

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «Кубанский государственный аграрный университет
имени И. Т. Трубилина»

Анализ влияния проведенного времени студентами за экраном на успеваемость

Выполнила: студент группы ПИ2201, Королева М.О.
Руководитель: проф. Луценко Е. В.

Краснодар, 2026

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	5
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	6
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ	6
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ	6
2. METHODS (МЕТОДЫ)	6
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	6
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	7
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	7
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	9
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	16
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	19
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	19
<i>3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>19</i>
<i>3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>20</i>
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	20
<i>3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>20</i>
<i>3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>21</i>
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	28
<i>3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>29</i>
<i>3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>36</i>
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	40
<i>3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>40</i>
<i>3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>40</i>
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	43
<i>3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>43</i>
<i>3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	<i>43</i>
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	44
<i>3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	<i>44</i>
3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний».....	45
3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	46

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев	47
3.6.2. <i>Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»</i>	48
3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	51
3.7.1. <i>Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ</i>	51
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	51
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»	52
3.7.2. <i>Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»</i>	54
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	54
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»	57
3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	58
3.8.1. <i>Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)</i>	58
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	58
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	58
3.8.2. <i>Кластерно-конструктивный анализ классов</i>	61
3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	61
3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе	61
3.8.3. <i>Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал</i>	66
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	66
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	67
3.8.4. <i>Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны</i>	71
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	71
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	72
3.8.5. <i>Нелокальная нейронная сеть</i>	73
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	73
3.8.6. <i>3D-интегральные когнитивные карты</i>	74
3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	74
3.8.6.2. Конкретное решение задачи в данной работе	74
3.8.7. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	75
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	75
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе	76
3.8.8. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	78
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	78

3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе	79
3.8.9. Когнитивные функции	82
3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	82
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе	83
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций	85
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	85
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе	86
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	90
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	90
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе	91
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	93
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	94
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	95

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа является продолжением серии работ автора по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для исследования влияния различных факторов на эмерджентные свойства систем в целом [1-4].

Социально-педагогические системы, к которым относится образовательный процесс, имеют высокий уровень сложности и многофакторности. В качестве объекта исследования правильно рассматривать не студента изолированно, а студента в контексте его цифровой, социальной и образовательной среды.

В условиях повсеместной цифровизации образования и роста использования электронных устройств важно обеспечить сохранение и повышение академической успеваемости студентов. Однако этому могут препятствовать факторы, связанные с чрезмерным временем, проводимым за экранами цифровых устройств (смартфонов, компьютеров, планшетов).

Устойчивость академической успеваемости к негативному влиянию цифровых нагрузок является ярко-выраженным эмерджентным (системным) свойством студента, зависящим от многих факторов, в частности от режима использования цифровых устройств, типа контента, времени суток и индивидуальных психофизиологических особенностей.

В ряде научных работ исследователями в области педагогики и психологии [25] обосновывается перспективность использования методов количественной оценки экранного времени для выявления закономерностей его влияния на когнитивные функции и учебные результаты. Для анализа эмпирических данных в этих работах использованы традиционные статистические методы.

Эти исследования показали, что контроль и оптимизация времени, проводимого студентами за экраном, способствуют сохранению концентрации внимания и повышению эффективности обучения, хотя различные группы студентов реагируют на цифровые нагрузки по-разному.

В данной статье для анализа эмпирических данных в области педагогических исследований предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в области образования, для выработки практических рекомендаций по организации цифрового обучения и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – студент в цифровой образовательной среде.

Предмет исследования – выявление причинно-следственных зависимостей устойчивости академической успеваемости студентов (измеряемой как текущий семестровый CGPA) от комплекса факторов цифровой активности: общего времени за экраном, распределения этого времени между социальными сетями, онлайн-обучением и играми, а также опосредующих факторов – продолжительности сна, процента посещаемости и времени на офлайн-подготовку.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные (факторы, влияющие на объект моделирования), имеют очень низкую степень формализации, т.к. формализуются в виде *лингвистических* (категориальных) переменных. При этом зависимая переменная измеряется в числовой шкале.

Таким образом, в работе решается **проблема** построения гибридной модели, включающей как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы и обеспечивающей *сопоставимость* обработки данных разных типов, представленных (формализуемых) в разных типах шкал и разных единицах измерения.

Решение в данной работе проблемы сопоставимости при выявлении причинно-следственных зависимостей устойчивости академической успеваемости студентов к цифровым нагрузкам от времени и структуры экранной активности, делает данную работу актуальной.

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

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

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

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

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

АСК-анализ включает:

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)

- 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/ZCKZRKvrlEMBWOк8>, <https://ora.ai/>, <https://ora.ai/explore?path=trending>, <https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos>, <https://poe.com/Aidos-X>, <https://rudalle.ru/>, <https://bard.google.com/>, <https://chatbot.theb.ai/>, <https://problembo.com/ru/services> (может пригодиться - почта на 10 минут: <https://10minutemail.net/>), <https://poe.com/GPT-3.5-Turbo-Instruct>, <https://www.seaart.ai/home>, <https://ui.chatai.com/>.

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

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

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

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

- имеет «нулевой порог входа»:

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

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt): открытая лицензия: **CC BY-SA 4.0** (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), 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 xh2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#). Библиотека xh2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в [базовые возможности языка программирования](#).

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

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

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

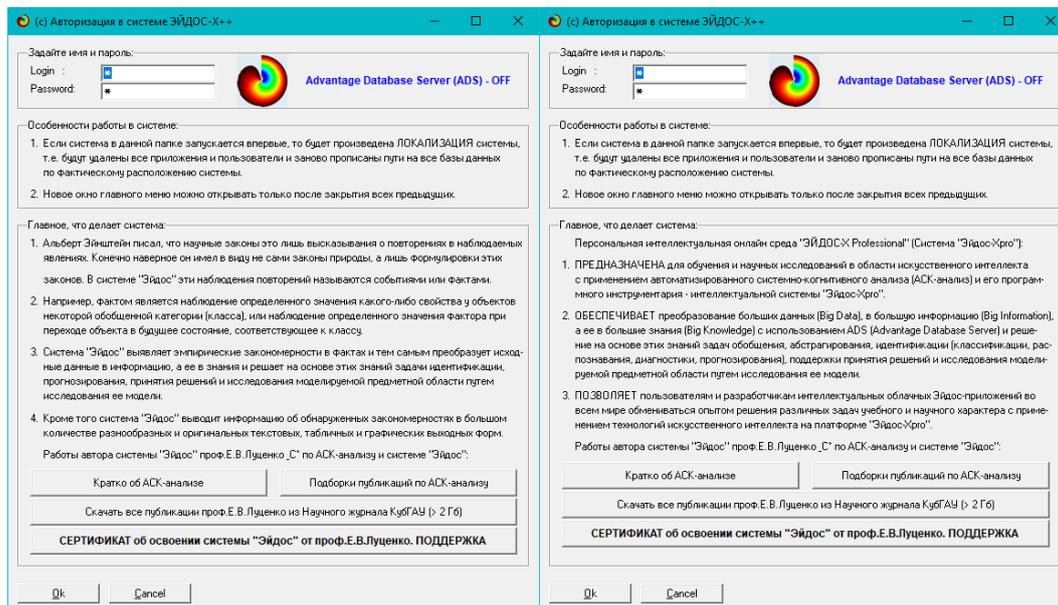
около 10 Мб. [Кредо](#). Лаборатория в [ResearchGate](#) по АСК-анализу и системе «Эйдос».

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

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

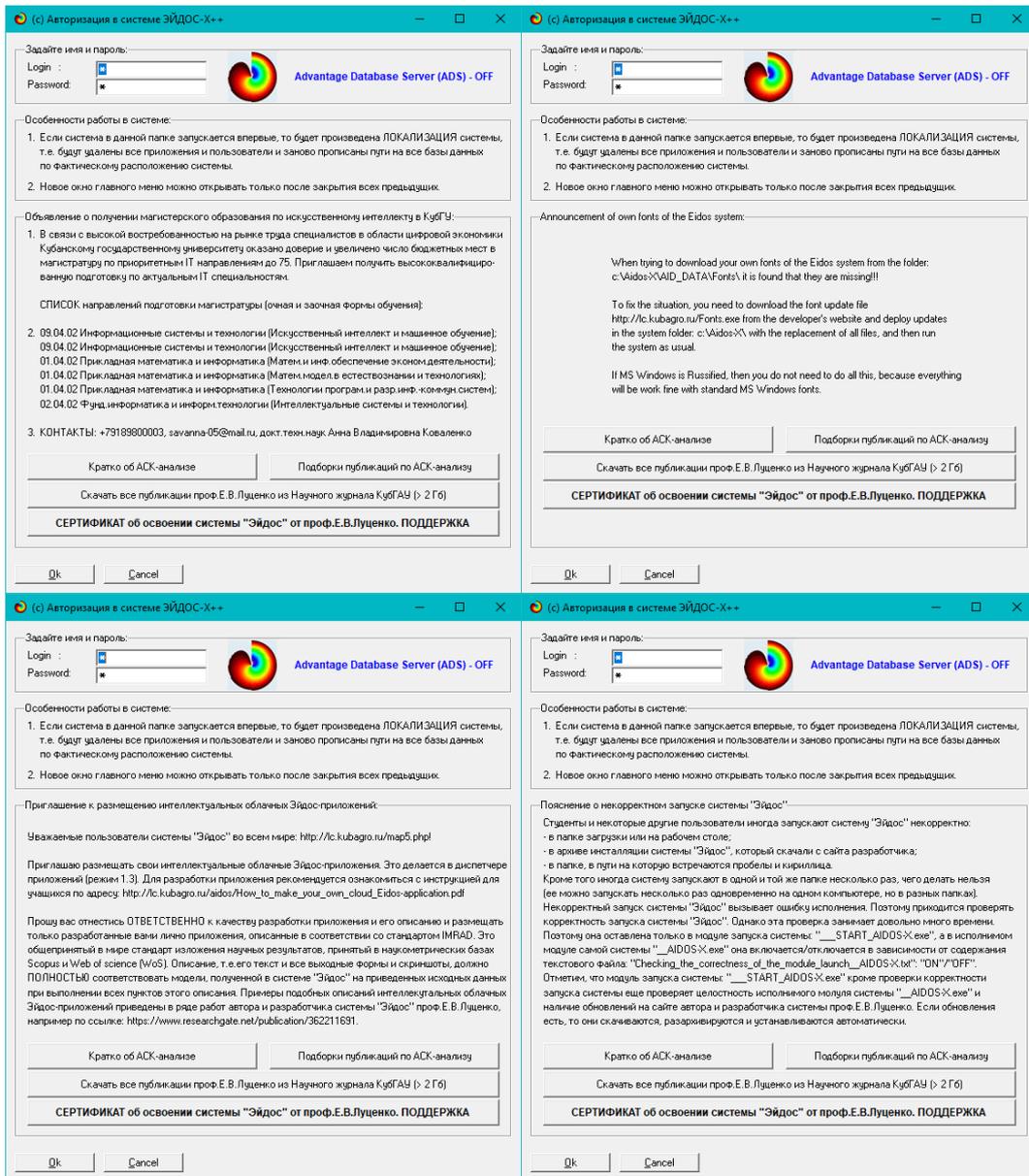


Рисунок 1. Титульная видеोगрамма DOS-версии системы «Эйдос» (до 2012 года)⁸



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

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



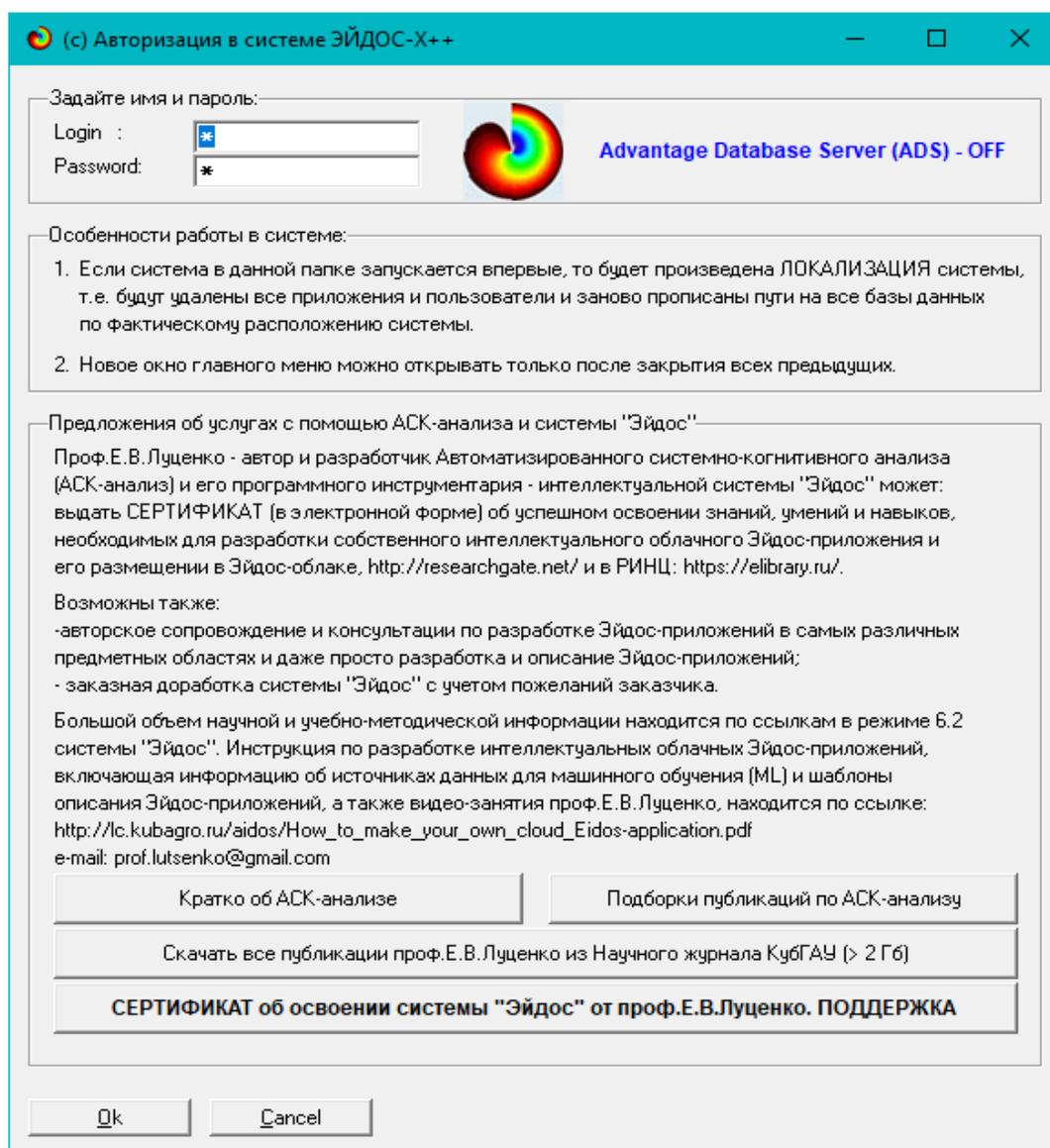


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

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).

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**

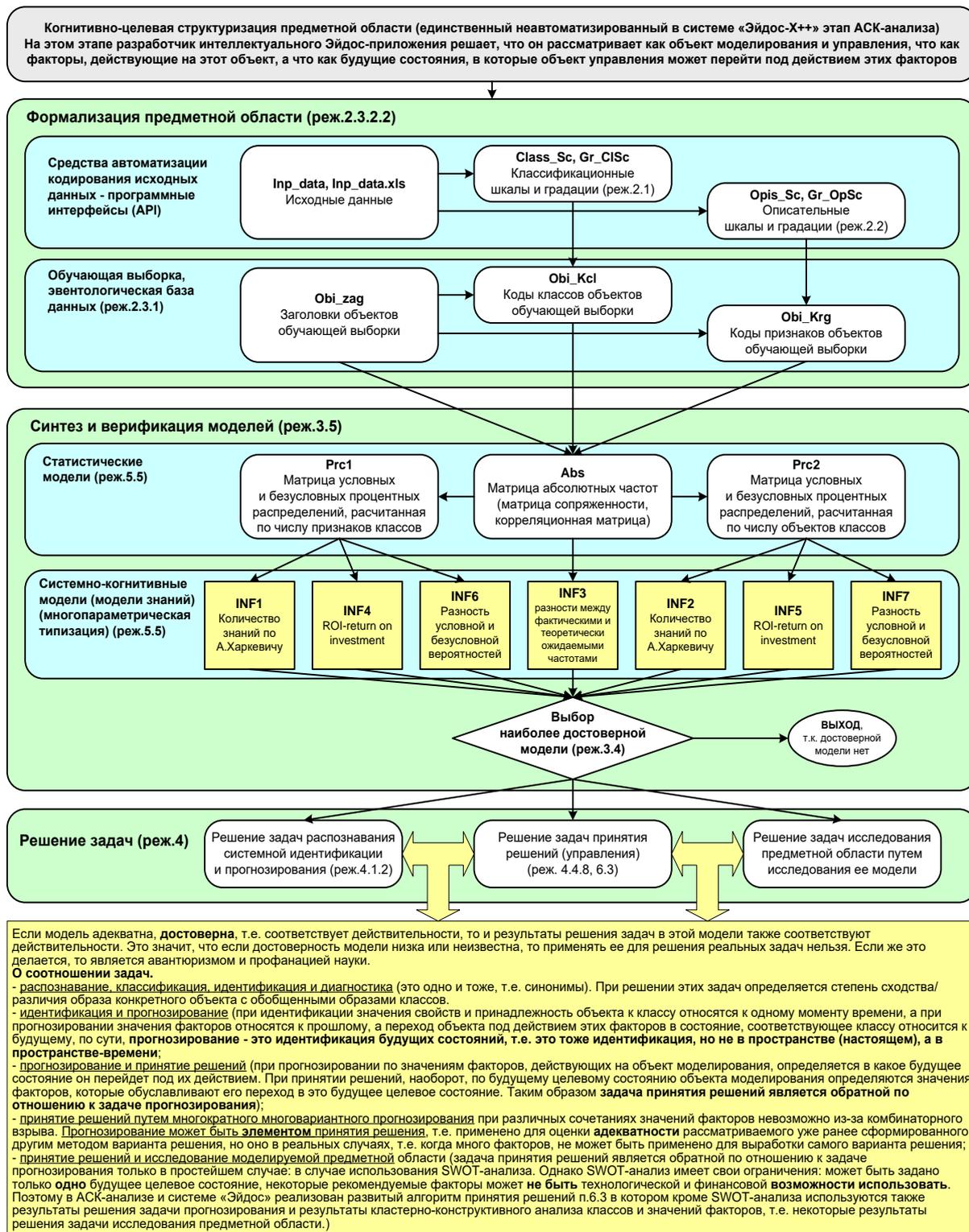


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

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

В данной работе в качестве объекта моделирования выступает студент, в качестве факторов: возраст, пол, ежедневное экранное время, время в социальных сетях, время онлайн-обучения, время игр, продолжительность сна, процент посещаемости, время офлайн-подготовки (таблица 1), а в качестве результатов действия этих факторов: предыдущий и текущий семестровый CGPA как показатели академической успеваемости (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ВОЗРАСТ СТУДЕНТА
2	ПОЛ
3	ЕЖЕДНЕВНОЕ ЭКРАННОЕ ВРЕМЯ (часы)
4	ВРЕМЯ В СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЯХ (часы)
5	ВРЕМЯ ОНЛАЙН-ОБУЧЕНИЯ (часы)
6	ВРЕМЯ ИГР (часы)
7	ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТЬ СНА (часы)
8	ПРОЦЕНТ ПОСЕЩАЕМОСТИ
9	ВРЕМЯ ОФЛАЙН-ПОДГОТОВКИ (часы)

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

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	ПРЕДЫДУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA
2	ТЕКУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA

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.

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

В качестве источника исходных данных в данной работе используем адаптированный датасет, содержащий информацию о цифровой активности и академической успеваемости студентов.

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

Таблица 1 – Excel-таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

student_ID	Age	Gender	daily_screen_time_hours	social_media_hours	online_study_hours	gaming_hours	sleep_hours	attendance_percentage	offline_study_hours	previous_sem_CGPA	current_sem_CGPA
S011	23	Female	6,2	2,5	3,8	1,2	7,1	79	2,6	7,74	7,94
S012	24	Female	4,9	2	5,1	1	8,3	79	2,6	7,72	7,92
S013	18	Female	7,9	3,2	2,1	1,6	7,1	68	2,3	6,67	6,87
S014	17	Male	10	4	0	2	5,9	63	2,1	6,1	6,3
S015	23	Female	7,7	3,1	2,3	1,5	6,4	69	2,3	6,77	6,97
S016	25	Male	7,6	3	2,4	1,5	6,9	68	2,3	6,66	6,86
S017	25	Female	4,1	1,6	5,9	0,8	7,8	96	3,2	9,48	9,68
S018	24	Male	4,6	1,8	5,4	0,9	7,7	91	3,1	8,97	9,17
S019	18	Female	5	2	5	1	7,3	85	2,9	8,38	8,58
S020	18	Female	7,1	2,8	2,9	1,4	6,3	74	2,5	7,26	7,46
S021	23	Female	9,4	3,8	0,6	1,9	6,4	62	2,1	6,08	6,28
S022	21	Female	4,3	1,7	5,7	0,9	7,6	84	2,8	8,25	8,45
S023	17	Male	6,1	2,4	3,9	1,2	6,8	71	2,4	6,94	7,14
S024	19	Male	9,9	4	0,1	2	5,3	65	2,2	6,3	6,5
S025	23	Female	8,3	3,3	1,7	1,7	5,9	65	2,2	6,33	6,53
S026	17	Female	4,7	1,9	5,3	0,9	7,9	95	3,2	9,33	9,53
S027	22	Male	6,2	2,5	3,8	1,2	7	76	2,5	7,4	7,6
S028	17	Male	7,4	3	2,6	1,5	7,5	72	2,4	7,06	7,26
S029	19	Male	7,4	3	2,6	1,5	6,7	77	2,6	7,53	7,73
S030	21	Male	9,4	3,8	0,6	1,9	6,4	62	2,1	6,08	6,28

Таблица 4 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одного студента с определенным сочетанием значений факторов цифровой активности и определенным уровнем академической успеваемости, всего 550 наблюдений;

– каждое наблюдение описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (числовые переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон в таблице 4), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. показателями академической успеваемости (предыдущий и текущий семестровый CGPA), выраженными в числовых шкалах (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и в соответствии с

моделью представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;

– 1-я колонка – не является шкалой и содержит идентификатор студента (`student_ID`) или другую идентифицирующую информацию о том, откуда взято описание этого наблюдения;

– колонки с 11-й по 12-ю – это классификационные шкалы – это шкалы числового типа, описывающие результаты действия факторов (академическая успеваемость): предыдущий и текущий семестровый CGPA. В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении [8]. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 2-й по 10-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования: возраст, пол, ежедневное экранное время, время в социальных сетях, время онлайн-обучения, время игр, продолжительность сна, процент посещаемости, время офлайн-подготовки. Эти шкалы имеют числовой и текстовый тип, и их градациями являются лингвистические и числовые переменные; – при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. 2-й вариант и будет использован в данной работе.

