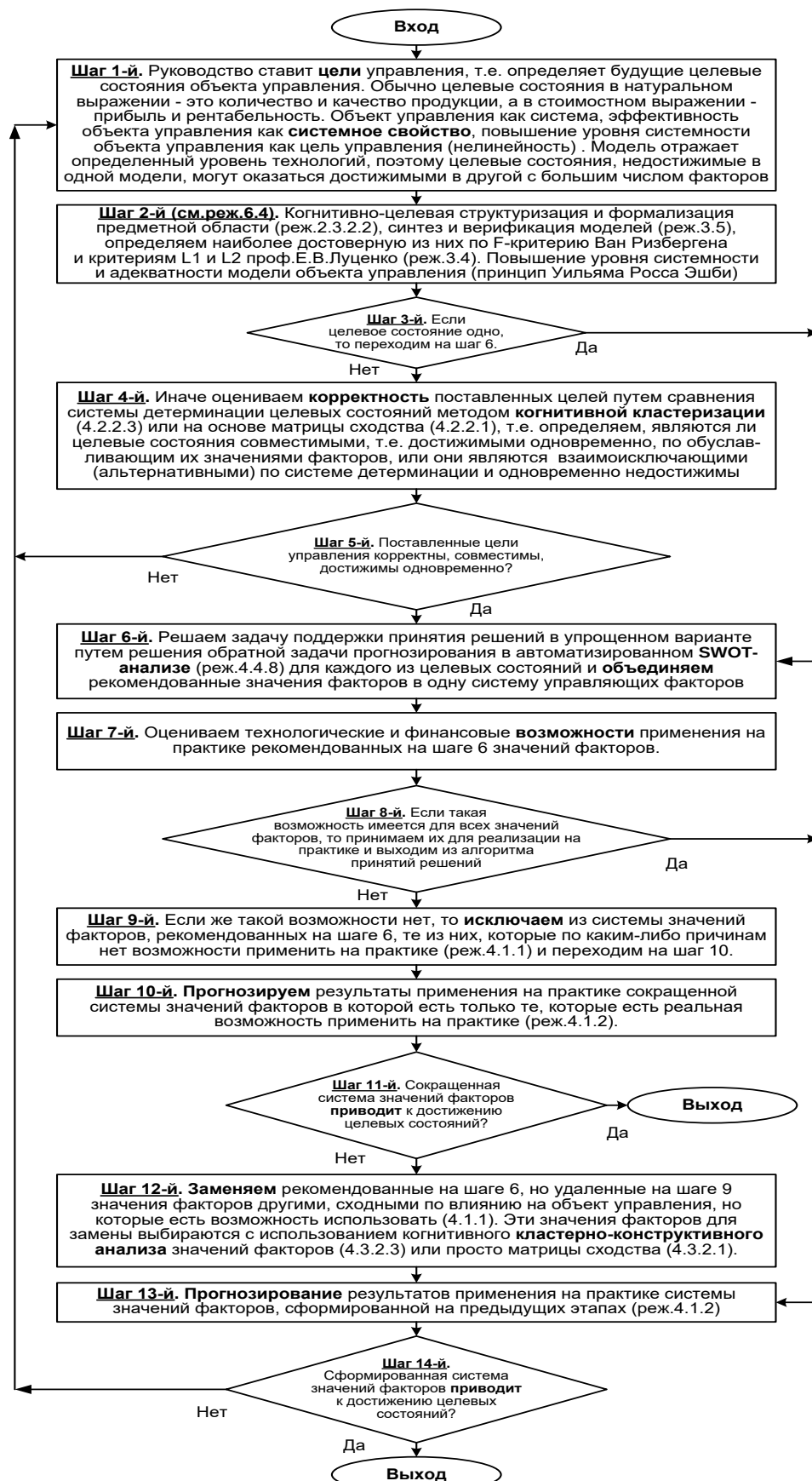


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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:

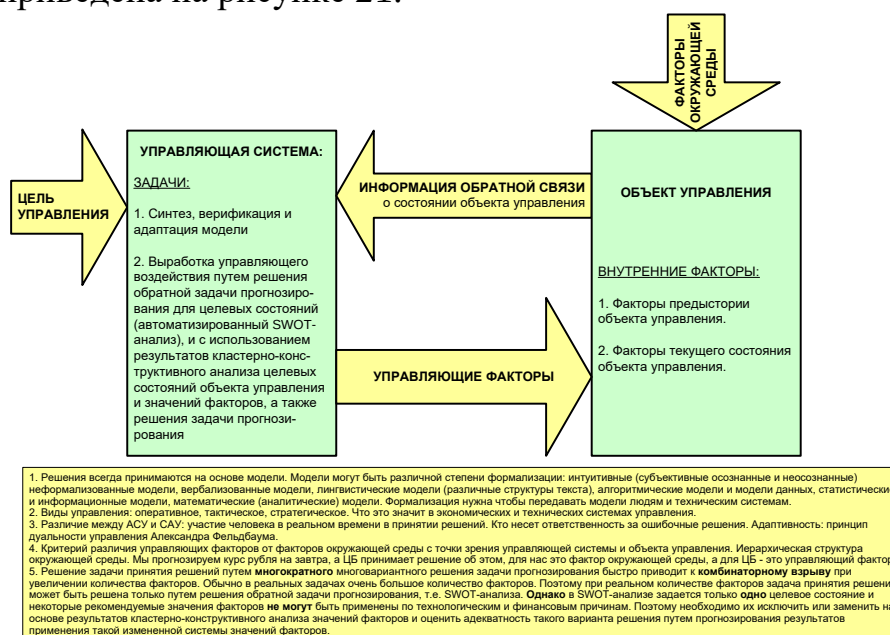


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

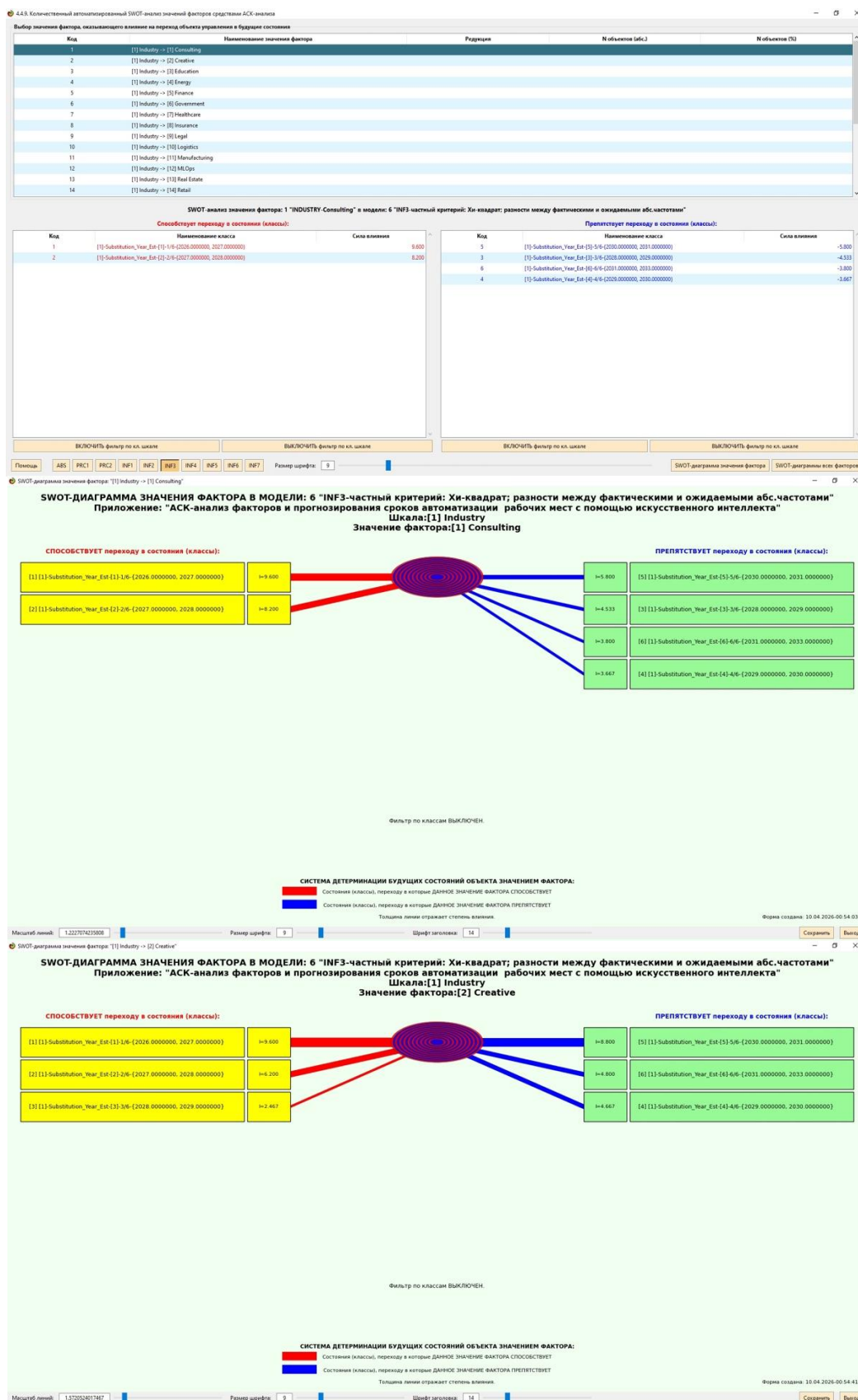
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)

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:



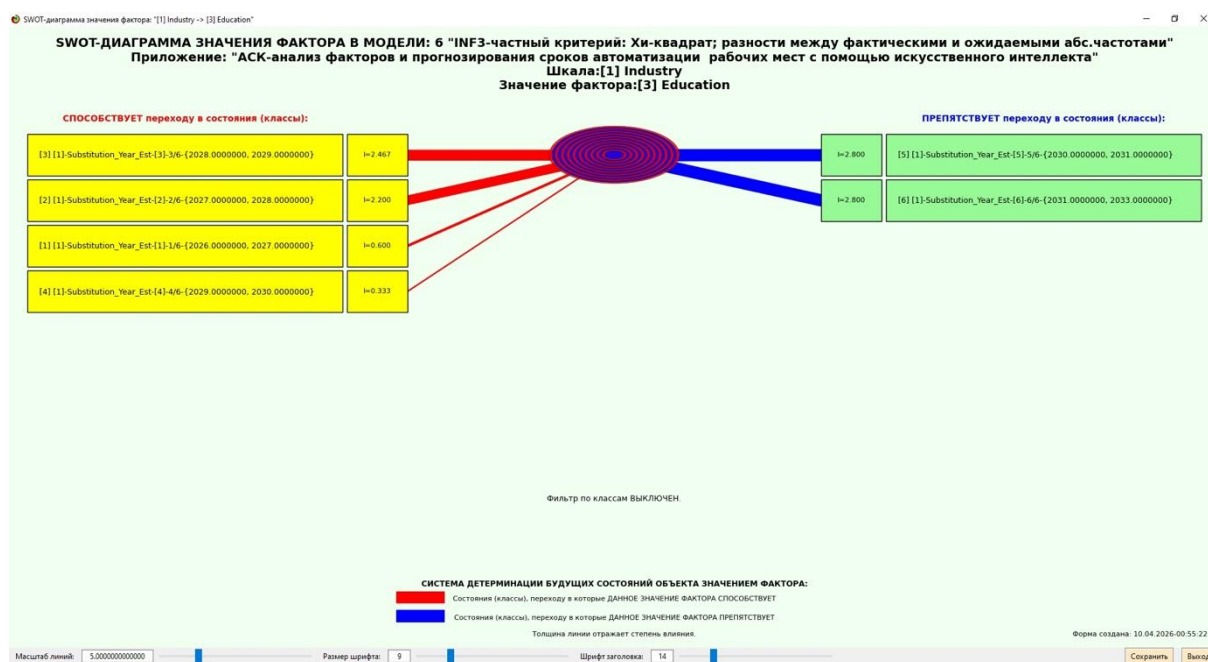


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведённые инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения фактора на переход рабочих ролей в различные классы по срокам замещения искусственным интеллектом.

Из представленных выходных форм SWOT-анализа чётко видно, что на прогнозируемые сроки автоматизации рабочих мест существенно влияют отраслевая принадлежность роли и связанные с ней характеристики.

В частности:

- Отрасль Education заметно препятствует раннему замещению (способствует переходу в классы 2030–2033 гг.) и, напротив, снижает вероятность автоматизации в 2026–2027 годах.
- Отрасль Creative оказывает сильное положительное влияние на раннюю автоматизацию, способствуя переходу ролей в классы 2026–2028 гг.
- Отрасль Consulting также существенно способствует более раннему замещению (2026–2028 гг.), хотя и в несколько меньшей степени, чем креативные индустрии.

Таким образом, согласно результатам АСК-анализа, роли в отраслях Education характеризуются значительно более поздними сроками автоматизации по сравнению с ролями в Creative и Consulting. Это подтверждает высокую зависимость рисков замещения человеческого труда от отраслевой специфики и уровня регуляторной защиты.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 24);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 26);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 25).

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

3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

4.2.2.4. Классическая кластеризация классов

1. Выбор модели для кластеризации

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

2. Параметры круговой диаграммы

Связи не менее (%):

☐ Показывать классы без связей

Размер по X (px):

Размер по Y (px):

Толщина линий (px):

Разрешение (DPI):

3. Параметры дендрограммы

Размер по X (px):

Размер по Y (px):

Толщина линий (px):

Шрифт заголовка:

Шрифт объектов:

Разрешение (DPI):

4. Методы кластеризации

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

5. Действия

Лог выполнения

[09:50:16] Ожидание запуска...