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

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

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

2.3.2 Программные интерфейсы с внешними базами данных

- 2.3.2.1. Импорт данных из текстовых файлов
- 2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему
- 2.3.2.3. Импорт данных из транспонированных внешних баз данных
- 2.3.2.4. Оцифровка изображений по внешним контурам
- 2.3.2.5. Оцифровка изображений по всем пикселям и спектру
- 2.3.2.6. Сценарный АСК-анализ символьных и числовых рядов
- 2.3.2.7. Транспонирование файлов исходных данных
- 2.3.2.8. Объединение нескольких файлов исходных данных в один
- 2.3.2.9. Разбиение TXT-файла на файлы-абзацы
- 2.3.2.10. CSV => DBF конвертер системы "Эйдос"
- 2.3.2.11. Прогноз событий по астропараметрам по Н.А.Чердиченко
- 2.3.2.12. Прогнозирование землетрясений методом Н.А.Чердиченко
- 2.3.2.13. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-bank
- 2.3.2.14. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-retail
- 2.3.2.15. Вставка промежуточных строк в файл исходных данных Inp_data

Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) системы «Эйдос»

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 желпах этого режима (рисунок 5):

Результат работы режима формируется файл INF_NAME.TXT (стандарт MS DOS [utf8code]), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждый UNIKODBASE интервальные числовые или текстовые значения считает градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, и каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных INF_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений с градациями описательных шкал. Расположенная выборка формируется на основе файла INF_RASP алгоритмом, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в файлах, и базы расположенной выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INF_RASP были пустыми. Структура файла INF_RASP должна быть такой же, как INF_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в них.

Принцип организации таблицы исходных данных

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	...	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	...
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
...

Определения основных терминов и профилактика типичных ошибок при подготовке Excel-файла исходных данных

Результат работы режима формируется файл INF_NAME.TXT (стандарт MS DOS [utf8code]), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждый UNIKODBASE интервальные числовые или текстовые значения считает градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, и каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных INF_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений с градациями описательных шкал. Расположенная выборка формируется на основе файла INF_RASP алгоритмом, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в файлах, и базы расположенной выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INF_RASP были пустыми. Структура файла INF_RASP должна быть такой же, как INF_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в них.

Принцип организации таблицы исходных данных

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	...	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	...
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
...

Определения основных терминов и профилактика типичных ошибок при подготовке Excel-файла исходных данных

Рисунок 5. Желпы 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-X++"

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла

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

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

CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте режим:

Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

Равные интервалы с разным числом наблюдений

Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

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

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

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

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

Старт **Выход**

2.3.2.2. Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (Равное число событий в интервалах)
 Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: {10 классов x 42 признаков}

Тип	Количество	Суммарное количество	Среднее количество	Количество	Суммарное	Среднее
Числовые	2	10	5.00	8	40	5.00
Текстовые	0	0	0.00	1	2	2.00
ВСЕГО:	2	10	5.00	9	42	4.67

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

ПАРАМЕТРЫ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ

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

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "PREVIOUS_SEM_CGPA", тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5
 1 Наим. градации: 1/5- (5.3000000, 5.9600000), размер интервала= 0.6600000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 2 Наим. градации: 2/5- (5.9600000, 6.6800000), размер интервала= 0.7200000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 3 Наим. градации: 3/5- (6.6800000, 7.4300000), размер интервала= 0.7500000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 4 Наим. градации: 4/5- (7.4300000, 8.2400000), размер интервала= 0.8100000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 5 Наим. градации: 5/5- (8.2400000, 9.5700000), размер интервала= 1.3300000, расч./факт.число наблюдений на градации: 110/110

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [2], наим.: "CURRENT_SEM_CGPA", тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5
 6 Наим. градации: 1/5- (5.5000000, 6.1600000), размер интервала= 0.6600000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 7 Наим. градации: 2/5- (6.1600000, 6.8800000), размер интервала= 0.7200000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 8 Наим. градации: 3/5- (6.8800000, 7.6300000), размер интервала= 0.7500000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 9 Наим. градации: 4/5- (7.6300000, 8.4400000), размер интервала= 0.8100000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109
 10 Наим. градации: 5/5- (8.4400000, 9.7700000), размер интервала= 1.3300000, расч./факт.число наблюдений на градации: 110/110

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "AGE", набл.на шкалу (всего):546, тип шкалы/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5
 11 Наим. градации: 1/5- (17.0000000, 18.0000000), размер интервала= 1.0000000, расч./факт.число наблюдений на градации: 109/109

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

Операция завершена

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

Общий прогресс

Начало: 13.03.2026 20:27:59 Окончание: 13.03.2026 20:29:40
 Прошло: 00:01:40 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[20:29:32 INFO]: 5. формирование описательных шкал и градаций
[20:29:33 INFO]: Сформировано 9 описательных шкал и 42 градаций.

[20:29:33 INFO]: 6. Кодирование обучающей выборки
[20:29:38 INFO]: Таблицы obi_zag, obi_kol, obi_kpr успешно заполнены для 546 объектов.

[20:29:38 INFO]: 7. формирование базы событий
[20:29:39 INFO]: База событий eventsko успешно заполнена. Записано 546 объектов.

[20:29:39 SUCCESS]: Операция успешно завершена.
```

Записать лог в CSV | Выход

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

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

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

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

Таблица 2 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	ПРЕДЫДУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA-1/3-{5.30, 6.50}
2	ПРЕДЫДУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA-2/3-{6.50, 8.00}
3	ПРЕДЫДУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA-3/3-{8.00, 9.60}
4	ТЕКУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA-1/3-{5.50, 6.70}
5	ТЕКУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA-2/3-{6.70, 8.20}
6	ТЕКУЩИЙ СЕМЕСТРОВЫЙ CGPA-3/3-{8.20, 9.80}

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

Таблица 3 – Описательные шкалы и градации (полностью)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ВОЗРАСТ-1/3-{17, 19}
2	ВОЗРАСТ-2/3-{20, 22}
3	ВОЗРАСТ-3/3-{23, 25}
4	ПОЛ-1/2-Мужской
5	ПОЛ-2/2-Женский
6	ЕЖЕДНЕВНОЕ ЭКРАННОЕ ВРЕМЯ-1/3-{4.0, 6.3}
7	ЕЖЕДНЕВНОЕ ЭКРАННОЕ ВРЕМЯ-2/3-{6.4, 8.2}
8	ЕЖЕДНЕВНОЕ ЭКРАННОЕ ВРЕМЯ-3/3-{8.3, 10.0}
9	ВРЕМЯ В СОЦ. СЕТЯХ-1/3-{1.6, 2.4}
10	ВРЕМЯ В СОЦ. СЕТЯХ-2/3-{2.5, 3.3}
11	ВРЕМЯ В СОЦ. СЕТЯХ-3/3-{3.4, 4.0}
12	ВРЕМЯ ОНЛАЙН-ОБУЧЕНИЯ-1/3-{0.0, 2.0}
13	ВРЕМЯ ОНЛАЙН-ОБУЧЕНИЯ-2/3-{2.1, 4.0}
14	ВРЕМЯ ОНЛАЙН-ОБУЧЕНИЯ-3/3-{4.1, 6.0}
15	ВРЕМЯ ИГР-1/3-{0.8, 1.3}
16	ВРЕМЯ ИГР-2/3-{1.4, 1.7}

17	ВРЕМЯ ИГР-3/3-{1.8, 2.0}
18	ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТЬ СНА-1/3-{5.0, 6.3}
19	ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТЬ СНА-2/3-{6.4, 7.4}
20	ПРОДОЛЖИТЕЛЬНОСТЬ СНА-3/3-{7.5, 8.5}
21	ПРОЦЕНТ ПОСЕЩАЕМОСТИ-1/3-{55, 67}
22	ПРОЦЕНТ ПОСЕЩАЕМОСТИ-2/3-{68, 82}
23	ПРОЦЕНТ ПОСЕЩАЕМОСТИ-3/3-{83, 97}
24	ВРЕМЯ ОФЛАЙН-ПОДГОТОВКИ-1/3-{1.8, 2.3}
25	ВРЕМЯ ОФЛАЙН-ПОДГОТОВКИ-2/3-{2.4, 2.7}
26	ВРЕМЯ ОФЛАЙН-ПОДГОТОВКИ-3/3-{2.8, 3.3}

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

Таблица 4 – Обучающая выборка (полностью)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12
S011	2	5	7	10	13	16	19	22	25	2	5
S012	3	5	6	9	13	16	20	22	25	2	5
S013	1	5	8	11	12	17	18	22	24	1	4
S014	1	4	8	9	11	15	17	21	24	1	4
S015	2	5	8	10	13	16	18	22	24	1	4
S016	3	4	7	10	13	16	18	22	24	1	4
S017	3	5	6	9	14	17	20	23	26	3	6
S018	3	4	6	9	14	17	20	23	26	3	6
S019	1	5	6	9	14	17	19	23	26	2	5
S020	1	5	7	10	13	16	18	22	25	2	5
S021	2	4	8	9	12	15	18	21	24	1	4
S022	2	5	6	9	14	17	19	23	25	2	5
S023	1	4	7	10	13	16	19	22	24	2	5
S024	1	4	8	9	11	15	17	21	24	1	4
S025	2	5	8	11	13	16	18	21	24	1	4
S026	1	5	6	9	14	17	20	23	26	3	6
S027	2	4	7	10	13	16	19	22	25	2	5
S028	1	4	7	10	13	17	19	22	24	2	5
S029	2	4	7	10	13	16	19	22	25	2	5
S030	2	4	8	9	12	15	18	21	24	1	4
...
S550	3	5	7	10	13	16	19	22	25	2	5
S551	2	5	6	9	14	17	19	23	26	2	5
S552	1	4	6	9	14	17	19	22	25	2	5
S553	3	5	7	10	13	16	19	22	25	2	5
S554	1	4	8	11	13	16	18	21	24	1	4
S555	2	5	8	9	12	15	18	21	24	1	4
S556	3	5	8	11	13	16	18	21	24	1	4

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

Примечание к таблице 7: В таблице приведены все 550 наблюдений в кодированном виде. Кодировка соответствует номерам градаций из таблиц 5 и 6: колонка N2 – предыдущий CGPA (1-3), N3 – текущий CGPA (1-3), N4 – возраст (1-3), N5 – пол (4-5), N6 – экранное время (6-8), N7 – соц. сети (9-11), N8 – онлайн-обучение (12-14), N9 – игры (15-17), N10 – сон (18-20), N11 – посещаемость (21-23), N12 – офлайн-подготовка (24-26).

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 5 – 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 6 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

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

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

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

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

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

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

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

В таблице 10 приведены формулы:

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

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

Таблица 7– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)		N_{ij} – фактическая частота; $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.

PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	...	
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{N_j} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_iN_j}$
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	...	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_iN_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - 1 = \frac{N_{ij}N}{N_iN_j} - 1$
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.

Таблица 8 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы					Значимость фактора
		1	...	j	...	W	
Значения факторов	1	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
	...						
	i	I_{i1}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$

	...					
	M	I_{M1}	I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
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 9– 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 -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 конструкторов, 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

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

позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [8].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 11 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 10), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 13).

Таблица 10 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

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

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций

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

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

3.5. Синтез и верификация моделей. Процесс завершен

Подготовительные шаги

1. Очистка предыдущих результатов верификации

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	<input type="text" value="100%"/>	100%
4	2. PRC1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛ.ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА СРЕДИ ПРИЗНАКОВ ОБЪЕКТОВ J-ГО	<input type="text" value="100%"/>	100%
5	3. PRC2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛОВНАЯ ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА У ОБЪЕКТОВ J-ГО КЛАССА	<input type="text" value="100%"/>	100%
6	4. INF1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1	<input type="text" value="100%"/>	100%
7	5. INF2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2	<input type="text" value="100%"/>	100%
8	6. INF3 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ХИ-КВАДРАТ; РАЗНОСТИ МЕЖДУ ФАКТИЧЕСКИМИ И ОЖИДАЕМЫМИ АБС.ЧАСТОТАМИ	<input type="text" value="100%"/>	100%
9	7. INF4 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1	<input type="text" value="100%"/>	100%
10	8. INF5 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2	<input type="text" value="100%"/>	100%
11	9. INF6 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1	<input type="text" value="100%"/>	100%
12	10. INF7 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2	<input type="text" value="100%"/>	100%

-Стадия верификации модели

№	прогресс-бар	%
13	<input type="text" value="100%"/>	100%
14	<input type="text" value="100%"/>	100%
15	<input type="text" value="100%"/>	100%
16	<input type="text" value="100%"/>	100%
17	<input type="text" value="100%"/>	100%
18	<input type="text" value="100%"/>	100%
19	<input type="text" value="100%"/>	100%
20	<input type="text" value="100%"/>	100%
21	<input type="text" value="100%"/>	100%
22	<input type="text" value="100%"/>	100%

Общий прогресс

Начало: 14.03.2026 19:14:00

Прошло: 00:00:27

Окончание: 14.03.2026 19:14:27

Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[19:14:26 INFO]: Финальная обработка и сортировка таблиц dost_modcls...
[19:14:26 SUCCESS]: Таблица dost_modcls финализирована и отсортирована.