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

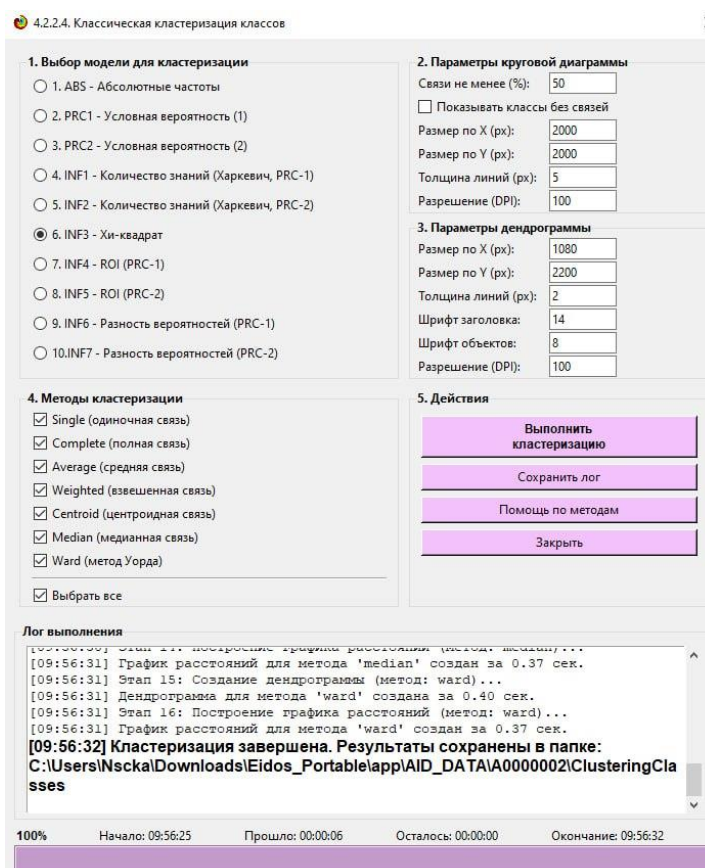


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

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

Выполнить кластеризацию

Сохранить лог

Помощь по методам

Заккрыть

Лог выполнения

```
[10:06:37] Этап 11: 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 реализации и быстродействие системы.

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

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

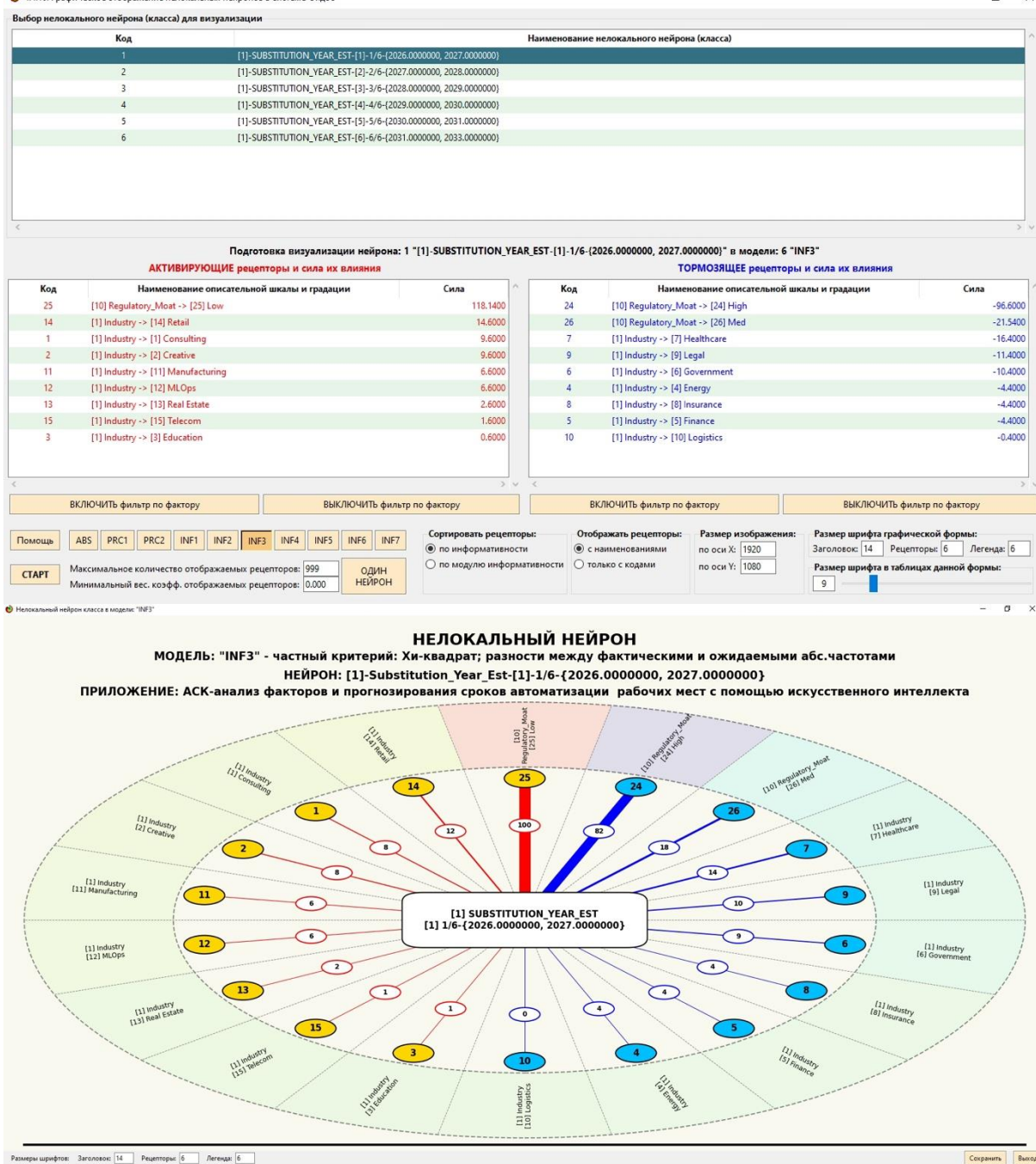
2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную **содержательную интерпретацию**, основанную на теории информации;

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

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

3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

4.4.10. Графическое отображение нелокальных нейронов в системе "Эйдос"



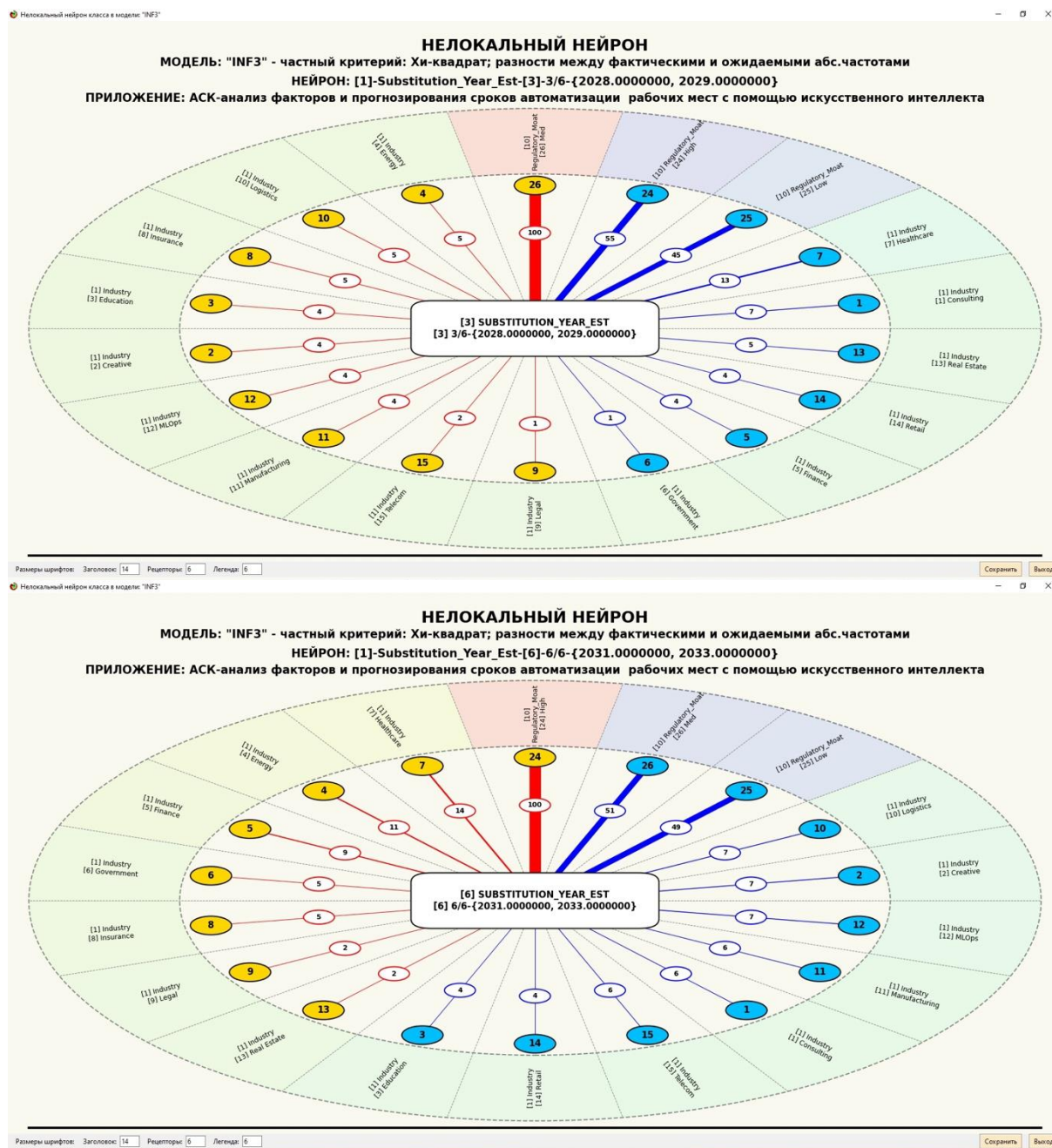


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

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

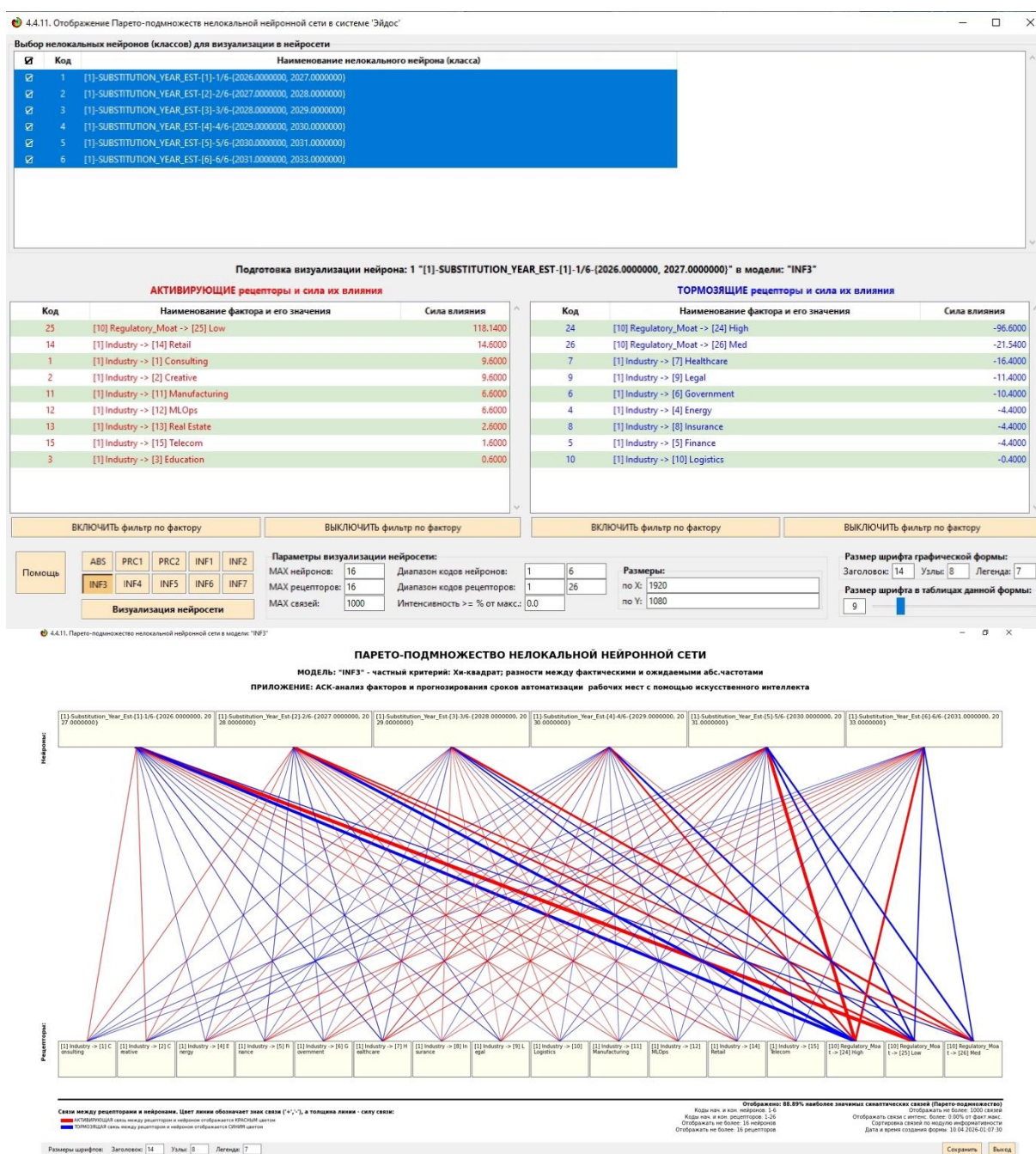


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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 521¹¹. Позже об этом писалось в работе [3]¹² и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

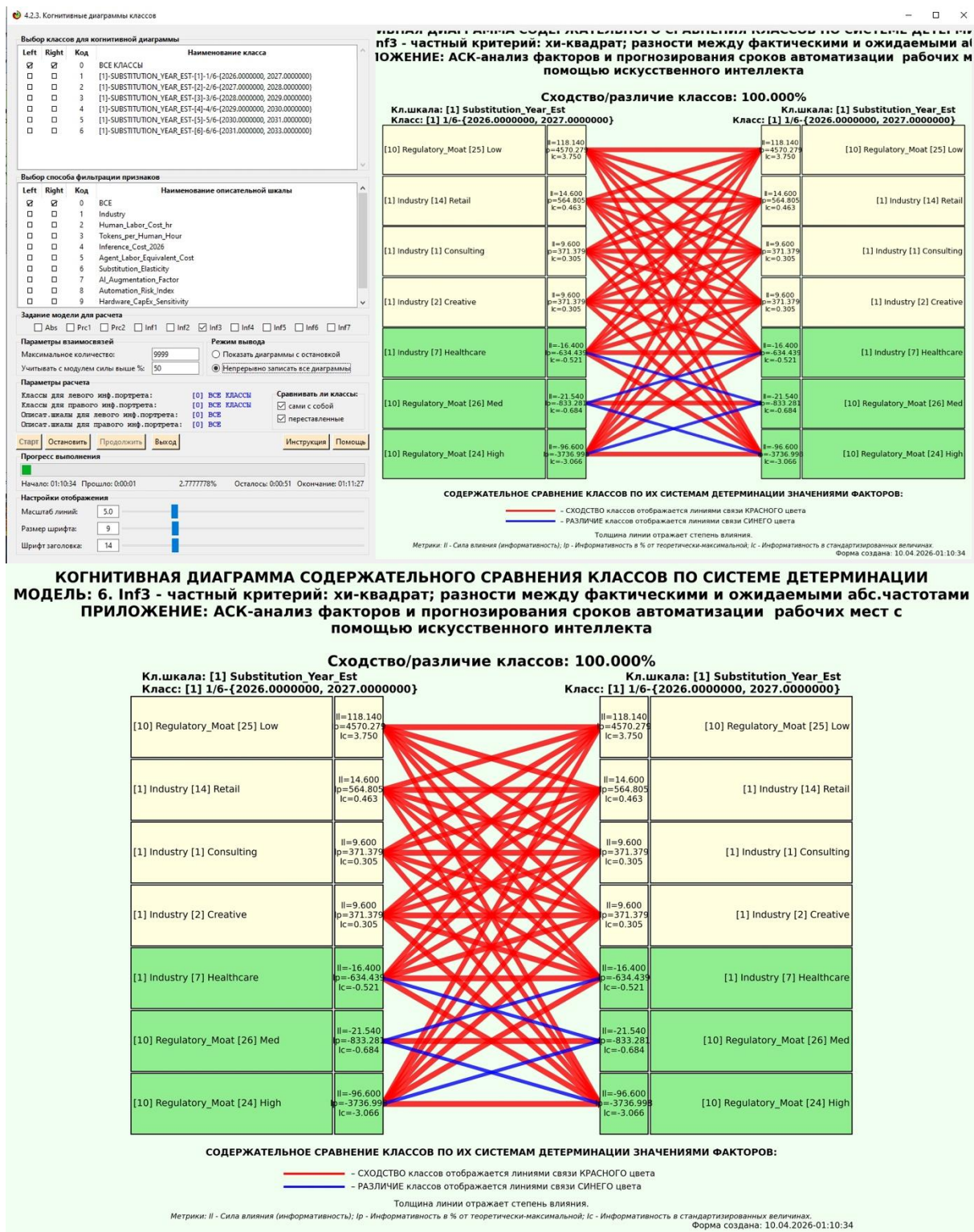
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 34. Всего системой в данной модели генерируется 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

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

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

может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №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 факторов и прогнозирования сроков автоматизации рабочих мест с помощью искусственного интеллекта



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: II - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 10.04.2026-01:10:38

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 факторов и прогнозирования сроков автоматизации рабочих мест с помощью искусственного интеллекта



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: II - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 10.04.2026-01:10:39