[19:14:27 INFO]: ШАГ 8: формирование итоговой БД DostRasp...
[19:14:27 INFO]: формирование итоговой таблицы DostRasp...
[19:14:27 SUCCESS]: Таблица DostRasp успешно создана.

[19:14:27 INFO]: ШАГ 10: Создание форм 'Достоверность идент. классов'...
[19:14:27 INFO]: Создание форм 'Достоверность идент. классов' (пропущено).

[19:14:27 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"

Описательные шкалы и градации (признаки)

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1- признак_имп_СГРРА - 1/5 (5 3000000, 5 8000000)	2- признак_имп_СГРРА - 2/5 (5 8000000, 6 8000000)	3- признак_имп_СГРРА - 3/5 (6 8000000, 7 4000000)	4- признак_имп_СГРРА - 4/5 (7 4000000, 8 2000000)	5- признак_имп_СГРРА - 5/5 (8 2000000, 9 7000000)	6- признак_имп_СГРРА - 1/5 (5 5000000, 6 1000000)	7- признак_имп_СГРРА - 2/5 (6 1000000, 6 8000000)	8- признак_имп_СГРРА - 3/5 (6 8000000, 7 6000000)	9- признак_имп_СГРРА - 4/5 (7 6000000, 8 4000000)	10- признак_имп_СГРРА - 5/5 (8 4000000, 9 7000000)	Сумма	Среднее	Средн. квар. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Age - 1/5-(17.00000000, 18.00000000)	33.000	20.000	26.000	20.000	26.000	33.000	20.000	26.000	20.000	26.000	250.000	25.000	5.077	4.000
2	Age - 2/5-(18.00000000, 20.00000000)	19.000	21.000	31.000	29.000	17.000	19.000	21.000	31.000	29.000	17.000	234.000	23.400	5.873	5.280
3	Age - 3/5-(20.00000000, 22.00000000)	20.000	27.000	22.000	24.000	33.000	20.000	27.000	22.000	24.000	33.000	252.000	25.200	4.780	3.840
4	Age - 4/5-(22.00000000, 24.00000000)	28.000	22.000	21.000	26.000	24.000	28.000	22.000	21.000	26.000	24.000	242.000	24.200	2.700	2.240
5	Age - 5/5-(24.00000000, 25.00000000)	9.000	19.000	10.000	11.000	8.000	9.000	19.000	10.000	11.000	8.000	114.000	11.400	4.142	3.040
6	Gender - Female	58.000	47.000	49.000	61.000	45.000	58.000	47.000	49.000	61.000	45.000	520.000	52.000	6.667	6.000
7	Gender - Male	51.000	62.000	61.000	49.000	63.000	51.000	62.000	61.000	49.000	63.000	572.000	57.200	6.268	5.760
8	daily_screen_time_hours - 1/5-(4.00000000, 5.20000000)				38.000	71.000				38.000	71.000	218.000	21.800	30.217	26.160
9	daily_screen_time_hours - 2/5-(5.20000000, 6.50000000)		6.000	33.000	38.000	37.000		6.000	33.000	38.000	37.000	228.000	22.800	17.249	15.840
10	daily_screen_time_hours - 3/5-(6.50000000, 7.80000000)		7.000	73.000	32.000			7.000	73.000	32.000		224.000	22.400	29.414	24.080
11	daily_screen_time_hours - 4/5-(7.80000000, 9.00000000)	53.000	49.000	4.000	2.000		53.000	49.000	4.000	2.000		216.000	21.600	25.374	23.520
12	daily_screen_time_hours - 5/5-(9.00000000, 10.00000000)	56.000	47.000				56.000	47.000				206.000	20.600	26.763	24.720
13	social_media_hours - 1/5-(1.60000000, 2.10000000)				41.000	78.000				41.000	78.000	238.000	23.800	33.109	28.560
14	social_media_hours - 2/5-(2.10000000, 2.60000000)		6.000	34.000	38.000	30.000		6.000	34.000	38.000	30.000	216.000	21.600	16.352	14.880
15	social_media_hours - 3/5-(2.60000000, 3.10000000)		7.000	72.000	29.000			7.000	72.000	29.000		216.000	21.600	28.834	23.120
16	social_media_hours - 4/5-(3.10000000, 3.60000000)	59.000	53.000	4.000	2.000		59.000	53.000	4.000	2.000		236.000	23.600	27.989	25.920

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"

Описательные шкалы и градации (признаки)

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1- признак_имп_СГРРА - 1/5 (5 3000000, 5 8000000)	2- признак_имп_СГРРА - 2/5 (5 8000000, 6 8000000)	3- признак_имп_СГРРА - 3/5 (6 8000000, 7 4000000)	4- признак_имп_СГРРА - 4/5 (7 4000000, 8 2000000)	5- признак_имп_СГРРА - 5/5 (8 2000000, 9 7000000)	6- признак_имп_СГРРА - 1/5 (5 5000000, 6 1000000)	7- признак_имп_СГРРА - 2/5 (6 1000000, 6 8000000)	8- признак_имп_СГРРА - 3/5 (6 8000000, 7 6000000)	9- признак_имп_СГРРА - 4/5 (7 6000000, 8 4000000)	10- признак_имп_СГРРА - 5/5 (8 4000000, 9 7000000)	Безусловная вероятность	Среднее	Средн. квар. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	Age - 1/5-(17.00000000, 18.00000000)	30.275	18.349	23.636	18.182	24.074	30.275	18.349	23.636	18.182	24.074	22.894	22.903	4.697	3.710
2	Age - 2/5-(18.00000000, 20.00000000)	17.431	19.266	28.182	26.364	15.741	17.431	19.266	28.182	26.364	15.741	21.429	21.397	5.227	4.701
3	Age - 3/5-(20.00000000, 22.00000000)	18.349	24.771	20.000	21.818	30.556	18.349	24.771	20.000	21.818	30.556	23.077	23.099	4.527	3.652
4	Age - 4/5-(22.00000000, 24.00000000)	25.688	20.183	19.091	23.636	22.222	25.688	20.183	19.091	23.636	22.222	22.161	22.164	2.493	2.022
5	Age - 5/5-(24.00000000, 25.00000000)	8.257	17.431	9.091	10.000	7.407	8.257	17.431	9.091	10.000	7.407	10.440	10.437	3.796	2.798
6	Gender - Female	53.211	43.119	44.545	55.455	41.667	53.211	43.119	44.545	55.455	41.667	47.619	47.599	5.922	5.387
7	Gender - Male	46.789	56.881	55.455	44.545	58.333	46.789	56.881	55.455	44.545	58.333	52.381	52.401	5.922	5.387
8	daily_screen_time_hours - 1/5-(4.00000000, 5.20000000)				34.545	65.741				34.545	65.741	19.963	20.057	27.904	24.069
9	daily_screen_time_hours - 2/5-(5.20000000, 6.50000000)		5.505	30.000	34.545	34.259		5.505	30.000	34.545	34.259	20.879	20.862	15.785	14.488
10	daily_screen_time_hours - 3/5-(6.50000000, 7.80000000)		6.422	66.364	29.091			6.422	66.364	29.091		20.513	20.375	26.733	21.882
11	daily_screen_time_hours - 4/5-(7.80000000, 9.00000000)	48.624	44.954	3.636	1.818		48.624	44.954	3.636	1.818		19.780	19.807	23.287	21.586
12	daily_screen_time_hours - 5/5-(9.00000000, 10.00000000)	51.376	43.119				51.376	43.119				18.864	18.899	24.553	22.679
13	social_media_hours - 1/5-(1.60000000, 2.10000000)				37.273	72.222				37.273	72.222	21.795	21.899	30.578	26.279
14	social_media_hours - 2/5-(2.10000000, 2.60000000)		5.505	30.909	34.545	27.778		5.505	30.909	34.545	27.778	19.780	19.747	14.914	13.596
15	social_media_hours - 3/5-(2.60000000, 3.10000000)		6.422	65.455	26.364			6.422	65.455	26.364		19.780	19.648	26.206	21.009
16	social_media_hours - 4/5-(3.10000000, 3.60000000)	54.128	48.624	3.636	1.818		54.128	48.624	3.636	1.818		21.612	21.641	25.686	23.788

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-револю_ем_СГРР - 1/5 (5 3000000, 5 6000000)	2-револю_ем_СГРР - 2/5 (5 8000000, 6 8000000)	3-револю_ем_СГРР - 3/5 (6 8000000, 7 3000000)	4-револю_ем_СГРР - 4/5 (7 4300000, 8 3000000)	5-стабильн_ем_СГРР - 5/5 (8 2400000, 9 5700000)	6-current_ем_СГРР - 1/5 (5 5000000, 6 1600000)	7-current_ем_СГРР - 2/5 (6 1800000, 6 8000000)	8-current_ем_СГРР - 3/5 (6 8800000, 7 6300000)	9-current_ем_СГРР - 4/5 (7 6300000, 8 4600000)	10-current_ем_СГРР - 5/5 (8 4400000, 9 7700000)	Сумма	Среднее	Средн_квар_отклонение	Средний_квар_отклонение от среднего	
1	Age - 1/5-[17 00000000, 18 00000000]	0.102	-0.079	0.011	-0.084	0.018	0.102	-0.079	0.011	-0.084	0.018	-0.065	-0.007	0.073	0.060	
2	Age - 2/5-[18 00000000, 20 00000000]	-0.074	-0.038	0.098	0.074	-0.112	-0.074	-0.038	0.098	0.074	-0.112	-0.101	-0.010	0.087	0.077	
3	Age - 3/5-[20 00000000, 22 00000000]	-0.082	0.026	-0.052	-0.021	0.101	-0.082	0.026	-0.052	-0.021	0.101	-0.056	-0.006	0.068	0.055	
4	Age - 4/5-[22 00000000, 24 00000000]	0.054	-0.033	-0.054	0.023	0.000	0.054	-0.033	-0.054	0.023	0.000	-0.020	-0.002	0.041	0.033	
5	Age - 5/5-[24 00000000, 25 00000000]	-0.084	0.186	-0.051	-0.016	-0.125	-0.084	0.186	-0.051	-0.016	-0.125	-0.178	-0.018	0.114	0.082	
6	Gender - Female	0.041	-0.035	-0.025	0.054	-0.049	0.041	-0.035	-0.025	0.054	-0.049	-0.026	-0.003	0.044	0.040	
7	Gender - Male	-0.040	0.031	0.020	-0.059	0.038	-0.040	0.031	0.020	-0.059	0.038	-0.020	-0.002	0.042	0.038	
8	daily_screen_time_hours - 1/5-[4 00000000, 5 20000000]				0.198	0.430				0.198	0.430	1.256	0.126	0.180	0.151	
9	daily_screen_time_hours - 2/5-[5 20000000, 6 50000000]		-0.481	0.130	0.181	0.178		-0.481	0.130	0.181	0.178	0.018	0.002	0.264	0.194	
10	daily_screen_time_hours - 3/5-[6 50000000, 7 80000000]		-0.419	0.424	0.126			-0.419	0.424	0.126		0.261	0.026	0.286	0.199	
11	daily_screen_time_hours - 4/5-[7 80000000, 9 00000000]	0.326	0.298	-0.613	-0.863		0.326	0.298	-0.613	-0.863		-1.705	-0.170	0.510	0.454	
12	daily_screen_time_hours - 5/5-[9 00000000, 10 00000000]	0.363	0.300				0.363	0.300				1.325	0.133	0.172	0.159	
13	social_media_hours - 1/5-[1 60000000, 2 10000000]				0.193	0.432					0.193	0.432	1.252	0.125	0.180	0.150
14	social_media_hours - 2/5-[2 10000000, 2 60000000]		-0.461	0.161	0.201	0.122		-0.461	0.161	0.201	0.122	0.045	0.004	0.256	0.188	
15	social_media_hours - 3/5-[2 60000000, 3 10000000]		-0.406	0.432	0.103			-0.406	0.432	0.103		0.259	0.026	0.282	0.193	
16	social_media_hours - 4/5-[3 10000000, 3 60000000]	0.333	0.294	-0.645	-0.895		0.333	0.294	-0.645	-0.895		-1.827	-0.183	0.527	0.470	

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Вывод

Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информанностей (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-револю_ем_СГРР - 1/5 (5 3000000, 5 6000000)	2-револю_ем_СГРР - 2/5 (5 8000000, 6 8000000)	3-револю_ем_СГРР - 3/5 (6 8000000, 7 3000000)	4-револю_ем_СГРР - 4/5 (7 4300000, 8 3000000)	5-стабильн_ем_СГРР - 5/5 (8 2400000, 9 5700000)	6-current_ем_СГРР - 1/5 (5 5000000, 6 1600000)	7-current_ем_СГРР - 2/5 (6 1800000, 6 8000000)	8-current_ем_СГРР - 3/5 (6 8800000, 7 6300000)	9-current_ем_СГРР - 4/5 (7 6300000, 8 4600000)	10-current_ем_СГРР - 5/5 (8 4400000, 9 7700000)	Сумма	Среднее	Средн_квар_отклонение	Средний_квар_отклонение от среднего
1	Age - 1/5-[17 00000000, 18 00000000]	8.107	-4.893	0.776	-5.224	1.234	8.107	-4.893	0.776	-5.224	1.234	0.000	0.000	5.144	4.047
2	Age - 2/5-[18 00000000, 20 00000000]	-4.300	-2.300	7.390	5.390	-6.181	-4.300	-2.300	7.390	5.390	-6.181	-0.000	-0.000	5.689	5.112
3	Age - 3/5-[20 00000000, 22 00000000]	-5.092	1.908	-3.426	-1.426	8.036	-5.092	1.908	-3.426	-1.426	8.036	0.000	0.000	4.897	3.978
4	Age - 4/5-[22 00000000, 24 00000000]	3.904	-2.096	-3.417	1.583	0.027	3.904	-2.096	-3.417	1.583	0.027	0.000	0.000	2.741	2.205
5	Age - 5/5-[24 00000000, 25 00000000]	-2.351	7.649	-1.502	-0.502	-3.293	-2.351	7.649	-1.502	-0.502	-3.293	0.000	0.000	4.147	3.060
6	Gender - Female	6.223	-4.777	-3.466	8.534	-6.512	6.223	-4.777	-3.466	8.534	-6.512	-0.000	-0.000	6.477	5.902
7	Gender - Male	-5.955	5.045	3.287	-8.713	6.336	-5.955	5.045	3.287	-8.713	6.336			6.460	5.867
8	daily_screen_time_hours - 1/5-[4 00000000, 5 20000000]	-21.707	-21.707	-21.996	16.004	49.404	-21.707	-21.707	-21.996	16.004	49.404	-0.000	-0.000	30.270	26.164
9	daily_screen_time_hours - 2/5-[5 20000000, 6 50000000]	-22.702	-16.702	9.996	14.996	14.414	-22.702	-16.702	9.996	14.996	14.414	0.000	0.000	17.172	15.762
10	daily_screen_time_hours - 3/5-[6 50000000, 7 80000000]	-22.304	-15.304	50.399	9.399	-22.190	-22.304	-15.304	50.399	9.399	-22.190	-0.000	-0.000	29.259	23.919
11	daily_screen_time_hours - 4/5-[7 80000000, 9 00000000]	31.492	27.492	-17.794	-19.794	-21.397	31.492	27.492	-17.794	-19.794	-21.397	-0.000	-0.000	25.447	23.594
12	daily_screen_time_hours - 5/5-[9 00000000, 10 00000000]	35.488	26.488	-20.785	-20.785	-20.407	35.488	26.488	-20.785	-20.785	-20.407	-0.000	-0.000	26.839	24.791
13	social_media_hours - 1/5-[1 60000000, 2 10000000]	-23.698	-23.698	-24.013	16.987	54.423	-23.698	-23.698	-24.013	16.987	54.423			33.167	28.564
14	social_media_hours - 2/5-[2 10000000, 2 60000000]	-21.508	-15.508	12.206	16.206	8.603	-21.508	-15.508	12.206	16.206	8.603	-0.000	-0.000	16.253	14.806
15	social_media_hours - 3/5-[2 60000000, 3 10000000]	-21.508	-14.508	50.206	7.206	-21.397	-21.508	-14.508	50.206	7.206	-21.397	-0.000	-0.000	28.688	22.965
16	social_media_hours - 4/5-[3 10000000, 3 60000000]	35.501	29.501	-19.812	-21.812	-23.379	35.501	29.501	-19.812	-21.812	-23.379	-0.000	-0.000	28.069	26.001

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Вывод

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

Полученные модели корректно использовать для решения задач только в том случае, если они достаточно достоверны (адекватны), т.е. верно отражают моделируемую предметную область. Поэтому в следующем разделе оценим достоверность созданных статистических и системно-когнитивных моделей.

3.4. Задача-4. Верификация моделей

3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван 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 наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.723** при максимуме 1 (рисунок 12). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

3.4. Обобщенная форма по достов.моделям при разн.инт.крит. (Приложение: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20260313-202800)

№	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модулей уровней сходства истинно-положит. решений (STP)	Сумма модулей уровней сходства истинно-отрицат. решений (STN)	Сумма модулей уровней сходства ложно-положит. решений (SFP)	Сумма модулей уровней сходства отриц. решений (SFN)
1	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки	корреляция абс. частот с обр. объекта	0.455	1.000	0.625	791.849	825.448	339.348	0.000
2	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки	сумма абс. частот по признакам объекта	0.200	1.000	0.333	851.865	0.000	1101.975	0.000
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр. объекта	0.455	1.000	0.625	791.849	825.448	339.348	0.000
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	0.200	1.000	0.333	844.078	0.000	1091.368	0.000
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр. объекта	0.455	1.000	0.625	791.849	825.448	339.348	0.000
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	0.200	1.000	0.333	842.736	0.000	1089.542	0.000
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.467	0.965	0.629	696.202	1051.769	282.546	12.511
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1	сумма знаний	0.343	0.973	0.507	713.963	550.408	376.799	12.361
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.467	0.965	0.629	695.879	1051.338	282.461	12.526
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC2	сумма знаний	0.342	0.973	0.506	712.929	549.910	376.441	12.371
11	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами	семантический резонанс знаний	0.490	1.000	0.658	780.186	1068.073	286.910	0.000
12	INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами	сумма знаний	0.490	1.000	0.658	711.569	969.088	257.519	0.000
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.567	0.995	0.723	720.102	1030.025	195.331	2.935
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC1	сумма знаний	0.331	1.000	0.497	685.160	125.023	328.708	0.000
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.567	0.995	0.723	720.009	1029.806	195.220	2.935
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC2	сумма знаний	0.333	1.000	0.499	683.609	124.844	327.976	0.000
17	INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.568	0.993	0.722	713.143	1001.261	200.766	3.143
18	INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC1	сумма знаний	0.314	1.000	0.478	705.264	136.856	346.178	0.000
19	INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.568	0.993	0.722	712.930	1000.862	200.576	3.145
20	INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC2	сумма знаний	0.315	1.000	0.479	703.544	136.689	345.408	0.000

Помощь по мерам | Помощь по распред. | TP,TF,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 [9] СК-модели INF4.

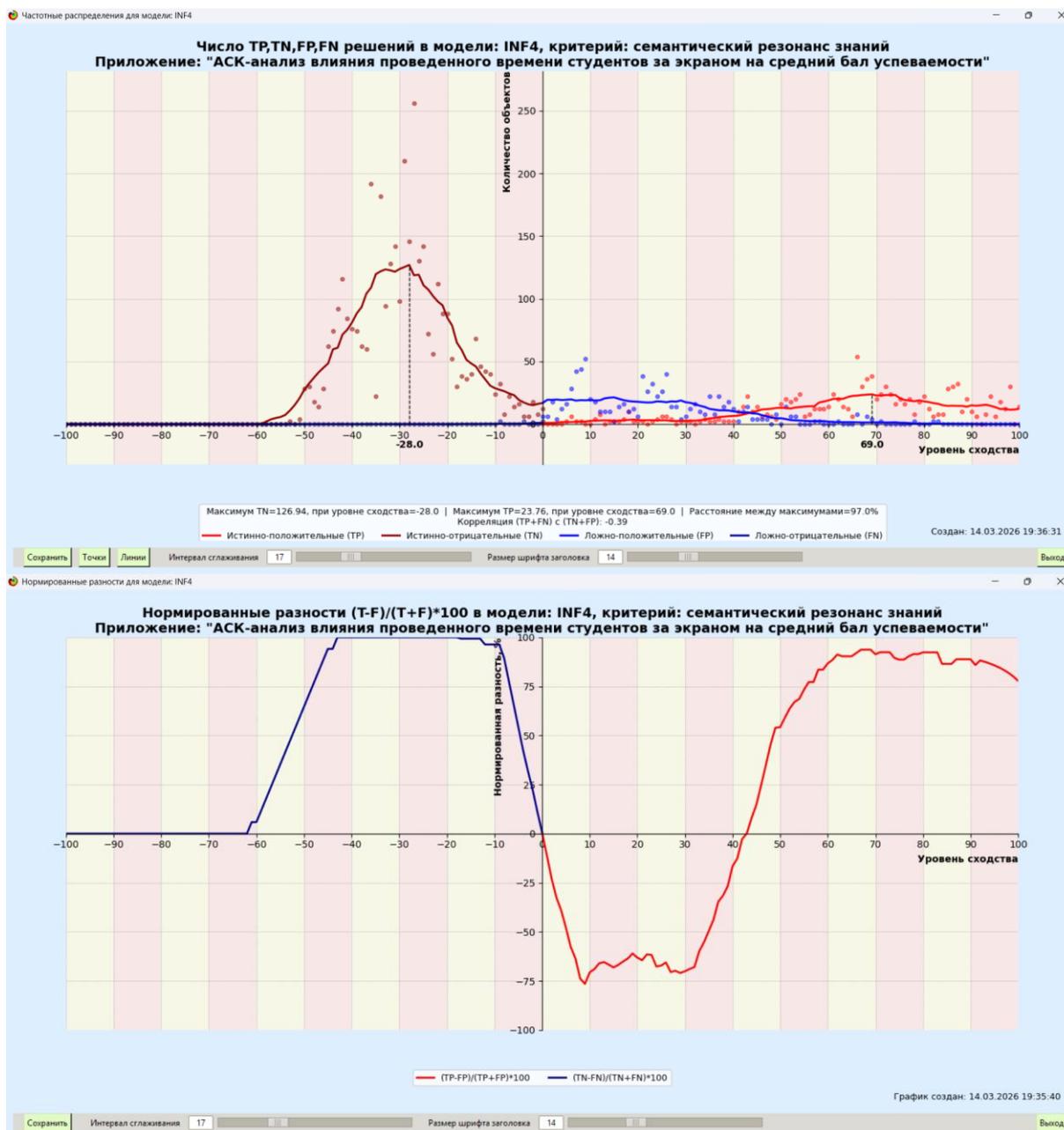


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере СК-модели INF4 [9]

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой СК-модели INF4:

- ложно-отрицательные решения практически не встречаются, за исключением единичных случаев с очень низкими уровнями сходства, что свидетельствует о высокой надежности модели;
- при уровнях сходства меньше 20% преобладают ложные положительные решения, а при уровнях сходства выше 60% они практически отсутствуют, уступая место истинно-положительным решениям ;

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

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

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.#: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-X++".

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

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

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