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.

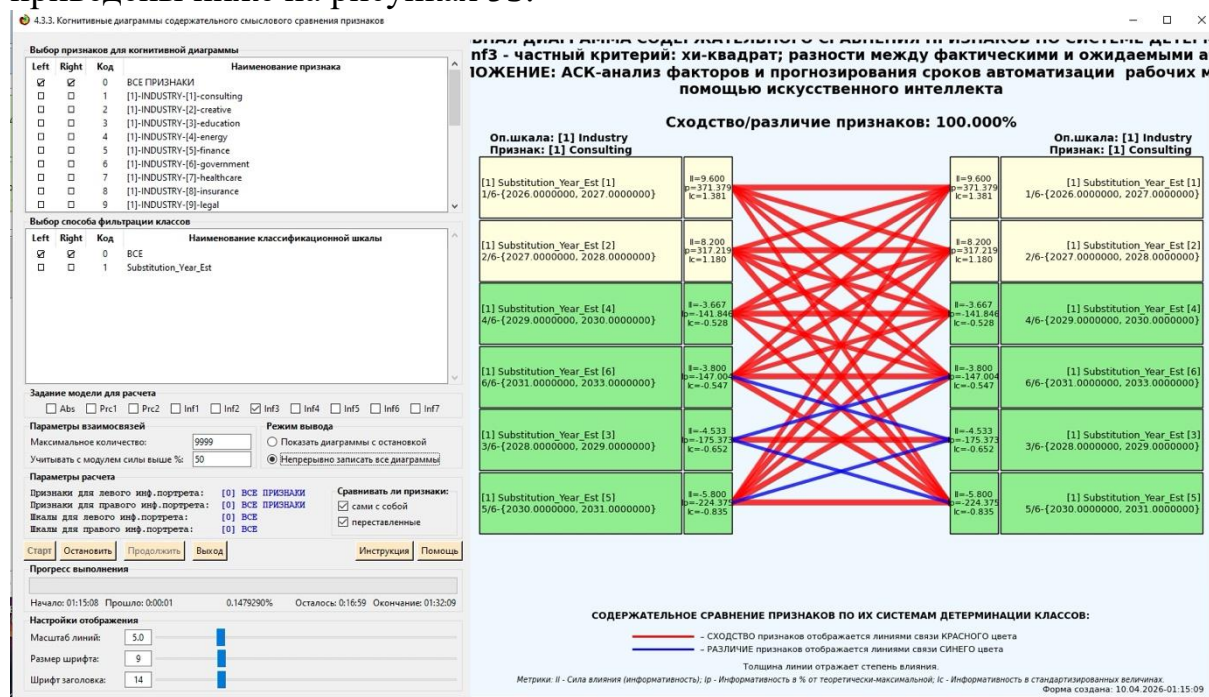
Напомним, что смысл событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

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».

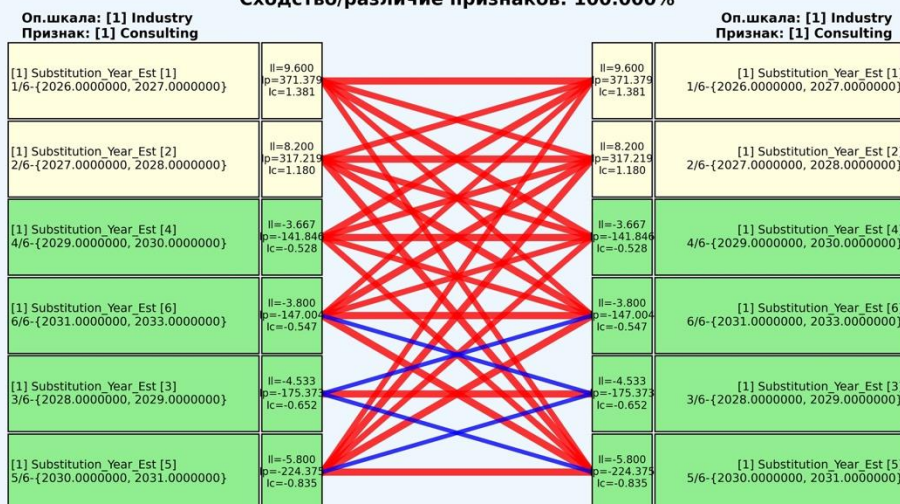
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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 факторов и прогнозирования сроков автоматизации рабочих мест с помощью искусственного интеллекта

Сходство/различие признаков: 100.000%



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

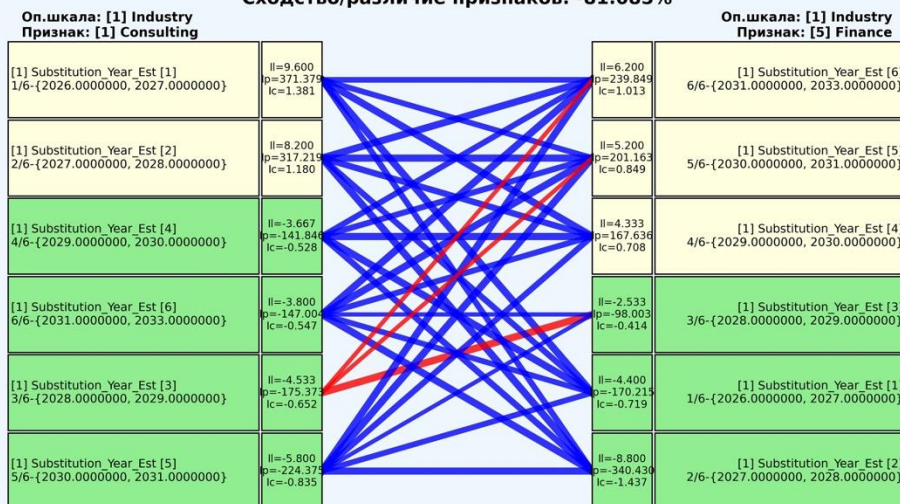
- СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); р - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 10.04.2026-01:15:09

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов и прогнозирования сроков автоматизации рабочих мест с помощью искусственного интеллекта

Сходство/различие признаков: -81.085%



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

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

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); р - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 10.04.2026-01:15:15

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 6. Inf3 - частный критерий: хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ факторов и прогнозирования сроков автоматизации рабочих мест с помощью искусственного интеллекта



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

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

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); р - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизованных величинах.
 Форма создана: 10.04.2026-01:15:21

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

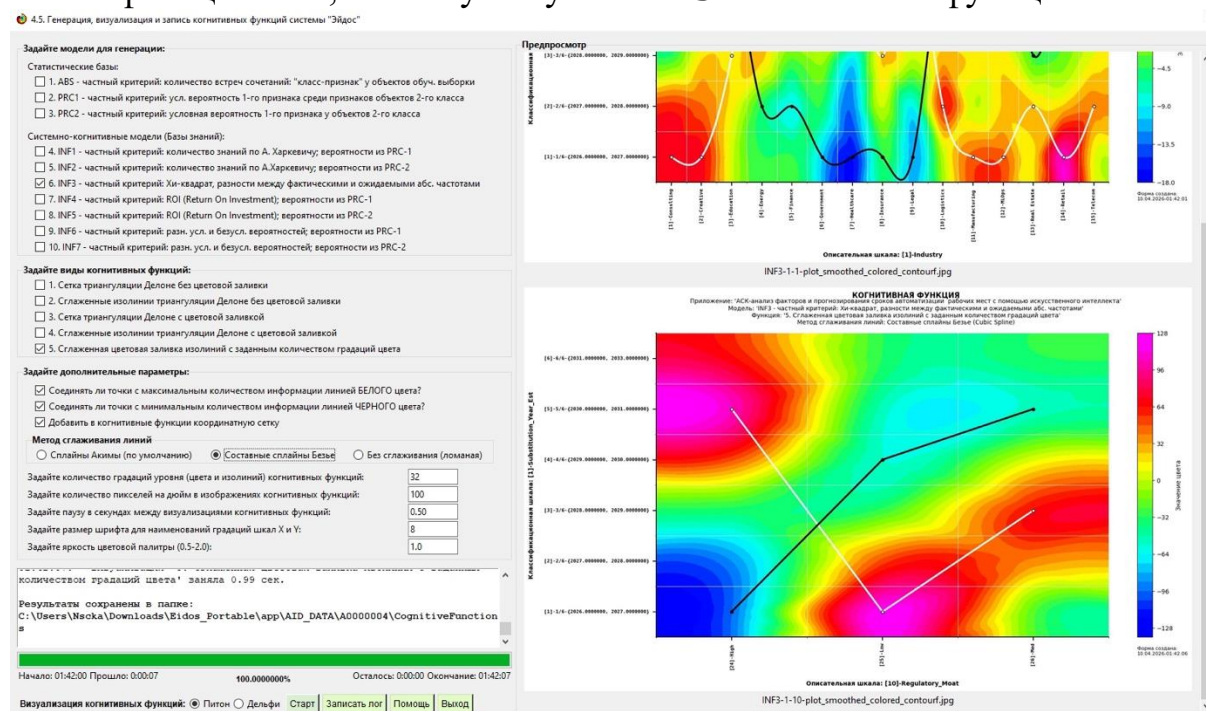
каждого фактора на переход объекта моделирования в каждое из будущих состояний, соответствующих классам.

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:



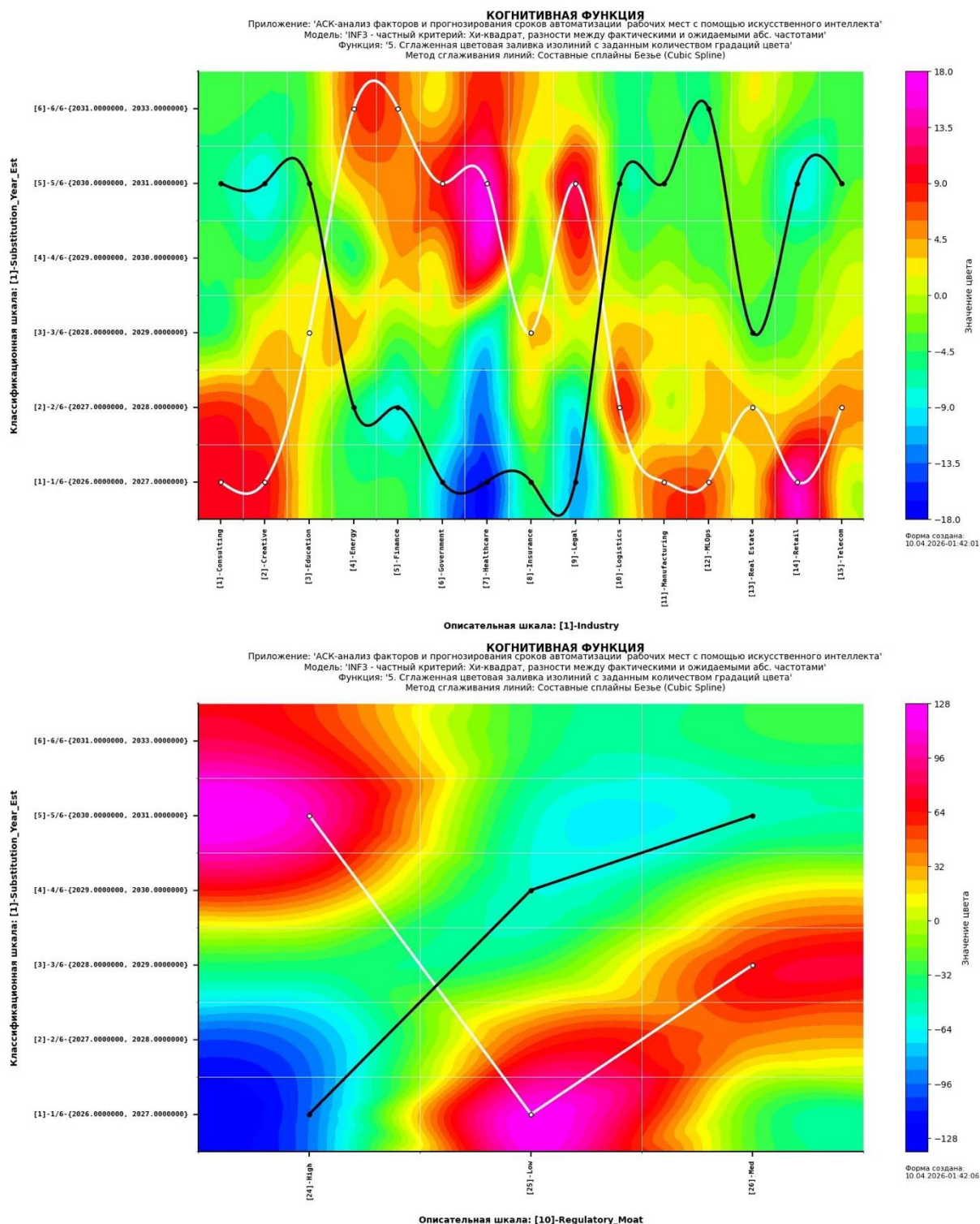


Рисунок 36. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3

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

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

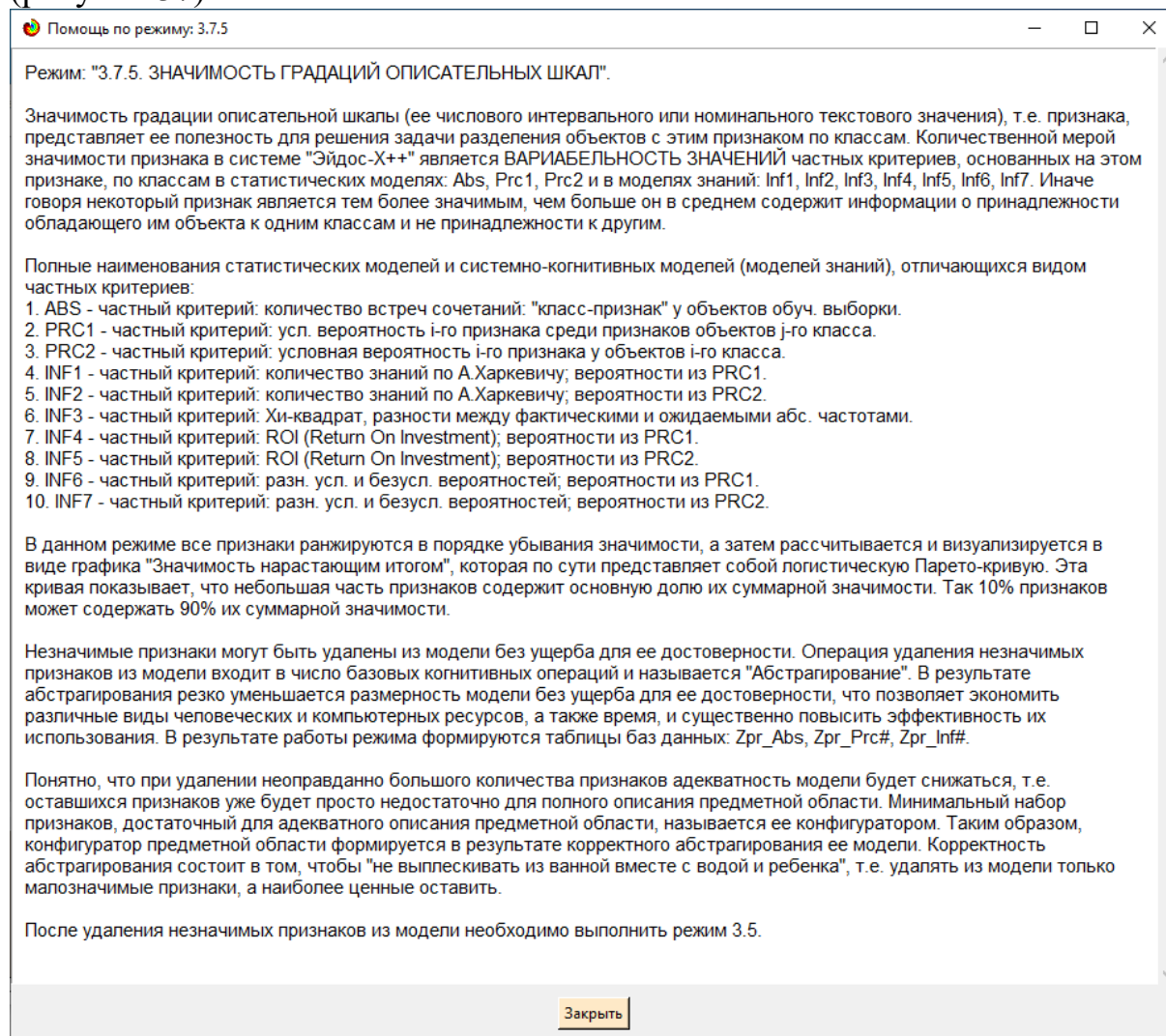


Рисунок 37. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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