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: $\{-1, +1\}$ и $\{0, 1\}$:

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

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

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):

$$F\text{-мера} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$
 - достоверность модели
Precision = TP / (TP + FP) - точность модели;
Recall = TP / (TP + FN) - полнота модели;

L1-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

$$L1\text{-мера} = 2 * (\text{SPrecision} * \text{SRecall}) / (\text{SPrecision} + \text{SRecall})$$

SPrecision = STP / (STP + SFP) - точность с учетом сумм уровней сходства;
SRecall = STP / (STP + SFN) - полнота с учетом сумм уровней сходства;
STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

$$L2\text{-мера} = 2 * (\text{APrecision} * \text{ARecall}) / (\text{APrecision} + \text{ARecall})$$

APrecision = ATP / (ATP + AFP) - точность с учетом средних уровней сходства;
ARecall = ATP / (ATP + AFN) - полнота с учетом средних уровней сходства;
ATP = STP / TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
AFP = SFP / FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

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

Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Полиграмматический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

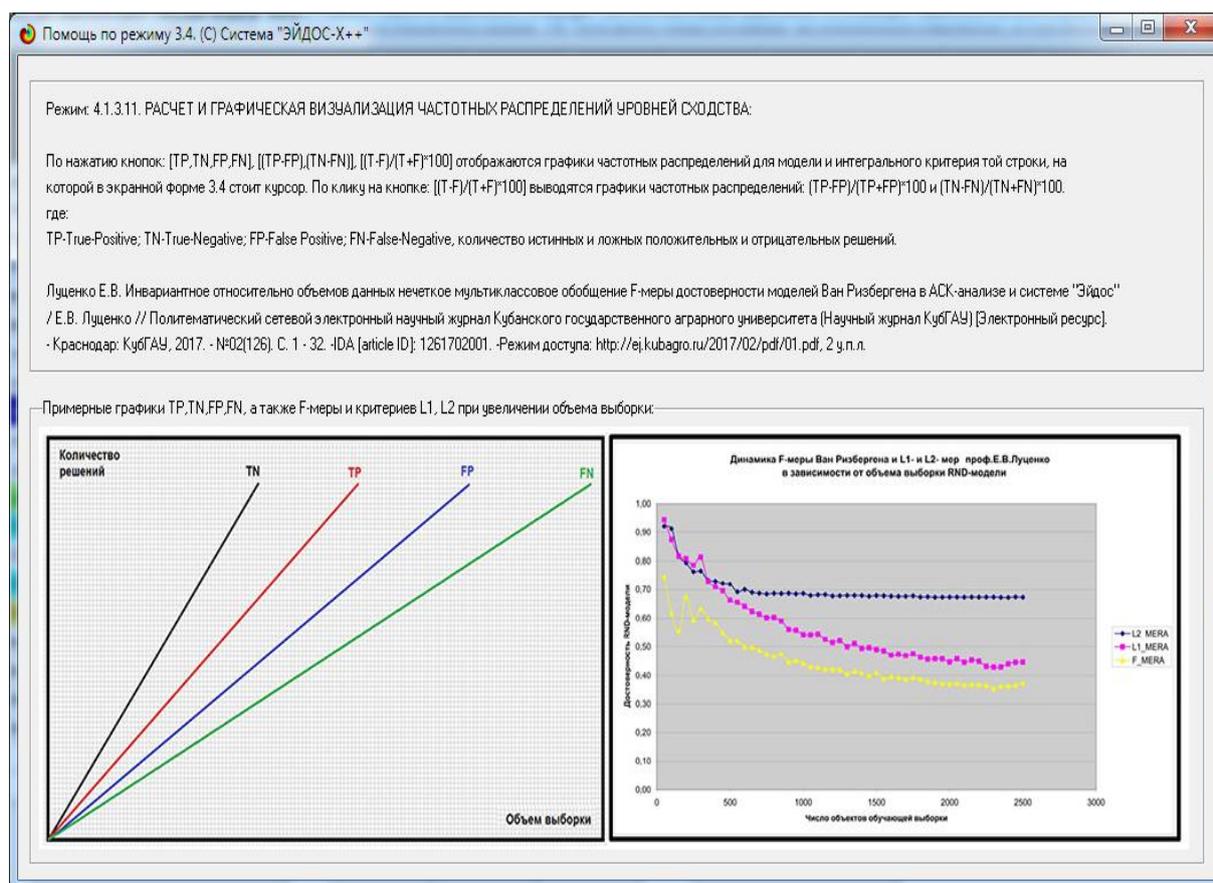


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 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.

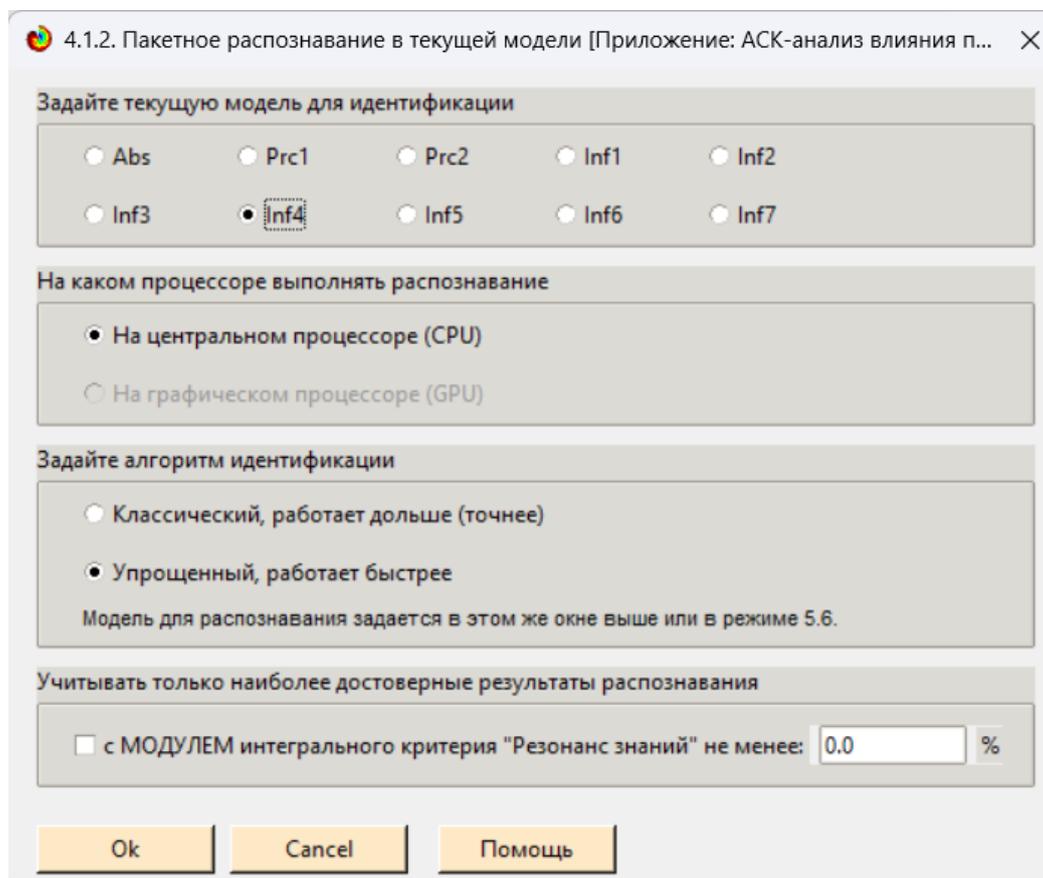


Рисунок 15. Задание СК-модели INF4 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения

факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему (рисунок 3).

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

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

3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если

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

признака нет, или n , если он присутствует у объекта с интенсивностью n , т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» - один раз).

3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

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

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

произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в частности линейной интерполяции: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$, Это позволяет предложить

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

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

Во-вторых, данный интегральный критерий являются **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»:

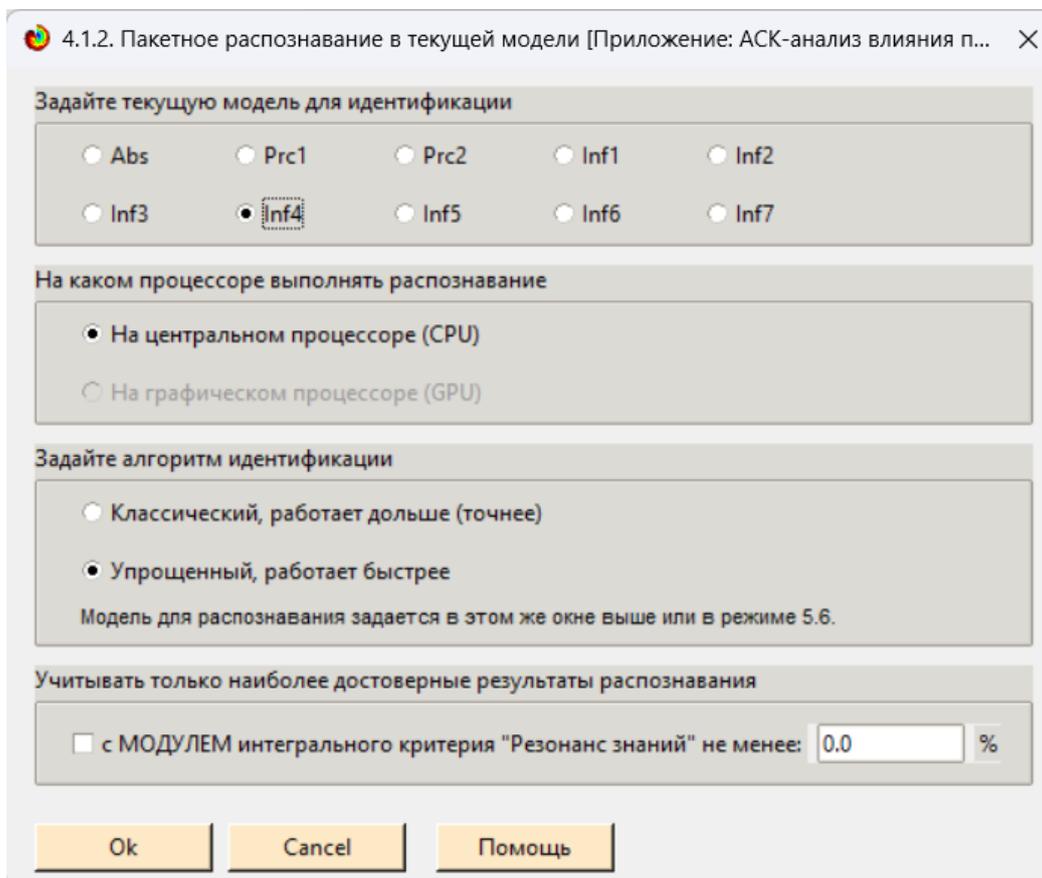
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

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).



4.1.2. Пакетное распознавание в текущей модели [Приложение: АСК-анализ влияния п... X

Задайте текущую модель для идентификации

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2
 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

На каком процессоре выполнять распознавание

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

Задайте алгоритм идентификации

Классический, работает дольше (точнее)
 Упрощенный, работает быстрее

Модель для распознавания задается в этом же окне выше или в режиме 5.6.

Учитывать только наиболее достоверные результаты распознавания

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

Ok Cancel Помощь

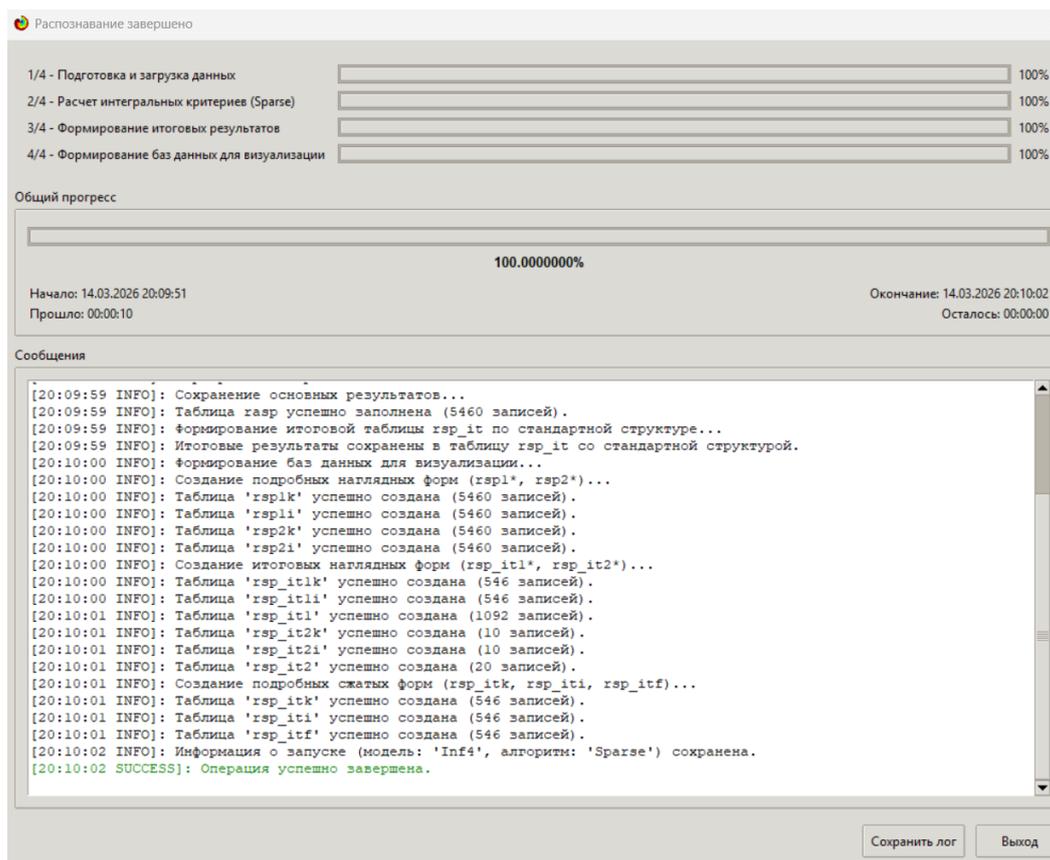


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

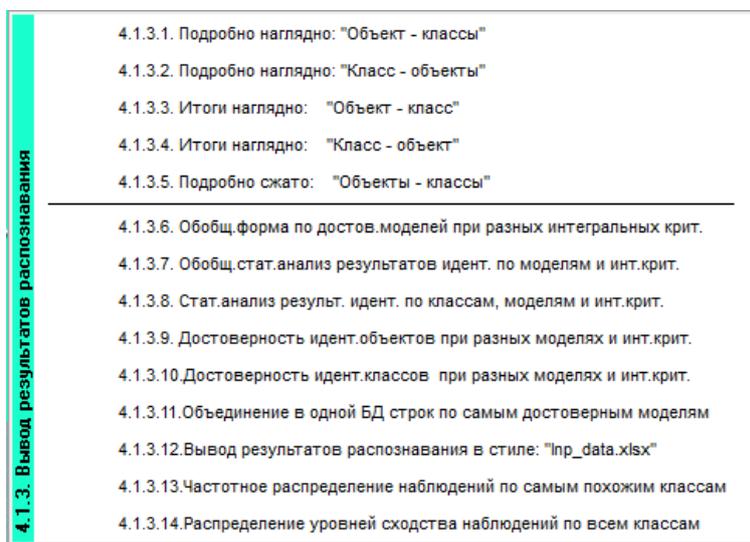


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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.

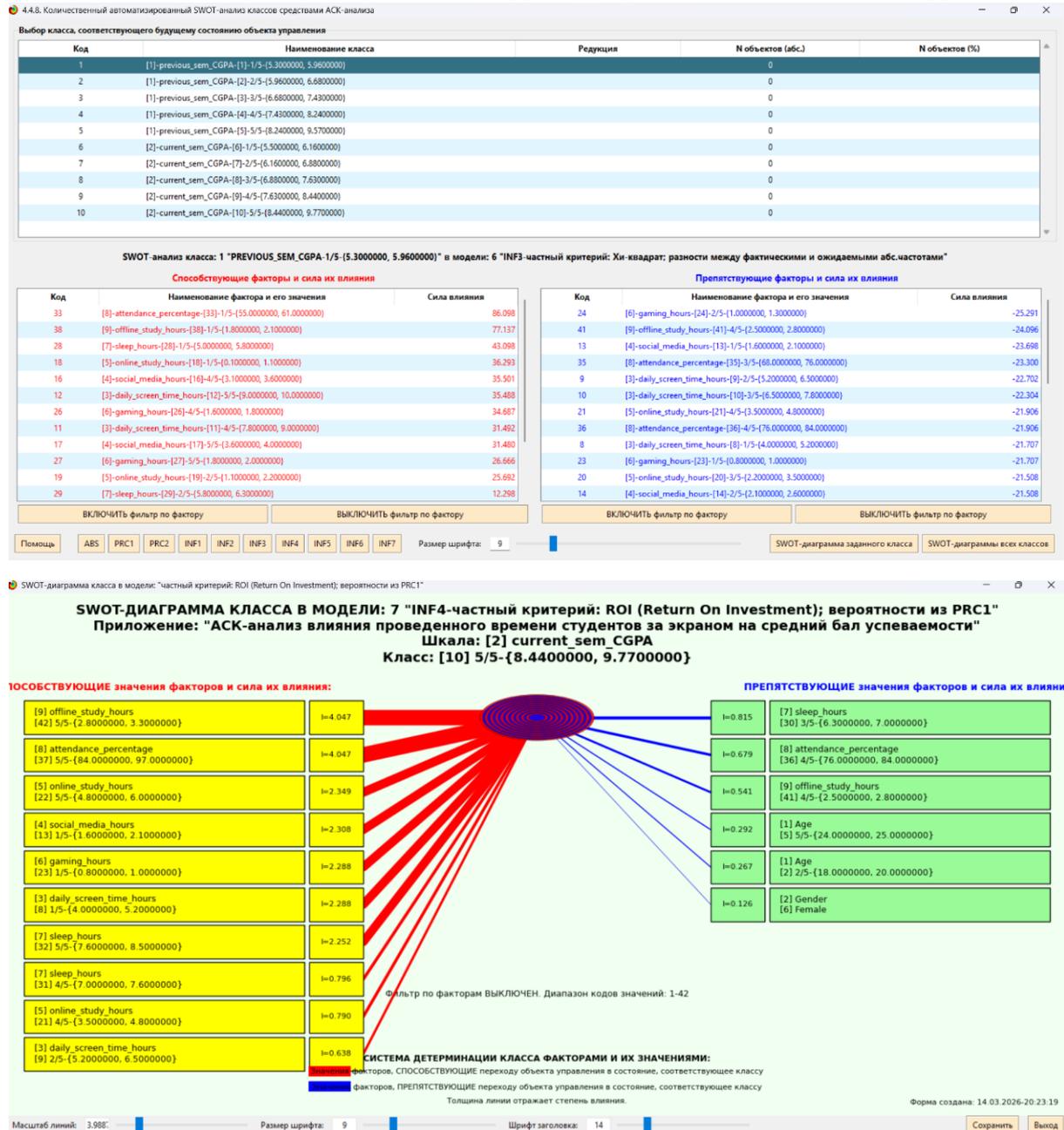
Графические выходные формы, приведенные на рисунках 19, интуитивно понятны и не требуют особых комментариев. Отметим лишь, что на SWOT-диаграммах наглядно показаны знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне.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



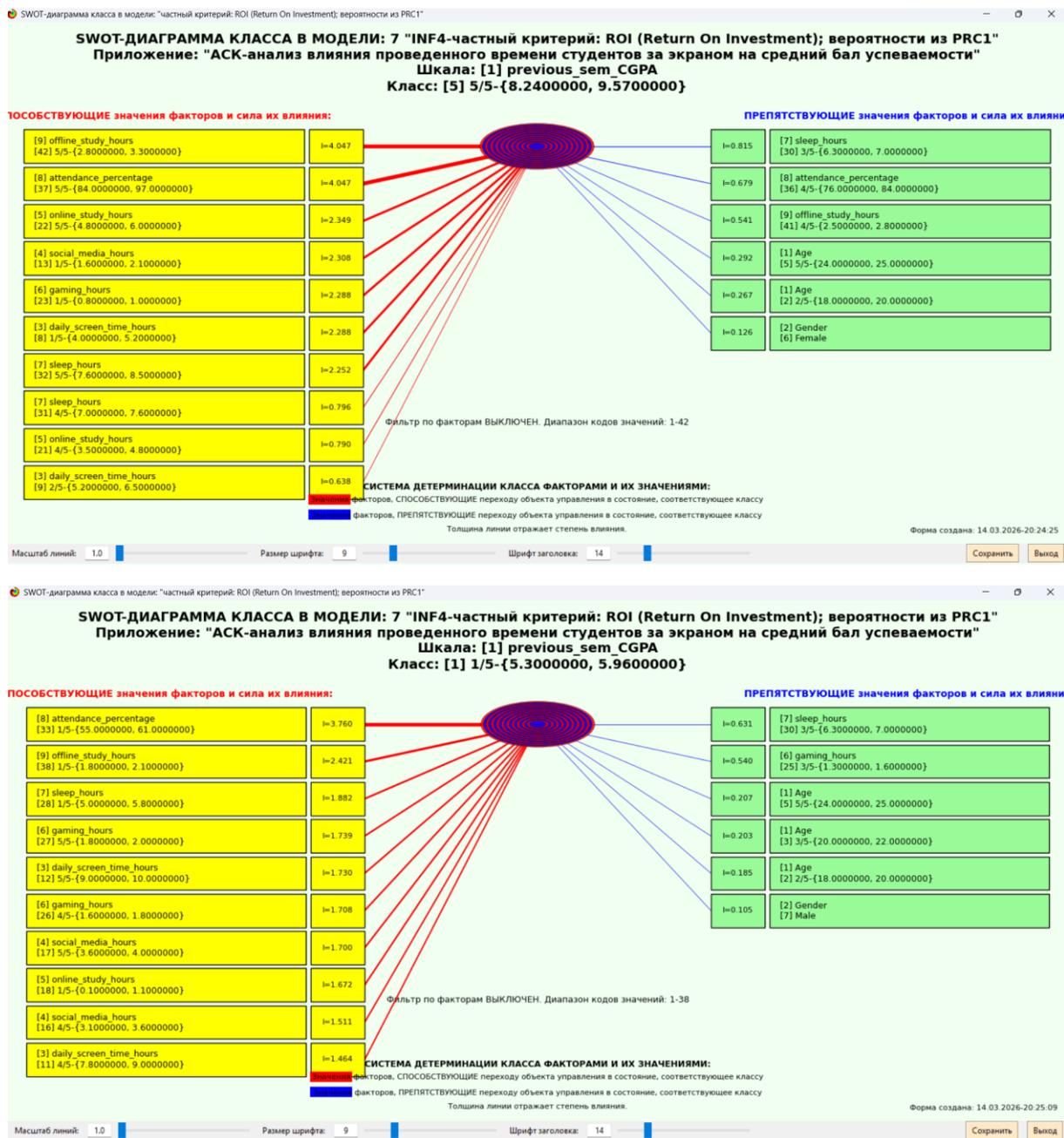


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, что низкий процент посещаемости является наиболее сильным фактором, способствующим низкой академической успеваемости, с силой влияния . Ему следуют малое время офлайн-подготовки и недостаточная продолжительность сна. В то же время, высокое время игр, чрезмерное ежедневное экранное время и большое время в социальных сетях также вносят существенный вклад в снижение успеваемости. С другой стороны, достаточная продолжительность сна, мужской пол и возраст 18-25 лет препятствуют попаданию студентов в группу с низкой успеваемостью.

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 Ризбергера 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.

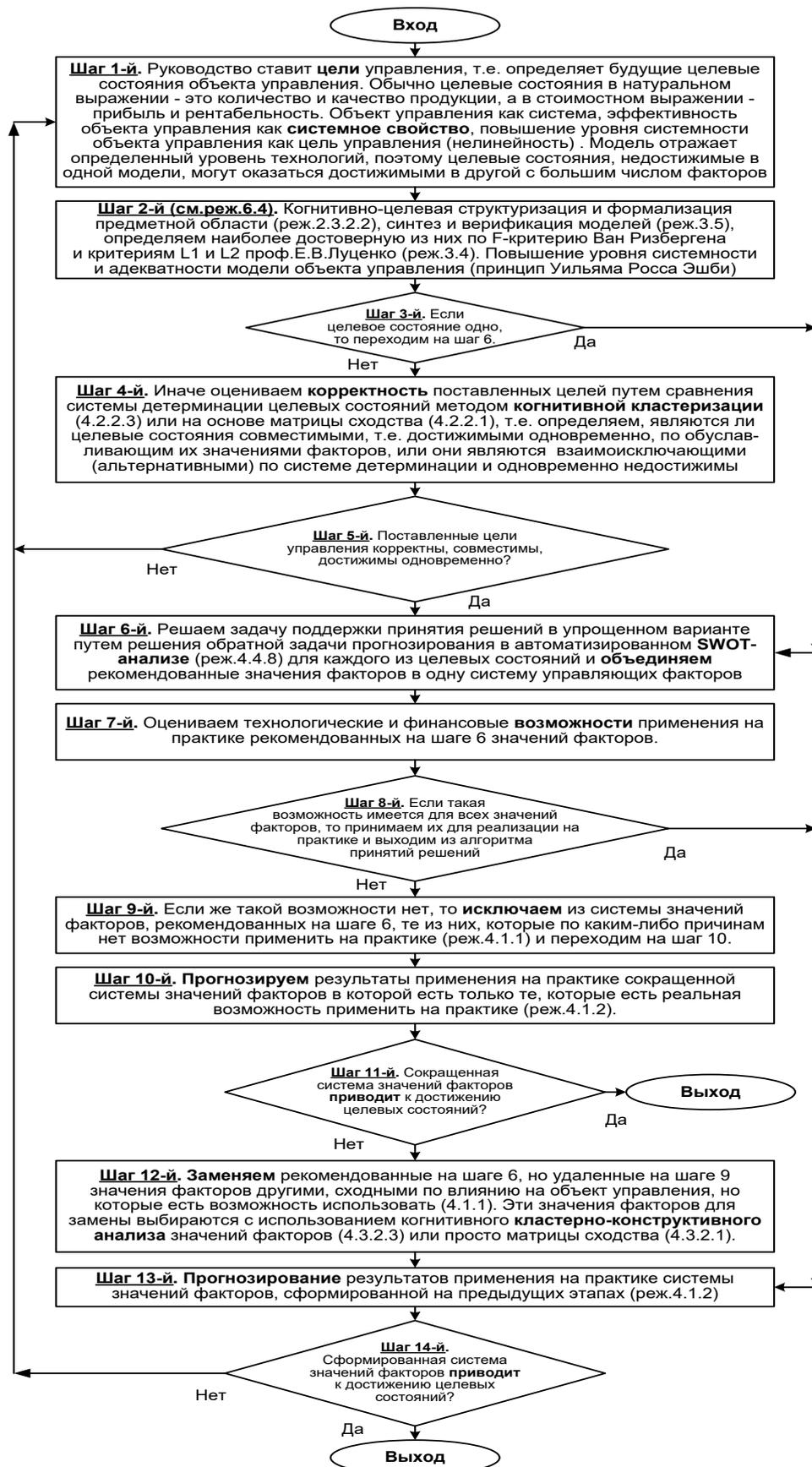


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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.

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:

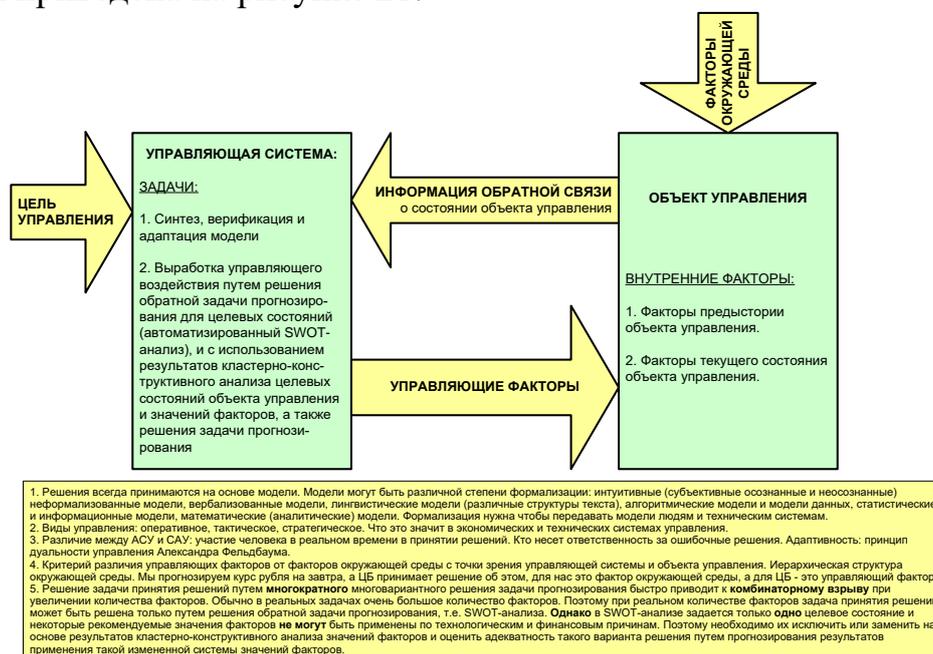


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

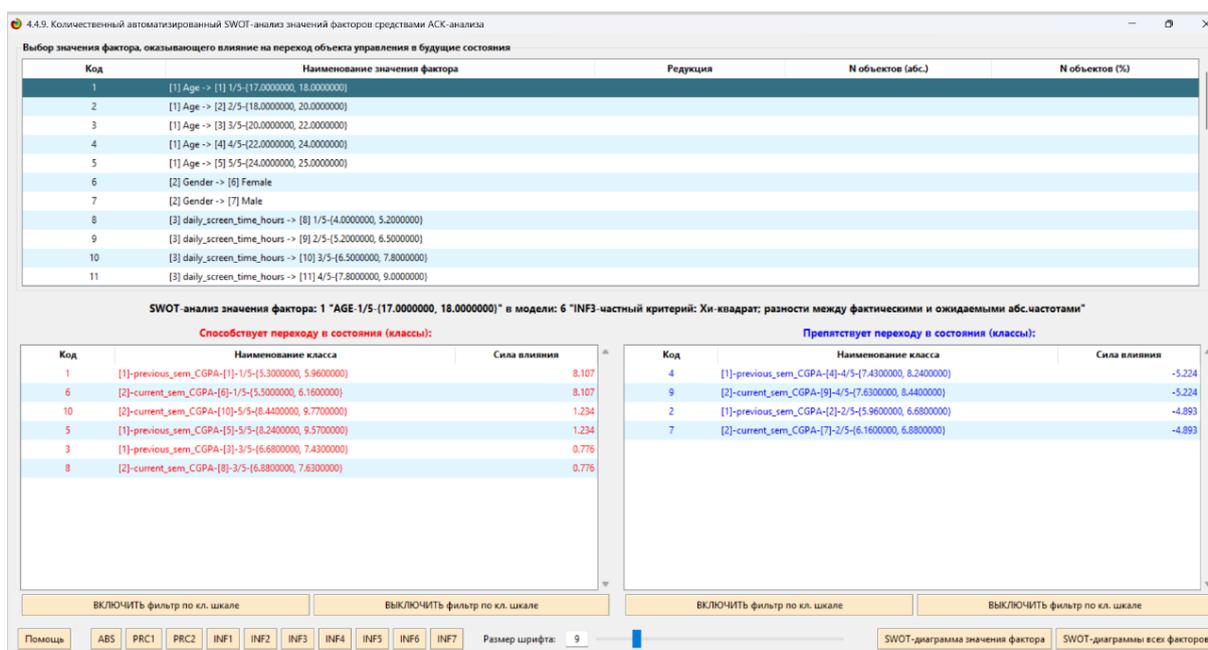
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)

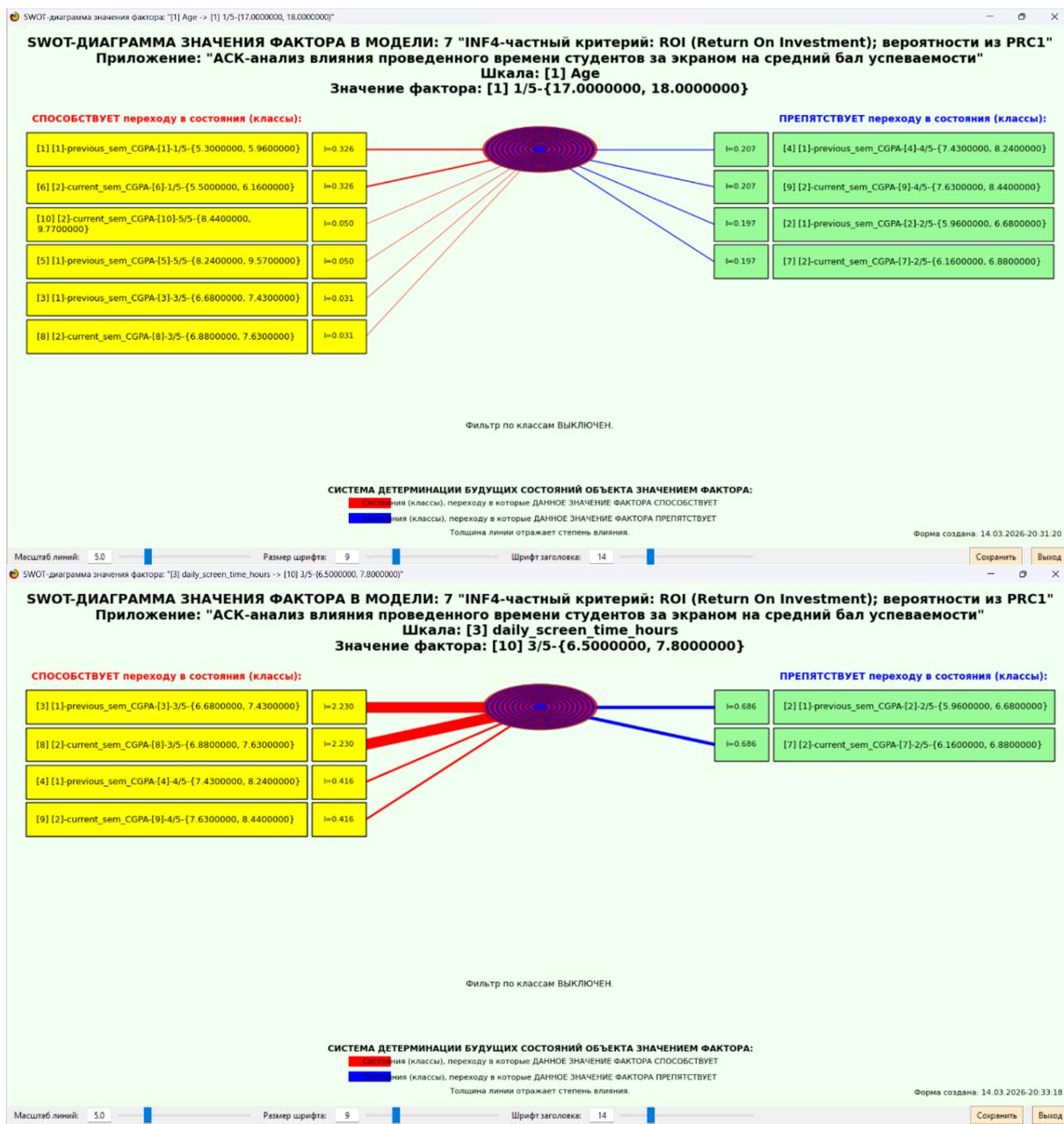
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Инвертированные SWOT-диаграммы (предложены автором в работе [10]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть *смысл* (семантический потенциал) этой градации описательной шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы «Эйдос».

3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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





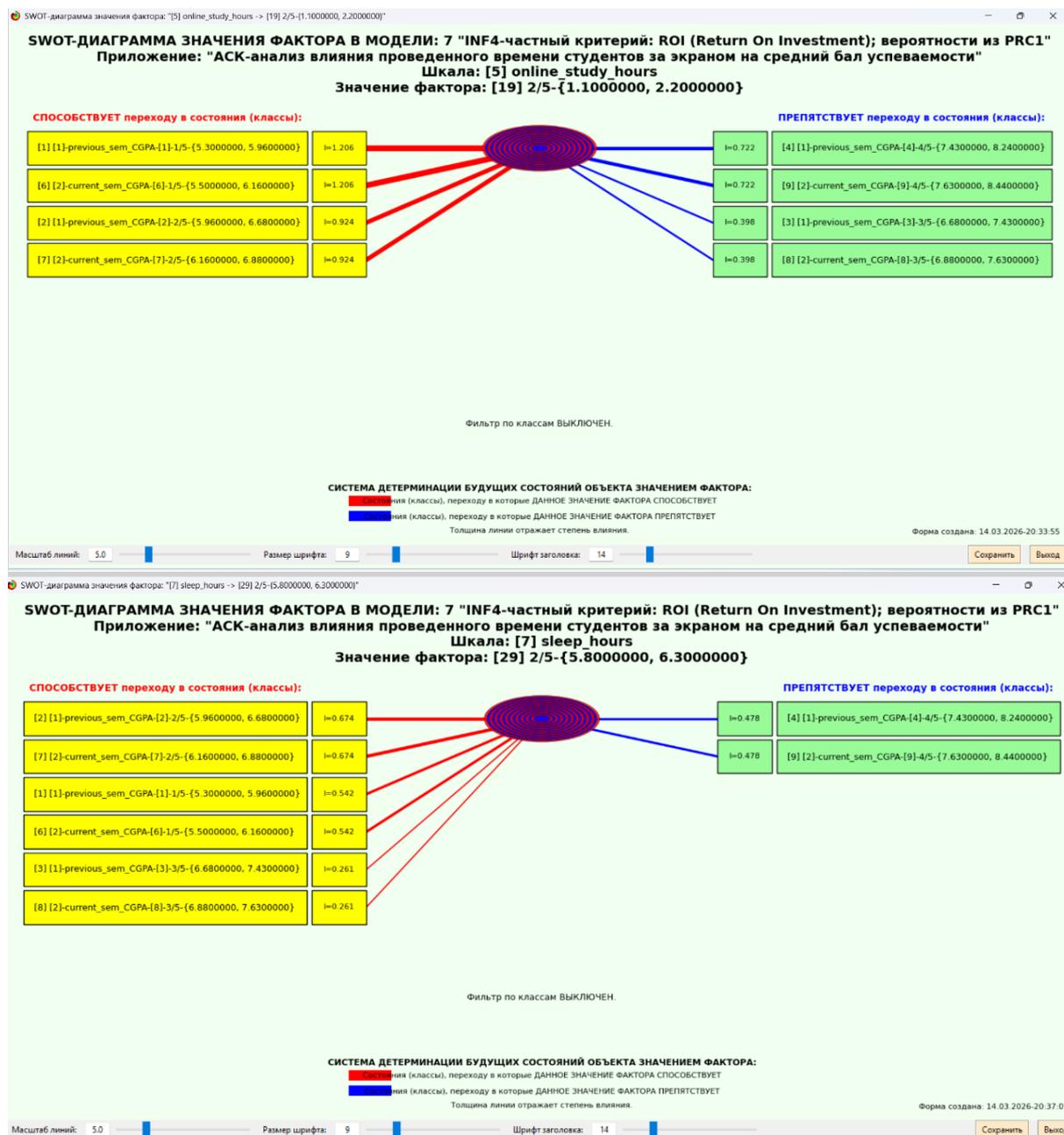


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке 22 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам.

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, что высокий процент посещаемости обуславливает высокую академическую успеваемость в той же степени, что и достаточная продолжительность сна и

как суммарно значения факторов «время офлайн-подготовки 2.8-3.3 часа» и «время онлайн-обучения 4.1-6.0 часов». Во многом это и есть реальное решение проблемы, поставленной в работе.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, 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 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

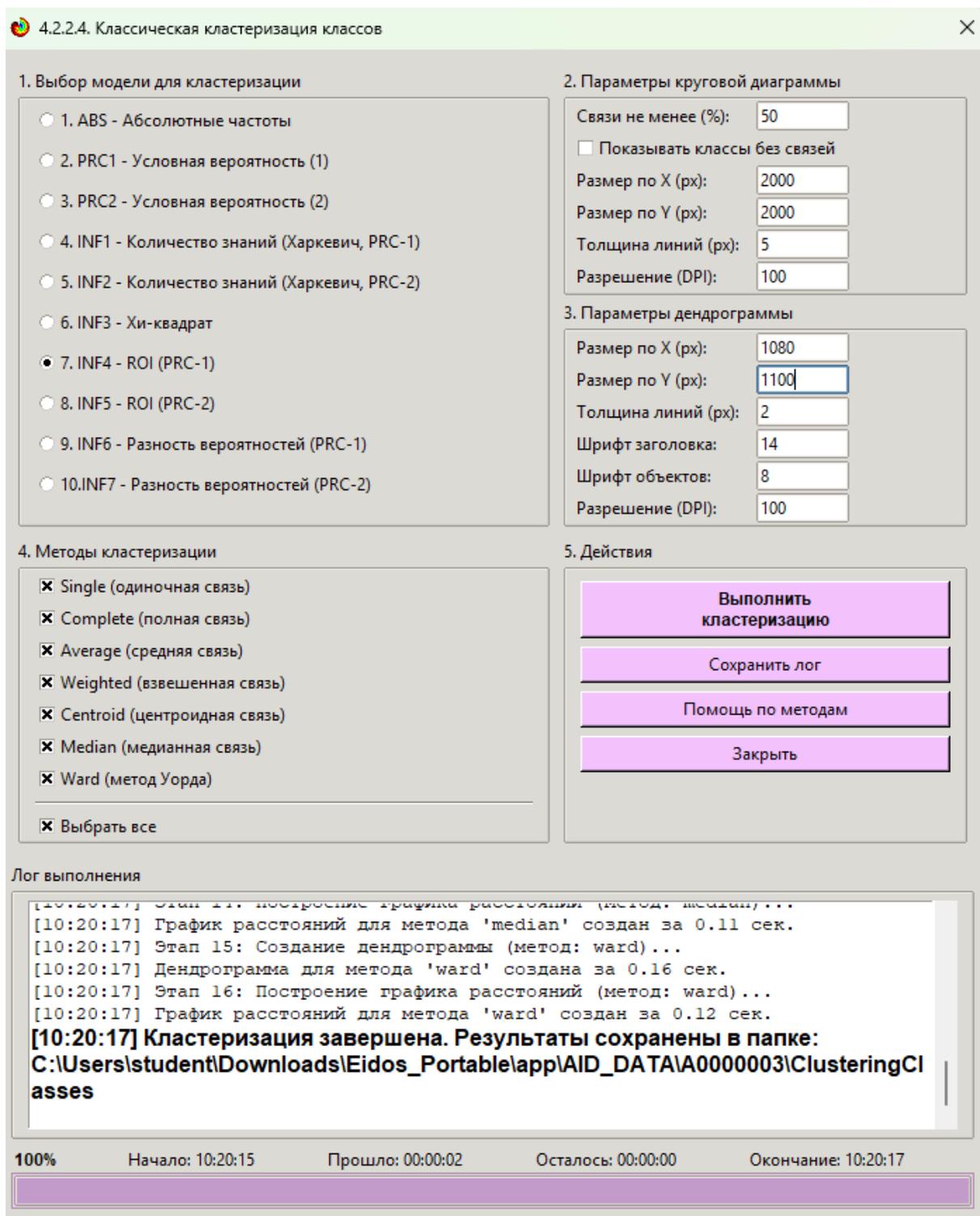


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 11 – Матрица сходства классов в СК-модели INF4 (полностью)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1		[1]-previous_sem_CGPA-[1]-1/5-{5.3000000, 5.9600000}	[1]-previous_sem_CGPA-[2]-2/5-{5.9600000, 6.6800000}	[1]-previous_sem_CGPA-[3]-3/5-{6.6800000, 7.4300000}	[1]-previous_sem_CGPA-[4]-4/5-{7.4300000, 8.2400000}	[1]-previous_sem_CGPA-[5]-5/5-{8.2400000, 9.5700000}	[2]-current_sem_CGPA-[6]-1/5-{5.5000000, 6.1600000}	[2]-current_sem_CGPA-[7]-2/5-{6.1600000, 6.8800000}	[2]-current_sem_CGPA-[8]-3/5-{6.8800000, 7.6300000}	[2]-current_sem_CGPA-[9]-4/5-{7.6300000, 8.4400000}	[2]-current_sem_CGPA-[10]-5/5-{8.4400000, 9.7700000}
2	[1]-previous_sem_CGPA-[1]-1/5-{5.3000000, 5.9600000}	1	0,486128	-0,42808	-0,5728	-0,47998	1	0,486128	-0,42808	-0,5728	-0,47998
3	[1]-previous_sem_CGPA-[2]-2/5-{5.9600000, 6.6800000}	0,486128	1	-0,30299	-0,5668	-0,51263	0,486128	1	-0,30299	-0,5668	-0,51263
4	[1]-previous_sem_CGPA-[3]-3/5-{6.6800000, 7.4300000}	-0,42808	-0,30299	1	0,002486	-0,2958	-0,42808	-0,30299	1	0,002486	-0,2958
5	[1]-previous_sem_CGPA-[4]-4/5-{7.4300000, 8.2400000}	-0,5728	-0,5668	0,002486	1	0,185138	-0,5728	-0,5668	0,002486	1	0,185138
6	[1]-previous_sem_CGPA-[5]-5/5-{8.2400000, 9.5700000}	-0,47998	-0,51263	-0,2958	0,185138	1	-0,47998	-0,51263	-0,2958	0,185138	1
7	[2]-current_sem_CGPA-[6]-1/5-{5.5000000, 6.1600000}	1	0,486128	-0,42808	-0,5728	-0,47998	1	0,486128	-0,42808	-0,5728	-0,47998
8	[2]-current_sem_CGPA-[7]-2/5-{6.1600000, 6.8800000}	0,486128	1	-0,30299	-0,5668	-0,51263	0,486128	1	-0,30299	-0,5668	-0,51263
9	[2]-current_sem_CGPA-[8]-3/5-{6.8800000, 7.6300000}	-0,42808	-0,30299	1	0,002486	-0,2958	-0,42808	-0,30299	1	0,002486	-0,2958