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

3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:

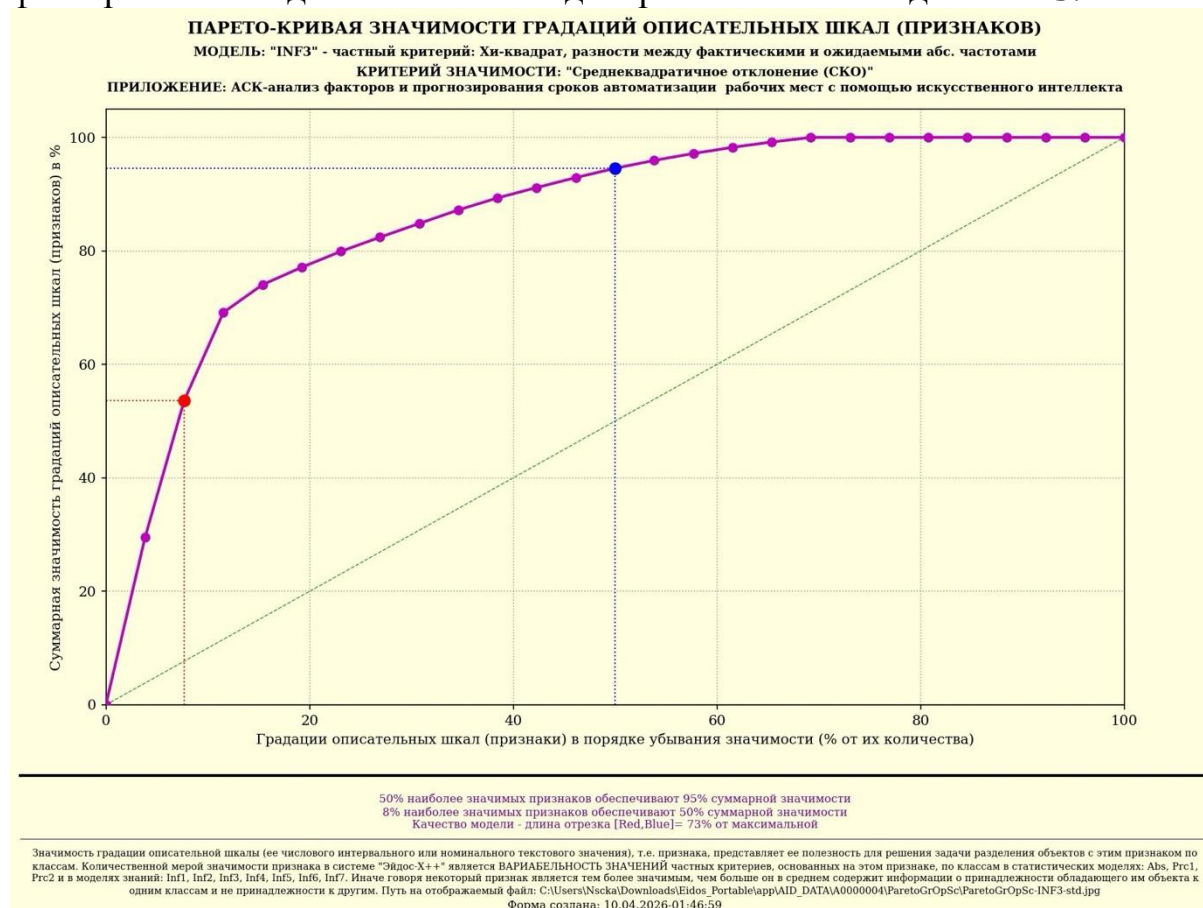


Рисунок 38. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

Из рисунка 38 (Парето-кривая значимости градаций описательных шкал) видно, что примерно 8% наиболее значимых градаций факторов обеспечивают 50% суммарного влияния на прогнозируемые сроки замещения рабочих мест искусственным интеллектом, а 50% наиболее значимых градаций обеспечивают уже 95% суммарного влияния.

Данный результат свидетельствует о высокой степени концентрации влияния факторов в модели. Это означает, что относительно небольшое количество ключевых характеристик профессий и их сочетаний (в первую очередь — уровень регуляторного барьера, отраслевая принадлежность, стоимость человеческого труда, эластичность замещения и индекс риска

автоматизации) оказывает определяющее воздействие на сроки автоматизации.

Такая концентрация факторов является положительным результатом для модели АСК-анализа. Она подтверждает, что высокая объясняющая способность модели может быть достигнута даже при использовании ограниченного набора наиболее информативных признаков, что существенно повышает практическую применимость результатов для прогнозирования и принятия управленческих решений.

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.

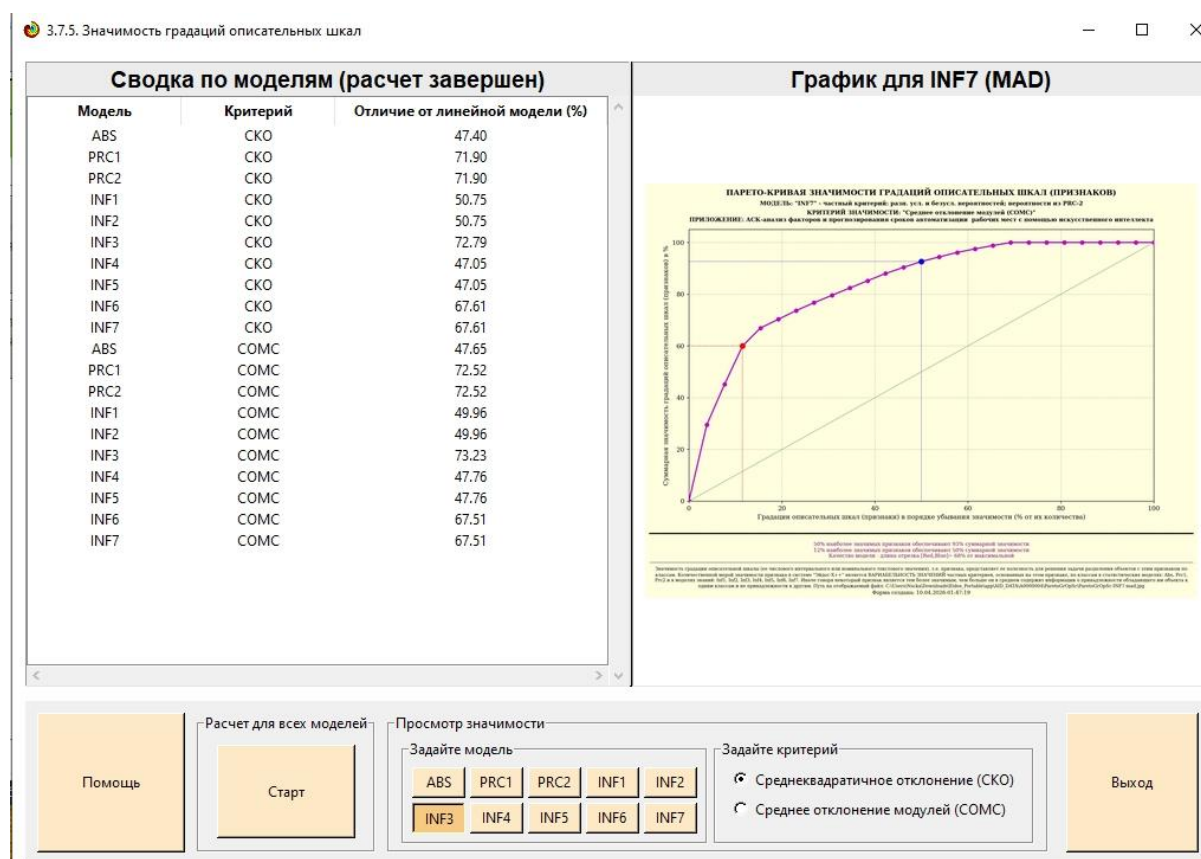


Рисунок 39. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей

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	3,846153846	24	Regulatory_Moat - High	10	73,45	73,45	30,7907644	30,7907644
3	2	7,692307692	25	Regulatory_Moat - Low	10	56,30666667	129,7566667	23,60415667	54,39492107
4	3	11,53846154	26	Regulatory_Moat - Med	10	36,03333333	165,79	15,1054306	69,50035167
5	4	15,38461538	7	Industry - Healthcare	1	12,57777778	178,3677778	5,272694244	74,77304591
6	5	19,23076923	9	Industry - Legal	1	6,733333333	185,1011111	2,822661406	77,59570732
7	6	23,07692308	2	Industry - Creative	1	6,088888889	191,19	2,552505694	80,14821301
8	7	26,92307692	1	Industry - Consulting	1	5,933333333	197,1233333	2,487295695	82,63550871
9	8	30,76923077	14	Industry - Retail	1	5,933333333	203,0566667	2,487295695	85,1228044
10	9	34,61538462	6	Industry - Government	1	5,244444444	208,3011111	2,198508554	87,32131296
11	10	38,46153846	5	Industry - Finance	1	5,244444444	213,5455556	2,198508554	89,51982151
12	11	42,30769231	4	Industry - Energy	1	4,622222222	218,1677778	1,937668556	91,45749007
13	12	46,15384615	12	Industry - MLOps	1	4,088888889	222,2566667	1,714091415	93,17158148
14	13	50	10	Industry - Logistics	1	3,888888889	226,1455556	1,630249987	94,80183147
15	14	53,84615385	11	Industry - Manufacturing	1	3,088888889	229,2344444	1,294884276	96,09671574
16	15	57,69230769	15	Industry - Telecom	1	2,755555556	231,99	1,155148562	97,25186431
17	16	61,53846154	8	Industry - Insurance	1	2,355555556	234,3455556	0,987465707	98,23933001
18	17	65,38461538	13	Industry - Real Estate	1	2,333333333	236,6788889	0,978149992	99,21748001
19	18	69,23076923	3	Industry - Education	1	1,866666667	238,5455556	0,782519994	100
20	19	73,07692308	18	Inference_Cost_2026 - 1/1-{0.0300000, 0.7996000}	4	0	238,5455556	0	100
21	20	76,92307692	17	Tokens_per_Human_Hour - 1/1-{16861.0000000, 618685.0000000}	3	0	238,5455556	0	100
22	21	80,76923077	16	Human_Labor_Cost_hr - 1/1-{20.0000000, 233.0000000}	2	0	238,5455556	0	100
23	22	84,61538462	19	Agent_Labor_Equivalent_Cost - 1/1-{0.0007000, 0.3741000}	5	0	238,5455556	0	100
24	23	88,46153846	22	Automation_Risk_Index - 1/1-{11.0000000, 100.0000000}	8	0	238,5455556	0	100

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	10	10	Regulatory_Moat	3	24	26	55,26333333	55,26333333	91,93133999	91,93133999
3	2	20	1	Industry	15	1	15	4,85037037	60,1137037	8,068660009	100
4	3	30	3	Tokens_per_Human_Hour	1	17	17	0	60,1137037	0	100
5	4	40	6	Substitution_Elasticity	1	20	20	0	60,1137037	0	100
6	5	50	2	Human_Labor_Cost_hr	1	16	16	0	60,1137037	0	100
7	6	60	9	Hardware_CapEx_Sensitivity	1	23	23	0	60,1137037	0	100
8	7	70	4	Inference_Cost_2026	1	18	18	0	60,1137037	0	100
9	8	80	5	Agent_Labor_Equivalent_Cost	1	19	19	0	60,1137037	0	100
10	9	90	8	Automation_Risk_Index	1	22	22	0	60,1137037	0	100
11	10	100	7	AI_Augmentation_Factor	1	21	21	0	60,1137037	0	100

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

Из таблицы 17 видно, что более 91 % суммарного влияния на прогнозируемые сроки замещения человеческих рабочих мест искусственным интеллектом приходится всего на один фактор — уровень регуляторного барьера (Regulatory_Moat).