10	[2]-current_sem_CGPA-[9]-4/5-{7.6300000, 8.4400000}	-0,5728	-0,5668	0,002486	1	0,185138	-0,5728	-0,5668	0,002486	1	0,185138
11	[2]-current_sem_CGPA-[10]-5/5-{8.4400000, 9.7700000}	-0,47998	-0,51263	-0,2958	0,185138	1	-0,47998	-0,51263	-0,2958	0,185138	1

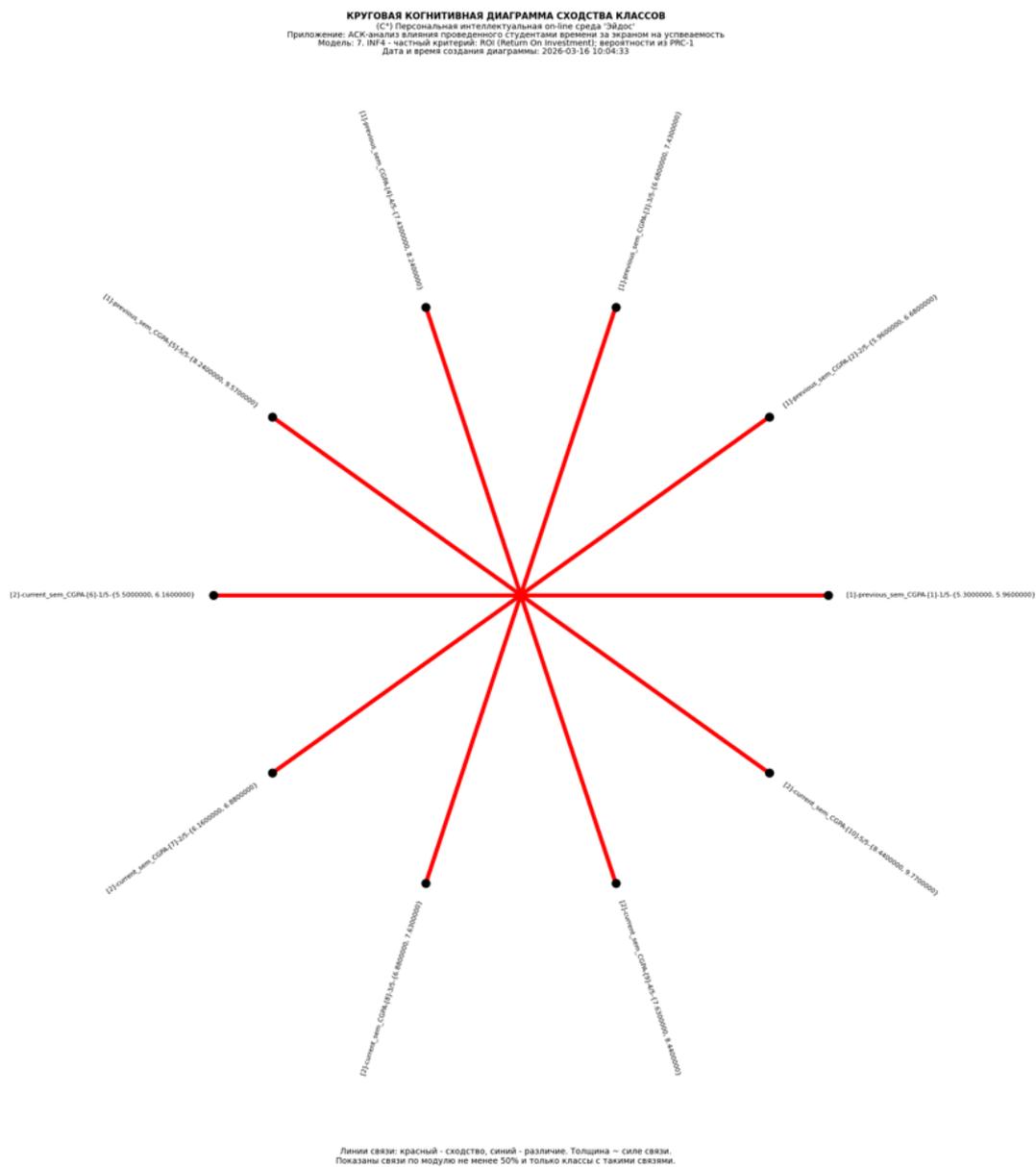


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (КЛАССЫ)

Приложение: АСК-анализ влияния проведенного студентами времени за экраном на успеваемость
Модель: 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1
Метод кластеризации: average

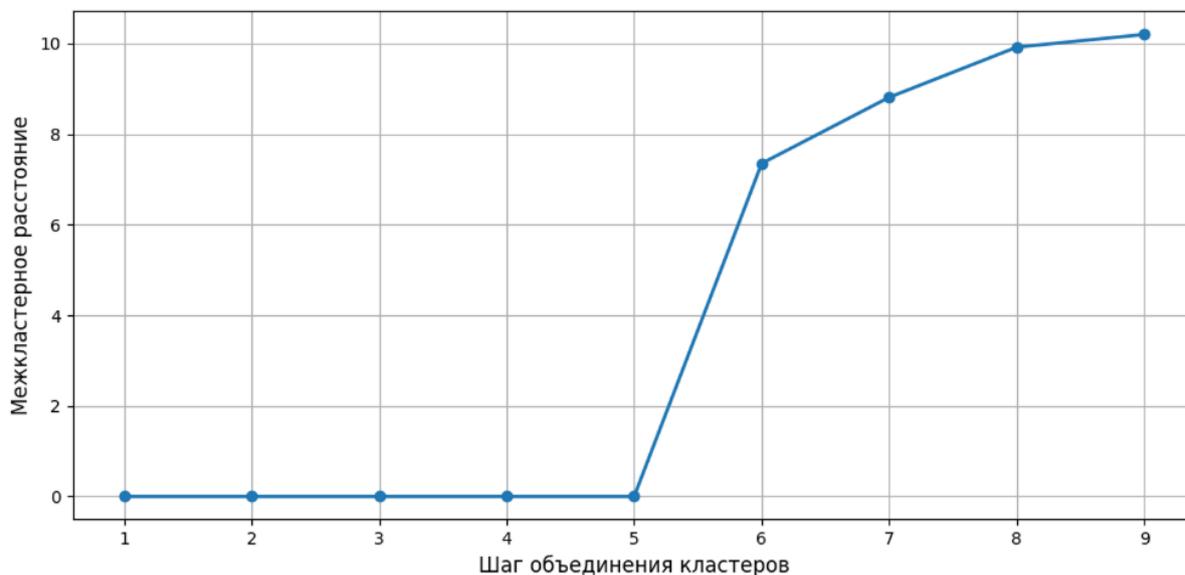


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

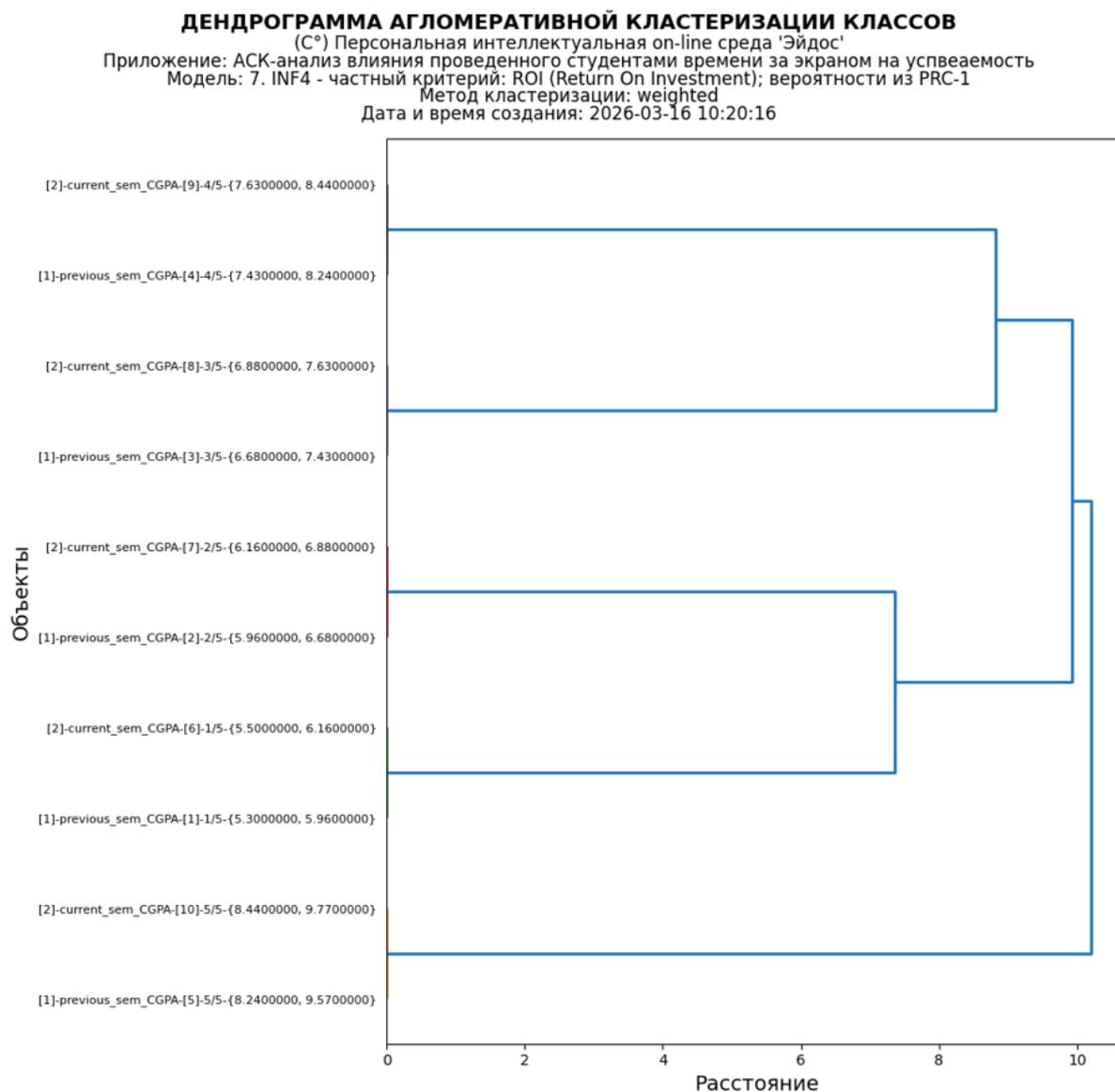


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

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

3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 27 представлены экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

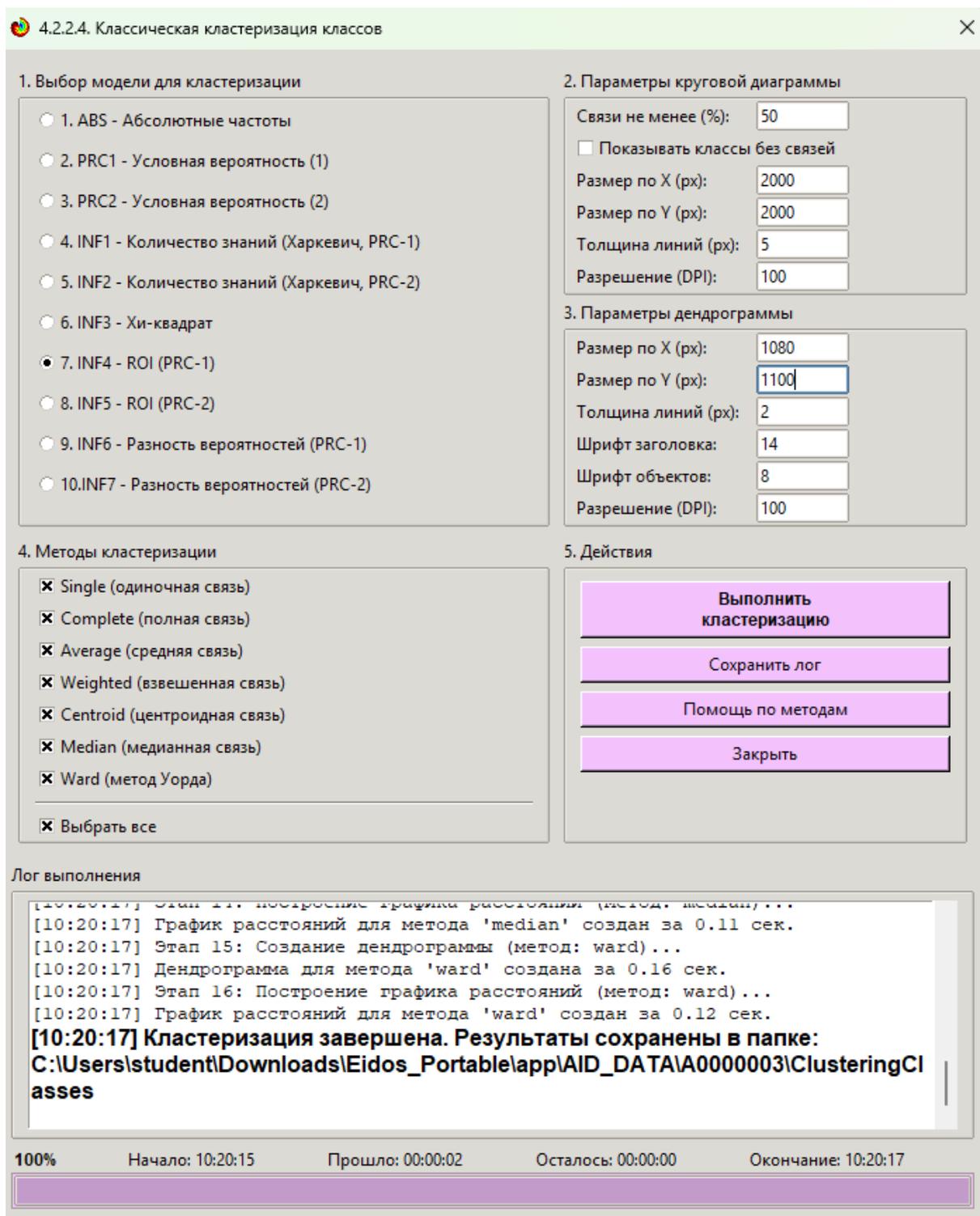
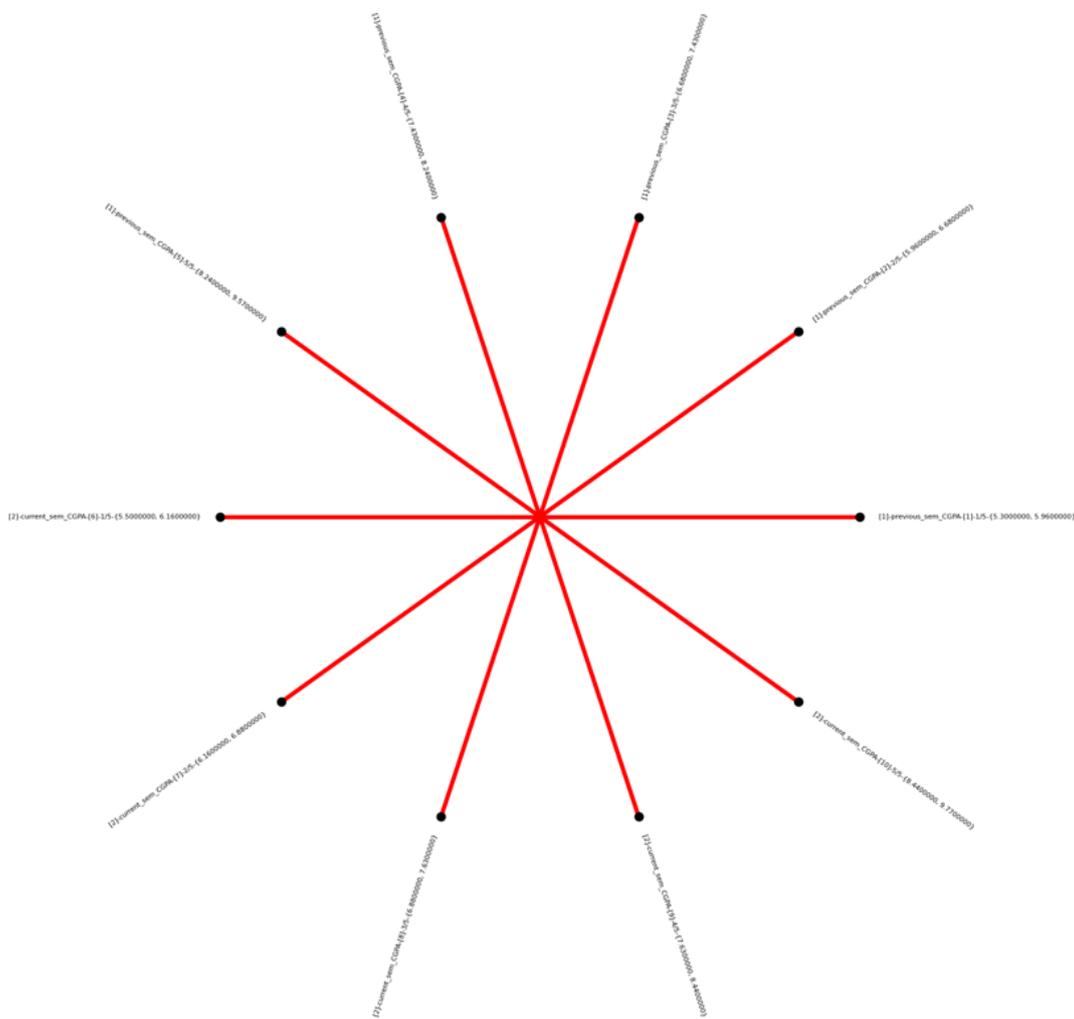


Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 12 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3 (фрагмент)

	(1) previous_sem_CGPA-[1]-1/5-{5.3000000, 5.9600000}	(1) previous_sem_CGPA-[2]-2/5-{5.9600000, 6.6800000}	(1) previous_sem_CGPA-[3]-3/5-{6.6800000, 7.4300000}	(1) previous_sem_CGPA-[4]-4/5-{7.4300000, 8.2400000}	(1) previous_sem_CGPA-[5]-5/5-{8.2400000, 9.5700000}	(2) current_sem_CGPA-[6]-1/5-{5.5000000, 6.1600000}	(2) current_sem_CGPA-[7]-2/5-{6.1600000, 6.8800000}	(2) current_sem_CGPA-[8]-3/5-{6.8800000, 7.6300000}	(2) current_sem_CGPA-[9]-4/5-{7.6300000, 8.4400000}	(2) current_sem_CGPA-[10]-5/5-{8.4400000, 9.7700000}
[1]-previous_sem_CGPA-[1]-1/5-{5.3000000, 5.9600000}	1	0,299562	-0,3351	-0,29446	-0,21203	1	0,299562	-0,3351	-0,29446	-0,21203
[1]-previous_sem_CGPA-[2]-2/5-{5.9600000, 6.6800000}	0,299562	1	-0,32364	-0,29748	-0,18612	0,299562	1	-0,32364	-0,29748	-0,18612
[1]-previous_sem_CGPA-[3]-3/5-{6.6800000, 7.4300000}	-0,3351	-0,32364	1	-0,03652	-0,18073	-0,3351	-0,32364	1	-0,03652	-0,18073
[1]-previous_sem_CGPA-[4]-4/5-{7.4300000, 8.2400000}	-0,29446	-0,29748	-0,03652	1	-0,00214	-0,29446	-0,29748	-0,03652	1	-0,00214
[1]-previous_sem_CGPA-[5]-5/5-{8.2400000, 9.5700000}	-0,21203	-0,18612	-0,18073	-0,00214	1	-0,21203	-0,18612	-0,18073	-0,00214	1
[2]-current_sem_CGPA-[6]-1/5-{5.5000000, 6.1600000}	1	0,299562	-0,3351	-0,29446	-0,21203	1	0,299562	-0,3351	-0,29446	-0,21203
[2]-current_sem_CGPA-[7]-2/5-{6.1600000, 6.8800000}	0,299562	1	-0,32364	-0,29748	-0,18612	0,299562	1	-0,32364	-0,29748	-0,18612
[2]-current_sem_CGPA-[8]-3/5-{6.8800000, 7.6300000}	-0,3351	-0,32364	1	-0,03652	-0,18073	-0,3351	-0,32364	1	-0,03652	-0,18073
[2]-current_sem_CGPA-[9]-4/5-{7.6300000, 8.4400000}	-0,29446	-0,29748	-0,03652	1	-0,00214	-0,29446	-0,29748	-0,03652	1	-0,00214
[2]-current_sem_CGPA-[10]-5/5-{8.4400000, 9.7700000}	-0,21203	-0,18612	-0,18073	-0,00214	1	-0,21203	-0,18612	-0,18073	-0,00214	1

КРУГОВАЯ КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СХОДСТВА КЛАССОВ
 (С*) Персональная интеллектуальная on-line среда "Эйдос"
 Приложение: АСК анализ влияния проведенного студентами времени за экзаменом на успеваемость
 Модель: 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из РРС-1
 Дата и время создания диаграммы: 2026-03-16 10:04:33



Линии связи: красный - сходство, синий - различие. Толщина - сила связи.
 Показаны связи по модулю не менее 50% и только классы с такими связями.

Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF4 (режим 4.3.2.2)

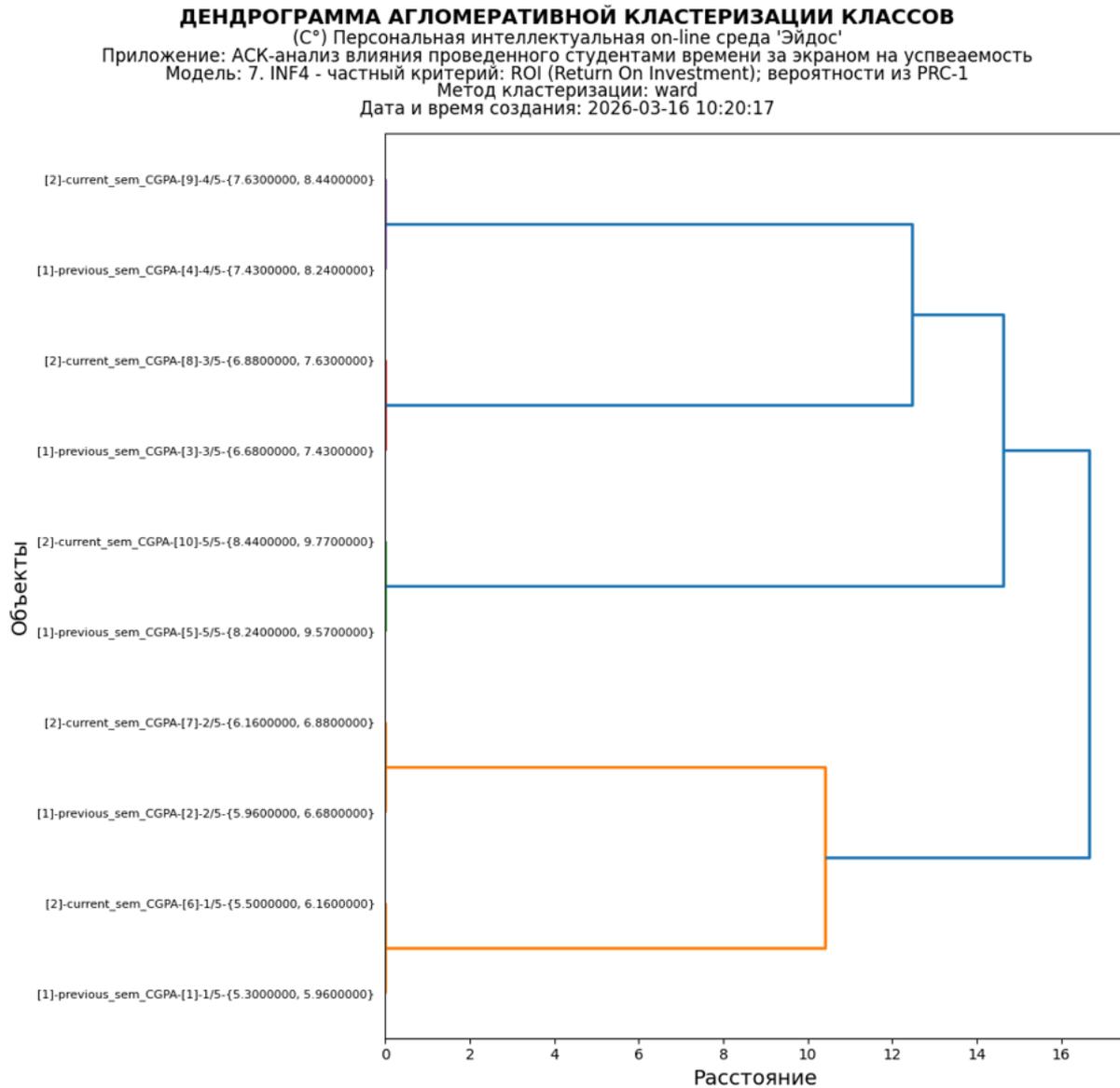


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (КЛАССЫ)

Приложение: АСК-анализ влияния проведенного студентами времени за экраном на успеваемость
 Модель: 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1
 Метод кластеризации: complete

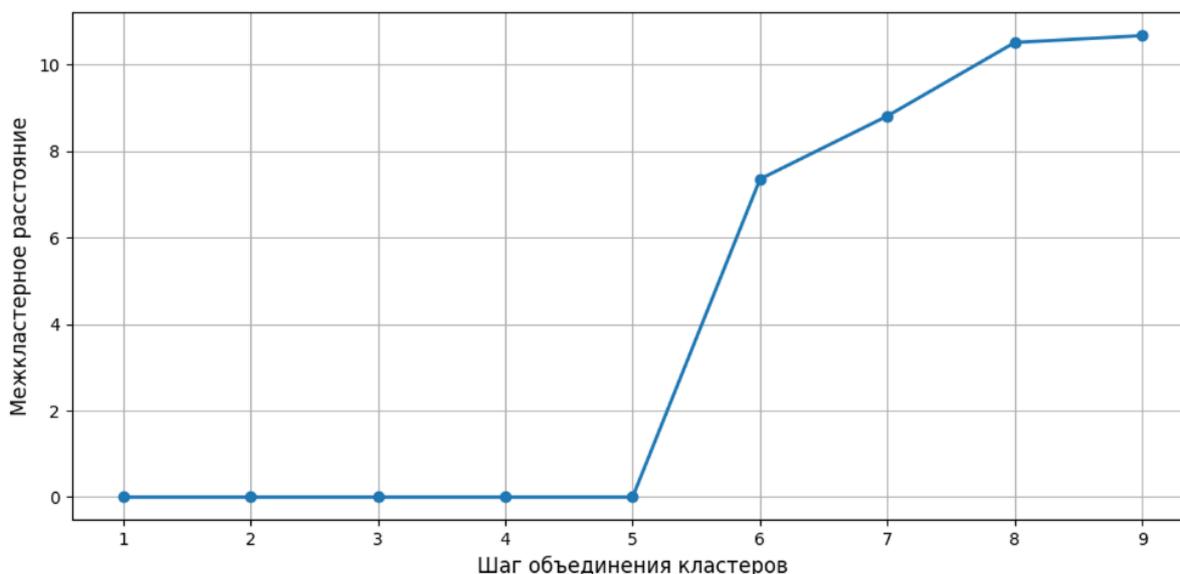


Рисунок 30. График зависимости межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Модель знаний системы «Эйдос» относится к нечетким декларативным гибридным моделям и объединяет в себе некоторые положительные особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний.

Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам).

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. *Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность.* Это является очень важным свойством моделей системы «Эйдос», существенно облегчающим и упрощающим программную реализацию и быстрое действие системы.

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

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически

обоснованной модели, основанной на **теории информации** (это напоминает байесовские сети);

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

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

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

3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

4.4.10. Графическое отображение нелокальных нейронов в системе «Эйдос»

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[1]-1/5-[5.3000000, 5.9600000]
2	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[2]-2/5-[5.9600000, 6.6800000]
3	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[3]-3/5-[6.6800000, 7.4300000]
4	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[4]-4/5-[7.4300000, 8.2400000]
5	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[5]-5/5-[8.2400000, 9.5700000]
6	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[6]-1/5-[5.5000000, 6.1600000]
7	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[7]-2/5-[6.1600000, 6.8800000]
8	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[8]-3/5-[6.8800000, 7.6300000]
9	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[9]-4/5-[7.6300000, 8.4400000]
10	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[10]-5/5-[8.4400000, 9.7700000]

Подготовка визуализации нейрона: 1 "[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[1]-1/5-[5.3000000, 5.9600000]" в модели: 6 "INF3"

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
33	[8] attendance_percentage -> [33] 1/5-[55.000000, 61.000000]	86.0985
38	[9] offline_study_hours -> [38] 1/5-[1.8000000, 2.1000000]	77.1370
28	[7] sleep_hours -> [28] 1/5-[5.0000000, 5.8000000]	43.0985
18	[5] online_study_hours -> [18] 1/5-[0.1000000, 1.1000000]	36.2933
16	[4] social_media_hours -> [16] 4/5-[3.1000000, 3.6000000]	35.5010
12	[3] daily_screen_time_hours -> [12] 5/5-[9.0000000, 10.0000000]	35.4882
26	[6] gaming_hours -> [26] 4/5-[1.6000000, 1.8000000]	34.6873
11	[3] daily_screen_time_hours -> [11] 4/5-[7.8000000, 9.0000000]	31.4925
17	[4] social_media_hours -> [17] 5/5-[3.6000000, 4.0000000]	31.4796
27	[6] gaming_hours -> [27] 5/5-[1.8000000, 2.0000000]	26.6659
19	[5] online_study_hours -> [19] 2/5-[1.1000000, 2.2000000]	25.6916

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
24	[9] gaming_hours -> [24] 2/5-[1.0000000, 1.3000000]	-25.2913
41	[9] offline_study_hours -> [41] 4/5-[2.5000000, 2.8000000]	-24.0964
13	[4] social_media_hours -> [13] 1/5-[1.6000000, 2.1000000]	-23.6981
35	[8] attendance_percentage -> [35] 3/5-[68.0000000, 76.0000000]	-23.2998
9	[3] daily_screen_time_hours -> [9] 2/5-[5.2000000, 6.5000000]	-22.7024
10	[3] daily_screen_time_hours -> [10] 3/5-[6.5000000, 7.8000000]	-22.3041
21	[5] online_study_hours -> [21] 4/5-[3.5000000, 4.8000000]	-21.9058
36	[8] attendance_percentage -> [36] 4/5-[76.0000000, 84.0000000]	-21.9058
8	[3] daily_screen_time_hours -> [8] 1/5-[4.0000000, 5.2000000]	-21.7067
23	[6] gaming_hours -> [23] 1/5-[0.8000000, 1.0000000]	-21.7067
20	[5] online_study_hours -> [20] 3/5-[2.2000000, 3.5000000]	-21.5075

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

Помощь ABS PRC1 PRC2 INF1 INF2 INF3 INF4 INF5 INF6 INF7

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

Сортировать рецепторы: по информативности по модулю информативности

Отображать рецепторы: с наименованиями только с кодами

Размер изображения: по оси X: 1536 по оси Y: 864