Вторым по значимости фактором выступает отраслевая принадлежность (Industry), однако его вклад существенно ниже. Таким образом, уже два наиболее значимых фактора обеспечивают практически 100% объясняющей силы модели.

Данный результат указывает на исключительно высокую концентрацию влияния. Это означает, что сроки автоматизации рабочих

мест в очень сильной степени определяются именно регуляторными ограничениями конкретной отрасли, а не экономическими или технологическими параметрами (такими как стоимость труда или индекс риска автоматизации).

Такой характер модели имеет важное практическое значение: регуляторная политика может выступать как один из самых мощных инструментов управления темпами автоматизации в экономике.

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

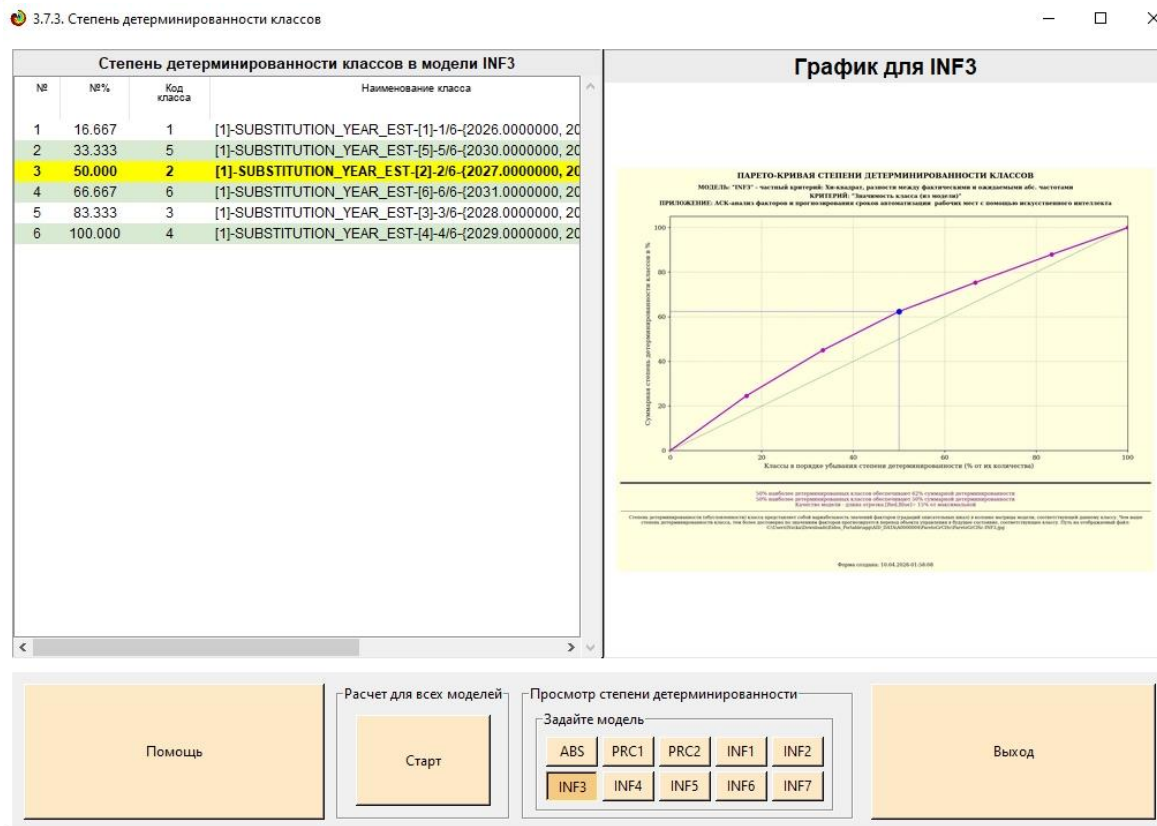
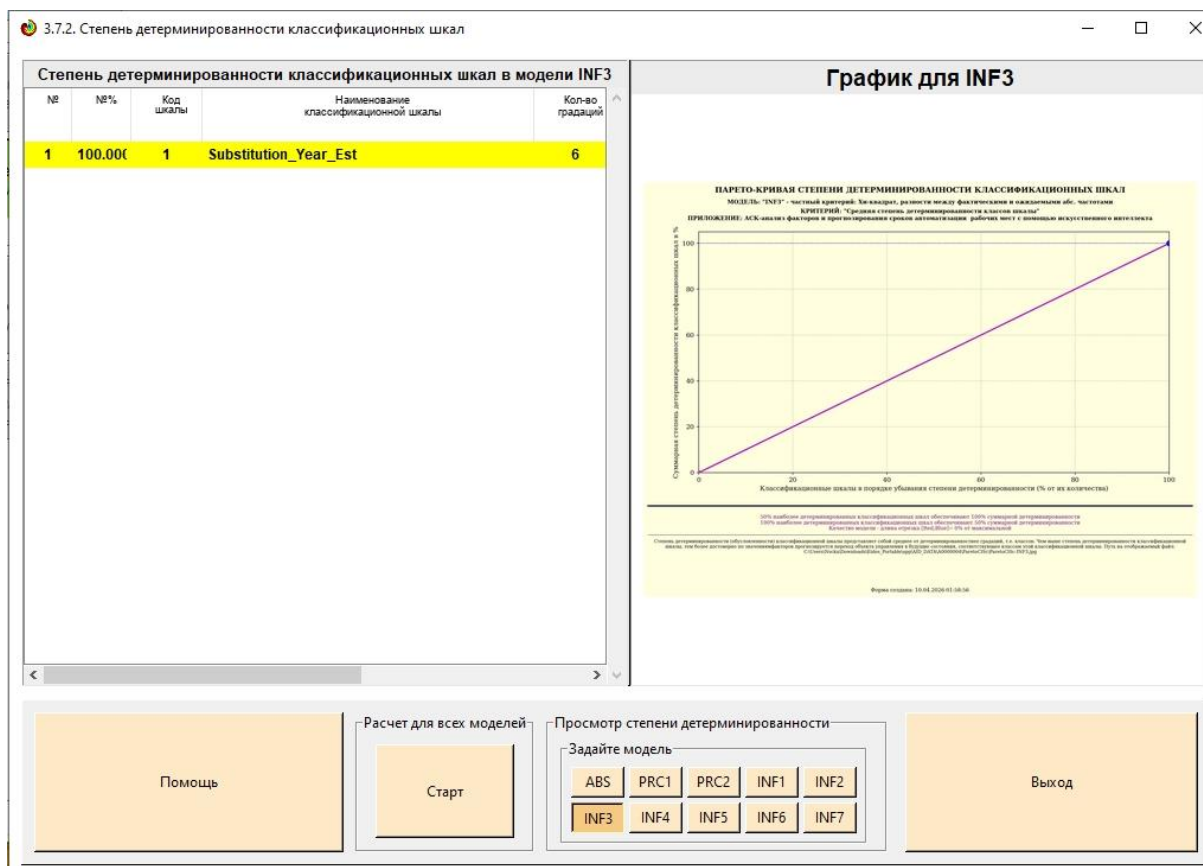


Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

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_clsc	znach_cls	zn_clsnt	znach_prc	zn_prcnit
2	1	16,66666667	1	[1]-SUBSTITUTION_YEAR_EST-[1]-1/6-{2026.0000000, 2027.0000000}	1	31,50377196	31,50377196	24,59939528	24,59939528
3	2	33,33333333	5	[1]-SUBSTITUTION_YEAR_EST-[5]-5/6-{2030.0000000, 2031.0000000}	1	26,12493659	57,62870856	20,39938718	44,99878245
4	3	50	2	[1]-SUBSTITUTION_YEAR_EST-[2]-2/6-{2027.0000000, 2028.0000000}	1	22,23376243	79,86247099	17,36100398	62,35978644
5	4	66,66666667	6	[1]-SUBSTITUTION_YEAR_EST-[6]-6/6-{2031.0000000, 2033.0000000}	1	16,63834102	96,50081202	12,99187691	75,35166335
6	5	83,33333333	3	[1]-SUBSTITUTION_YEAR_EST-[3]-3/6-{2028.0000000, 2029.0000000}	1	16,10641624	112,6072283	12,57652893	87,92819228
7	6	100	4	[1]-SUBSTITUTION_YEAR_EST-[4]-4/6-{2029.0000000, 2030.0000000}	1	15,4600336	128,0672619	12,07180772	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, 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.

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 OOSAB.
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHC.
3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

17. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой

электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

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

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

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

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

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

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

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

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

26. Монографии по АСК-анализу: http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746370

27. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко: http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746372.

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

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

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

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

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

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

34. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

35. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm

36. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm

37. Работы по виртуальной реальности:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm

38. Работы по когнитивной ветеринарии:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm

39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm

40. Работы по тематике, связанной с АПК:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm

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

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

43. Работы по разработке и применению профессиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных):

http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm

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

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

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

47. Ссылки на видео-занятия и проф.Е.В.Луценко в Пермском национальном университете: <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn> (2021),

<https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz> (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете:

<https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1>

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

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.