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

Размер шрифта в таблицах данной формы: 9

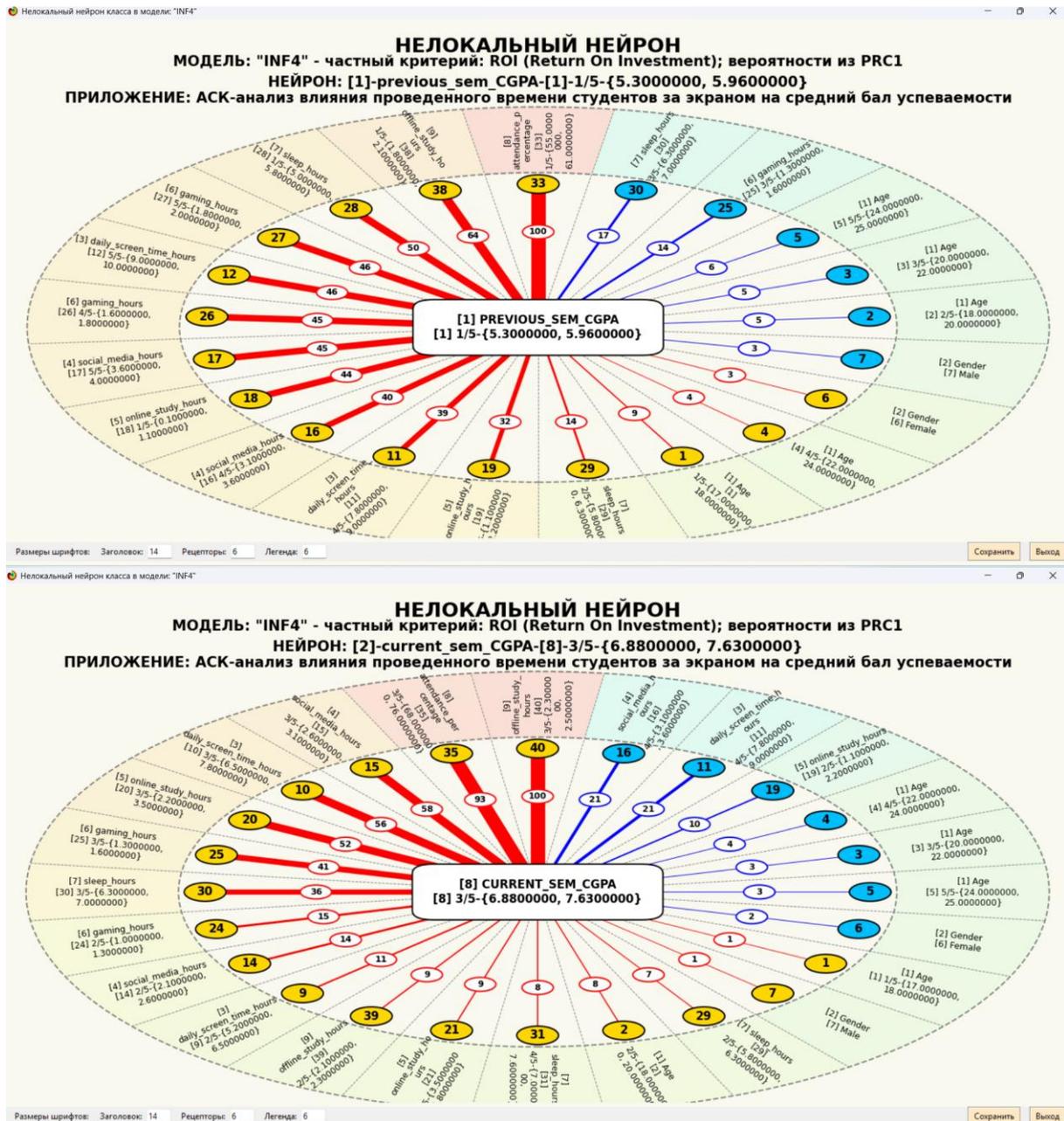


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

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.

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 24) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 28) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 32) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 33).

3.8.6.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[1]-1/5-(5.3000000, 5.9600000)
2	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[2]-2/5-(5.9600000, 6.6800000)
3	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[3]-3/5-(6.6800000, 7.4300000)
4	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[4]-4/5-(7.4300000, 8.2400000)
5	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[5]-5/5-(8.2400000, 9.5700000)
6	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[6]-1/5-(5.5000000, 6.1600000)
7	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[7]-2/5-(6.1600000, 6.8800000)
8	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[8]-3/5-(6.8800000, 7.6300000)
9	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[9]-4/5-(7.6300000, 8.4400000)
10	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[10]-5/5-(8.4400000, 9.7700000)

Подготовка визуализации нейрона: 1 "[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[1]-1/5-(5.3000000, 5.9600000)" в модели: "INF4"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния
33	[8] attendance_percentage -> [33] 1/5-(5.0000000, 61.0000000)	3.7595
38	[9] offline_study_hours -> [38] 1/5-(1.8000000, 2.1000000)	2.4209
28	[7] sleep_hours -> [28] 1/5-(5.0000000, 5.8000000)	1.8819
27	[6] gaming_hours -> [27] 5/5-(1.8000000, 2.0000000)	1.7390
12	[3] daily_screen_time_hours -> [12] 5/5-(9.0000000, 10.0000000)	1.7301
26	[6] gaming_hours -> [26] 4/5-(1.6000000, 1.8000000)	1.7077
17	[4] social_media_hours -> [17] 5/5-(3.6000000, 4.0000000)	1.6997
18	[5] online_study_hours -> [18] 1/5-(0.1000000, 1.1000000)	1.6720
16	[4] social_media_hours -> [16] 4/5-(3.1000000, 3.6000000)	1.5107
11	[3] daily_screen_time_hours -> [11] 4/5-(7.8000000, 9.0000000)	1.4643
19	[5] online_study_hours -> [19] 2/5-(1.1000000, 2.2000000)	1.2057
29	[7] sleep_hours -> [29] 2/5-(5.8000000, 6.3000000)	0.5417

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния
30	[7] sleep_hours -> [30] 3/5-(6.3000000, 7.0000000)	-0.6314
25	[6] gaming_hours -> [25] 3/5-(1.3000000, 1.6000000)	-0.5400
5	[1] Age -> [5] 5/5-(24.0000000, 25.0000000)	-0.2071
3	[1] Age -> [3] 3/5-(20.0000000, 22.0000000)	-0.2029
2	[1] Age -> [2] 2/5-(18.0000000, 20.0000000)	-0.1845
7	[2] Gender -> [7] Male	-0.1046

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

Помощь ABS PRC1 PRC2 INF1 INF2 INF3 INF4 INF5 INF6 INF7

Визуализация нейросети

Параметры визуализации нейросети:

МАХ нейронов: 16	Диапазон кодов нейронов: 1 10	Размеры: по X: 1920	Размер шрифта графической формы: Заголовков: 14 Услов: 8 Легенда: 7
МАХ рецепторов: 16	Диапазон кодов рецепторов: 1 42	по Y: 1080	Размер шрифта в таблицах данной формы: 9
МАХ связей: 1000	Интенсивность >= % от макс.: 0.0		

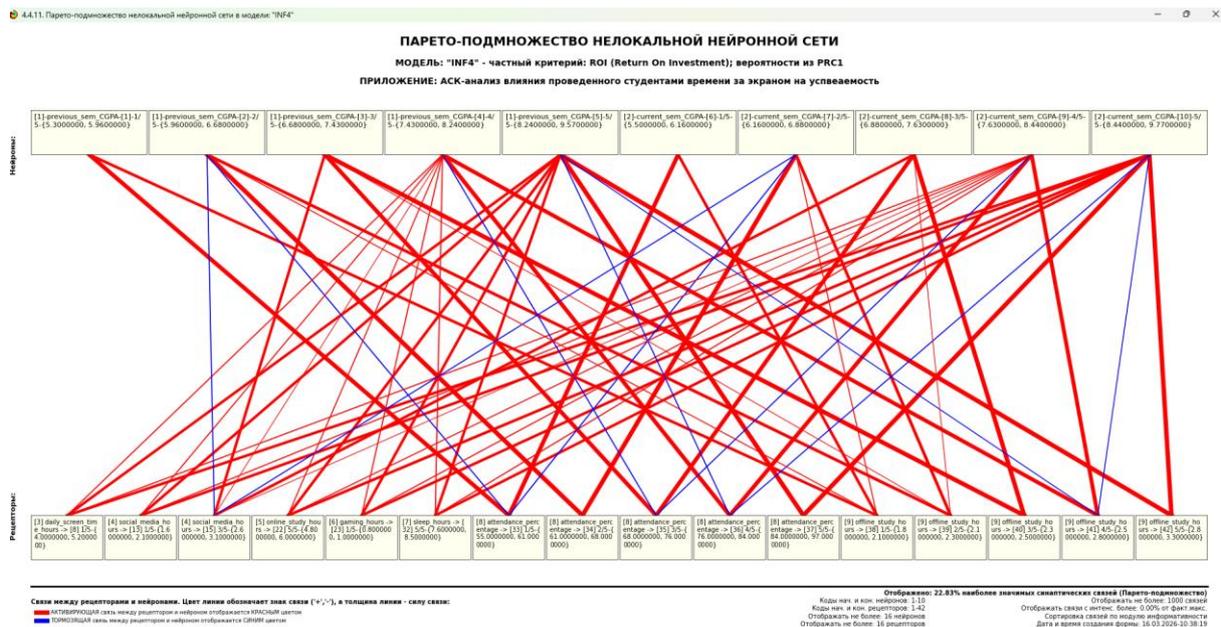


Рисунок 32. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.11)

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 Поля [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

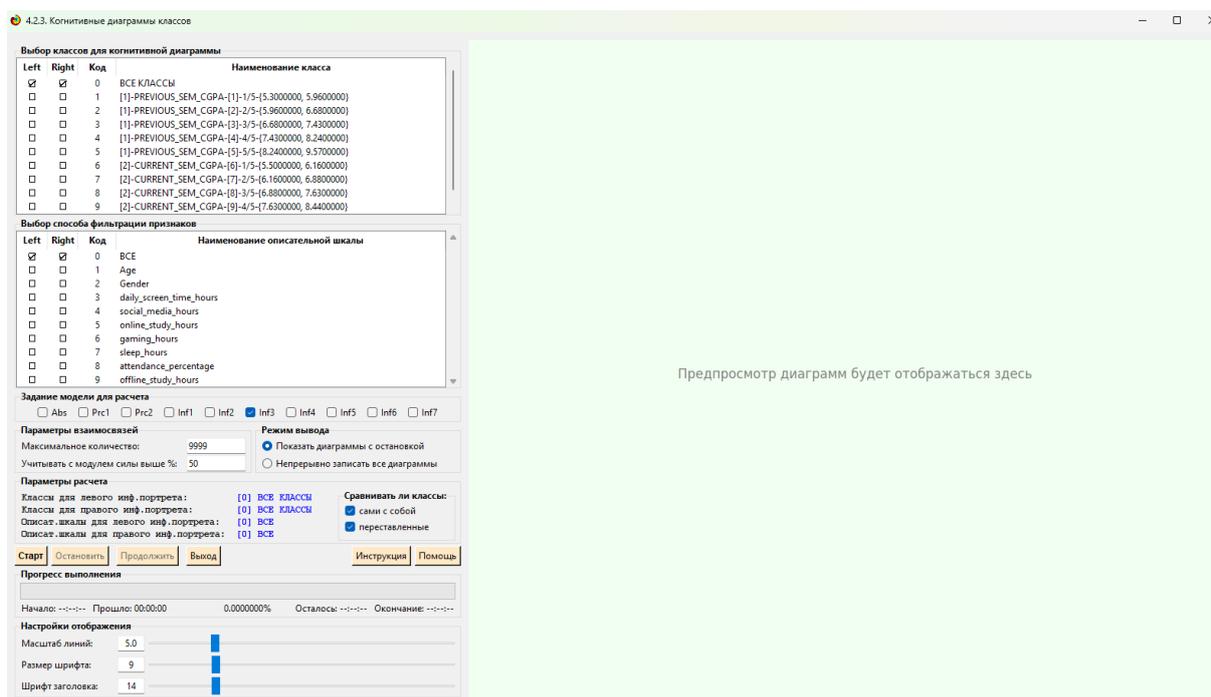
¹¹ https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

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

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 9 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 3 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается $3^2=9$ подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №393 и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.



**КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 7. Inf4 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc1
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ влияния проведенного студентами времени за экраном на успеваемость**

Сходство/различие классов: 29.956%

Кл.шкала: [2] current_sem_CGPA

Класс: [6] 1/5-{5.5000000, 6.1600000}

Кл.шкала: [2] current_sem_CGPA

Класс: [7] 2/5-{6.1600000, 6.8800000}



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: || - Сила влияния (информативность); |p| - Информативность в % от теоретически-максимальной; |c| - Информативность в стандартизированных величинах.
Форма создана: 16.03.2026-09:06:53

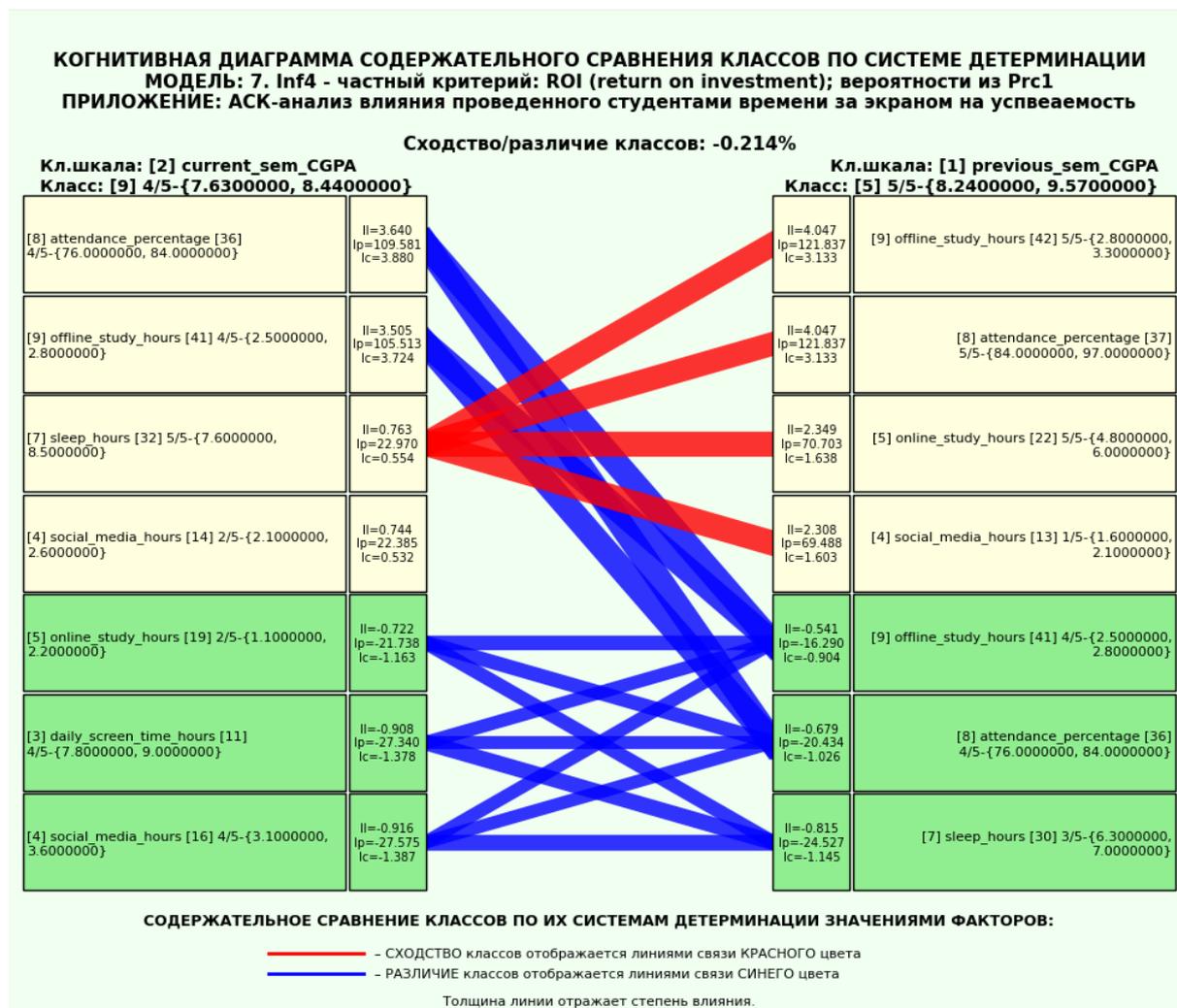


Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

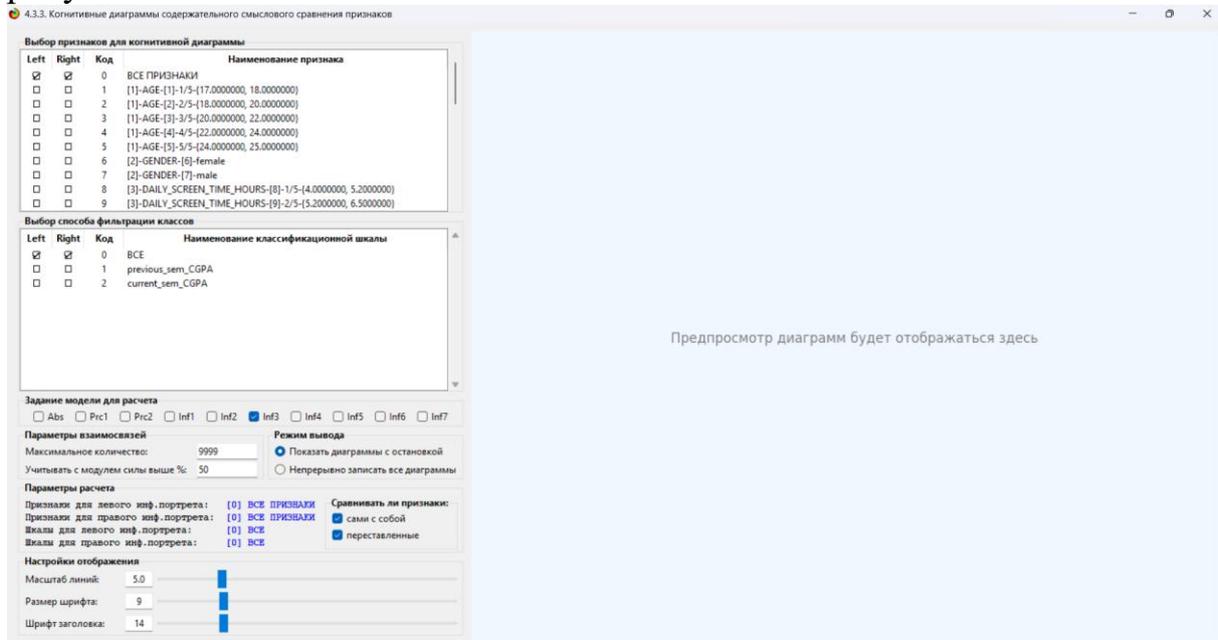
Напомним, что смысл событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

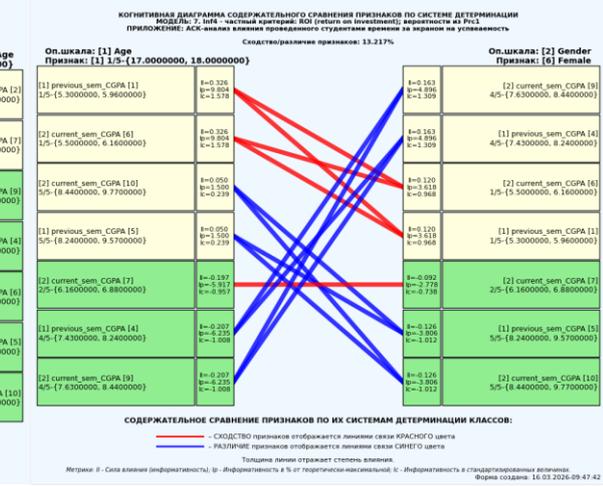
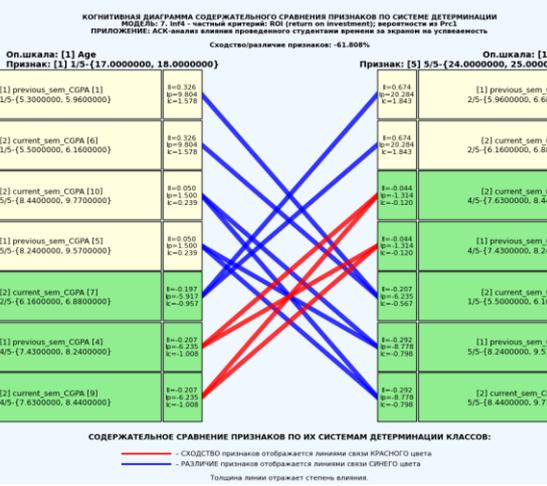
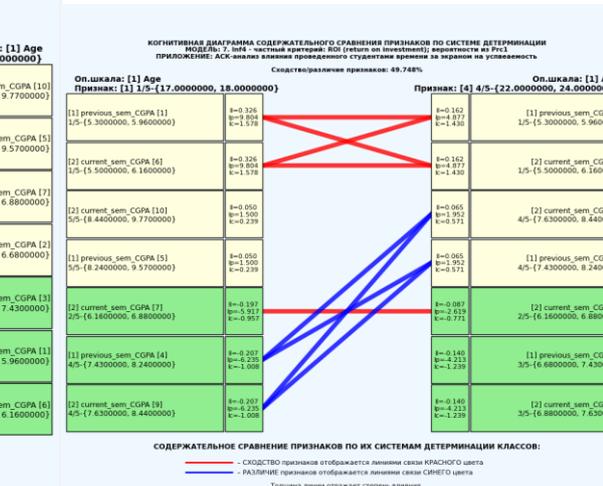
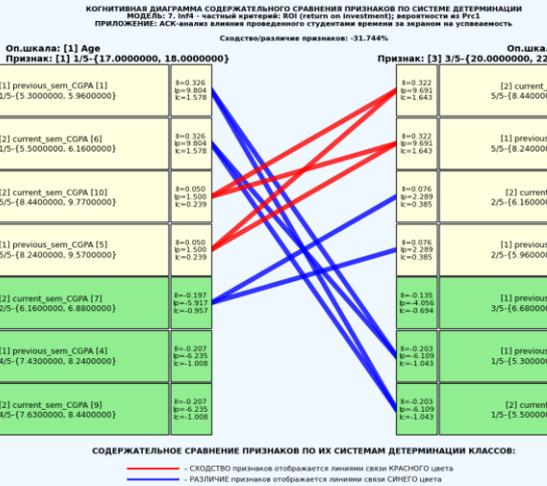
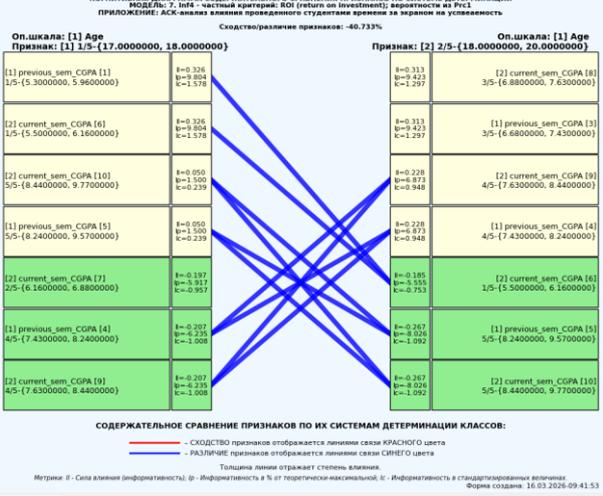
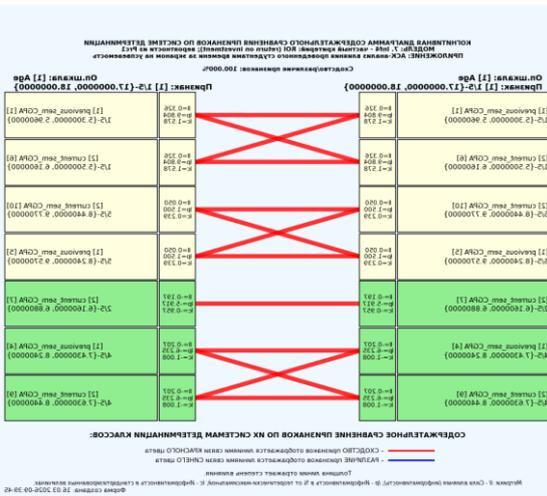
Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно содержательно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

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

3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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





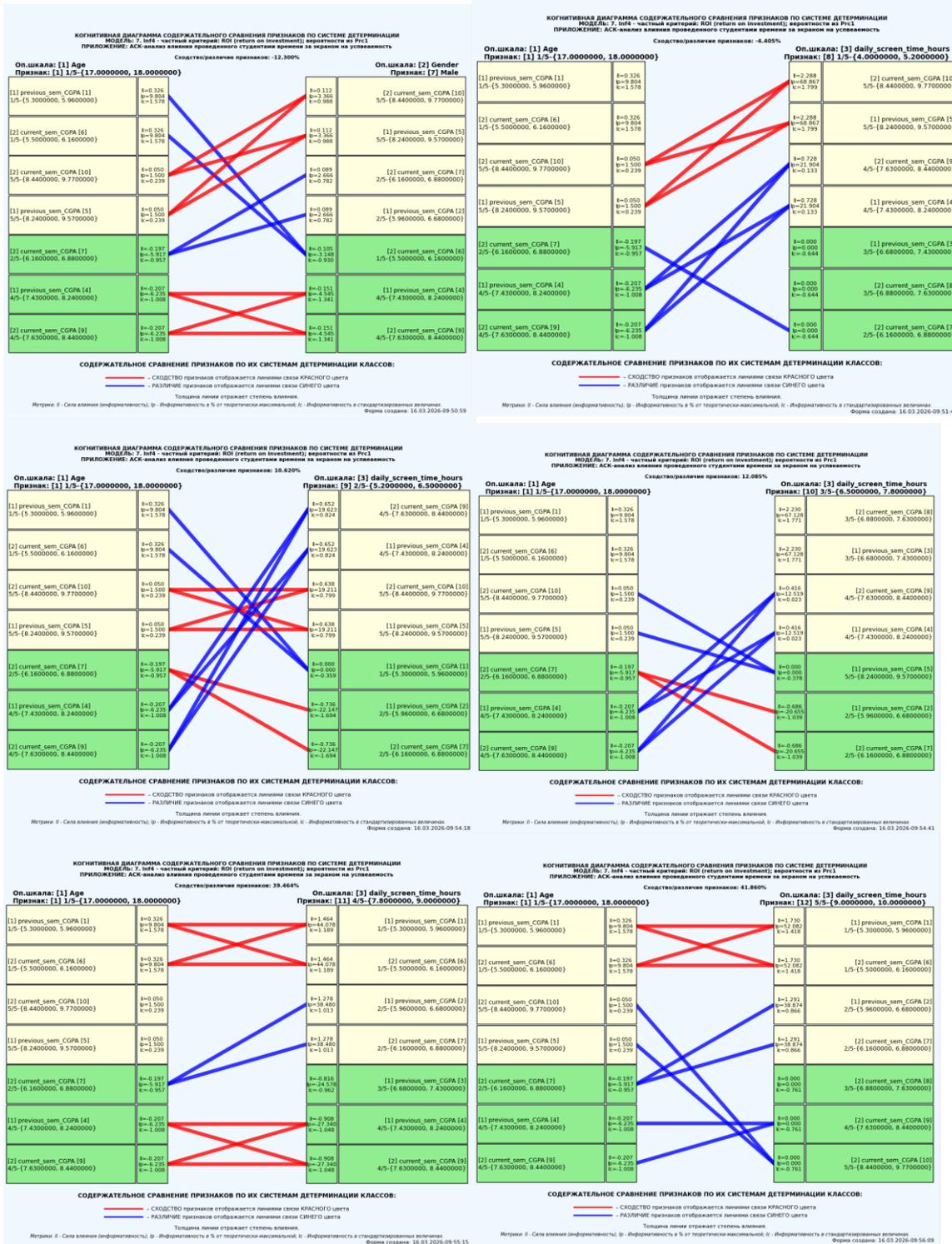


Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состоянии, соответствующие классам в СК-модели INF4

Всего системой в данной модели генерируется $9^2=81$ подобных диаграмм содержательного сравнения значений факторов по их смыслу, т.е. по влиянию на объект моделирования. В данной работе все они приводятся. Пользователь при желании всегда может скачать и установить систему

«Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №393 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

3.8.9. Когнитивные функции

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это *феноменологические* модели, отражающие *эмпирические* закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают *механизма детерминации*, а только сам факт и характер детерминации [17, 23, 24]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [24].

3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

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

Задать модели для генерации:

Статистические базы:

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

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

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

Задать виды когнитивных функций:

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

Задать дополнительные параметры:

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

Метод сглаживания линий

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

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

Задать количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задать паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

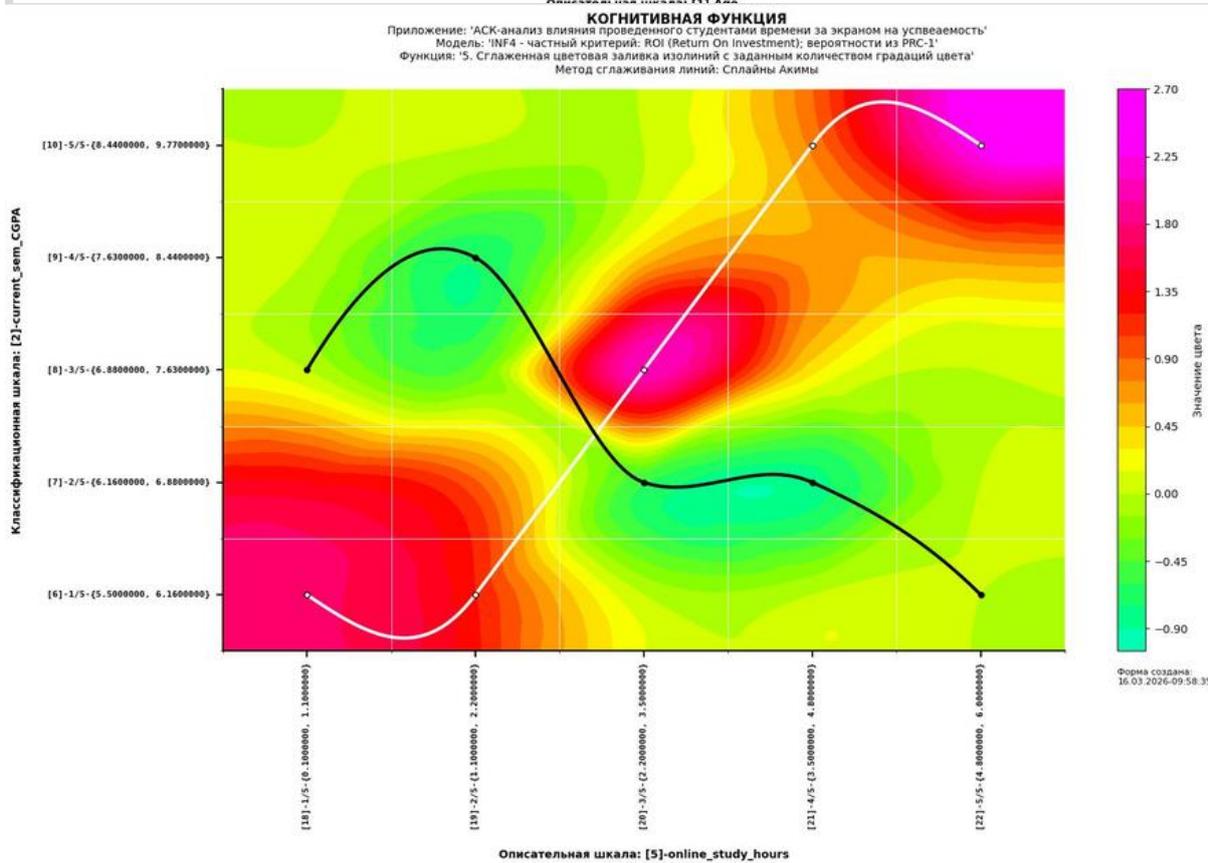
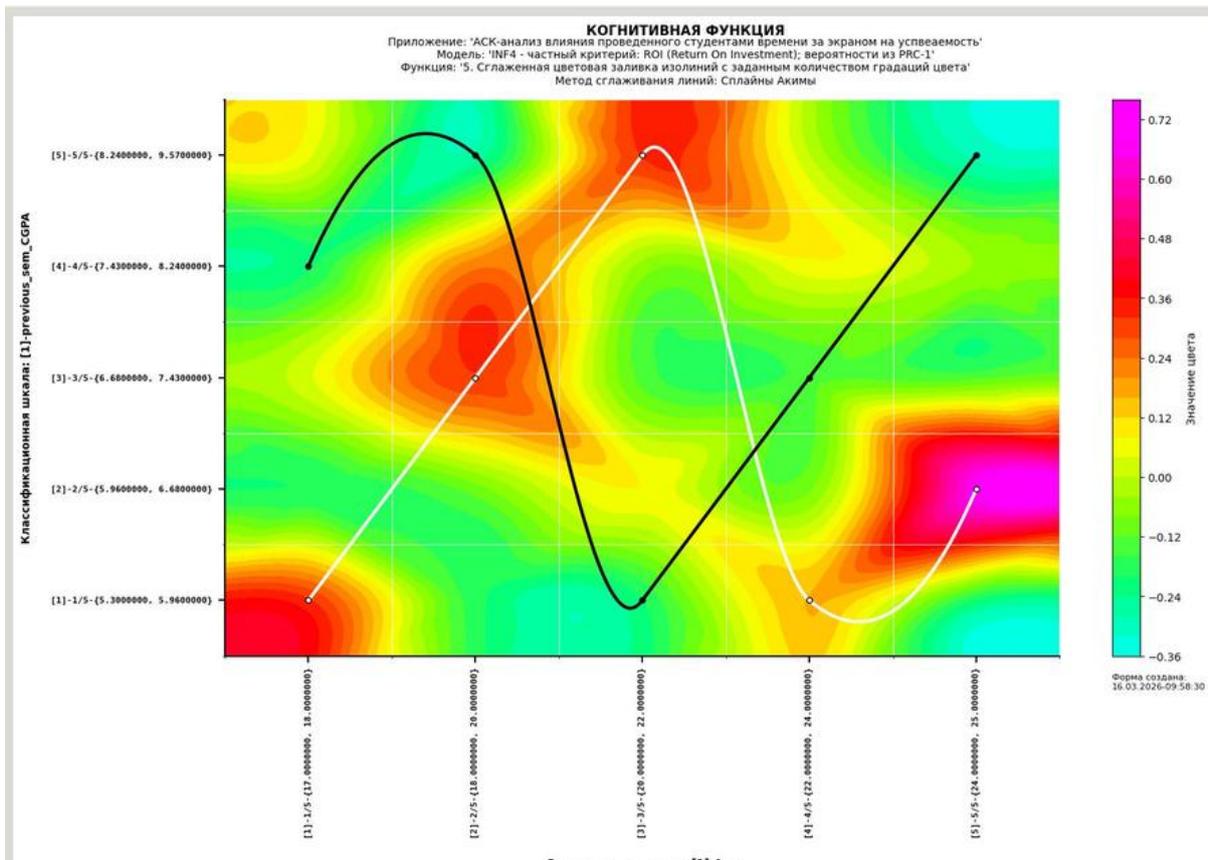
Задать размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

Задать яркость цветовой палитры (0.5-2.0):

Начало: ---:---:--- Прошло: 00:00:00 Осталось: ---:---:--- Окончание: ---:---:---

КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
 Приложение: "АСК-анализ влияния проведенного студентами времени за экраном на успеваемость"
 Модель: "INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1"
 Функция: "5. Сглаженная цветочная заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета"
 Метод сглаживания линий: Слайны Акимы

Форма создана: 16.03.2026-09:58:31



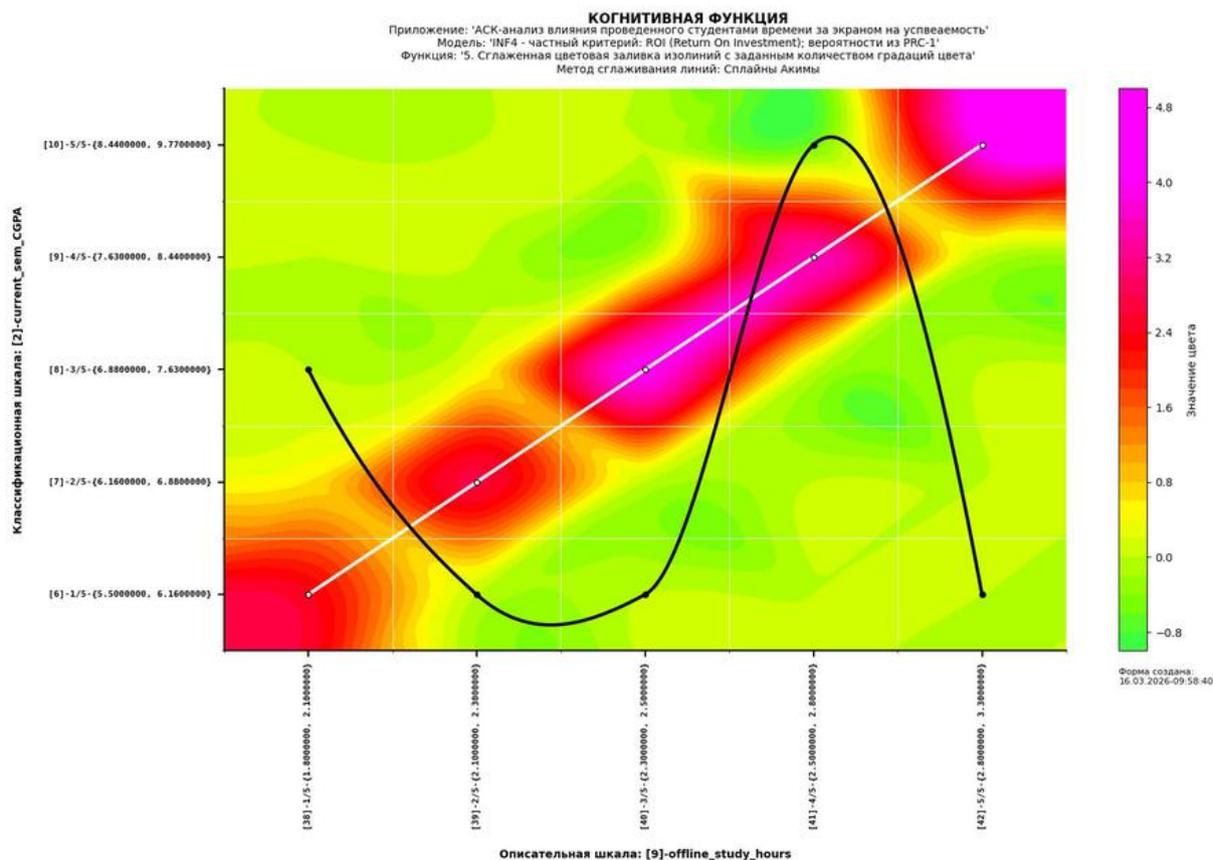


Рисунок 35. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3

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):

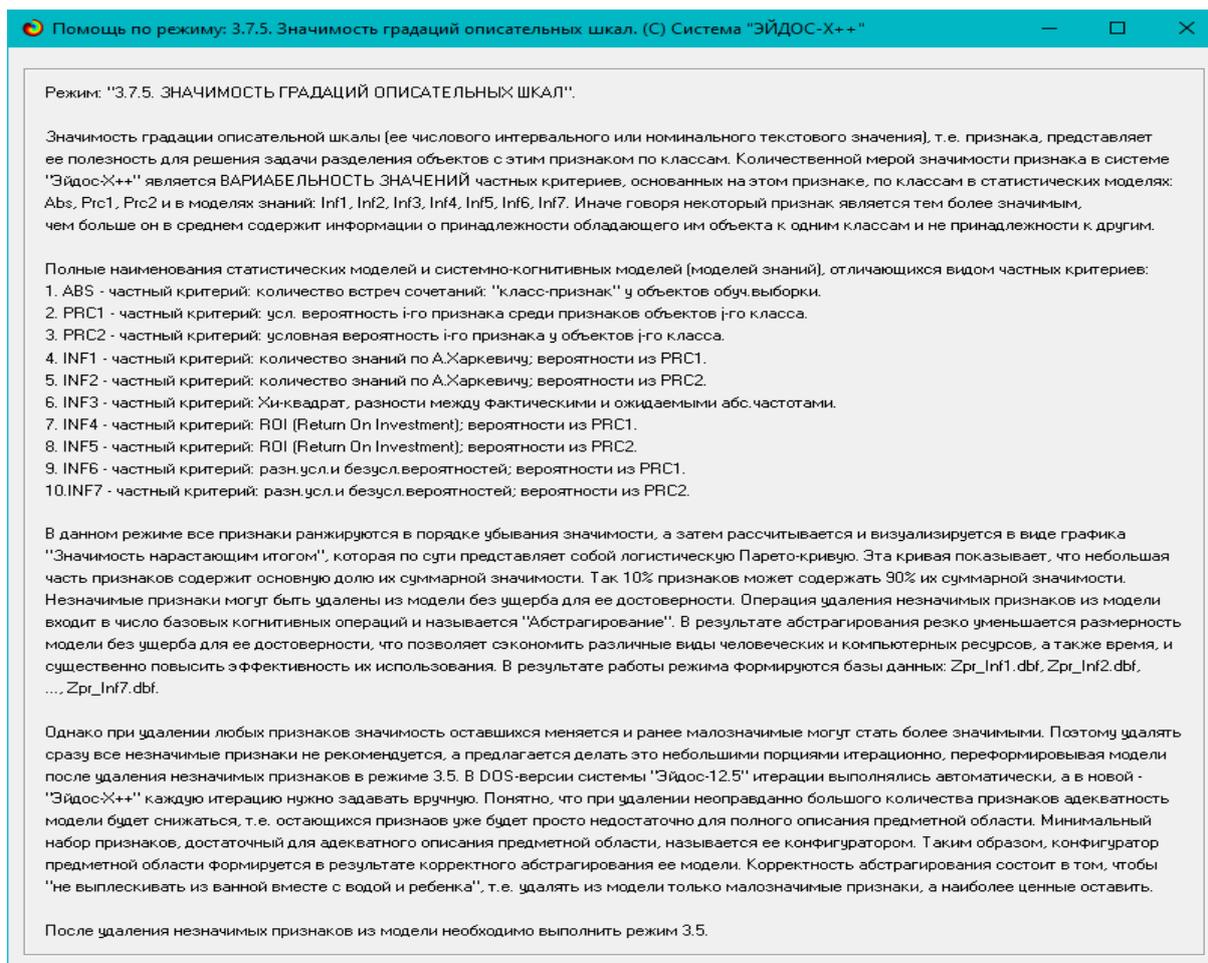


Рисунок 36. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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

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

3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

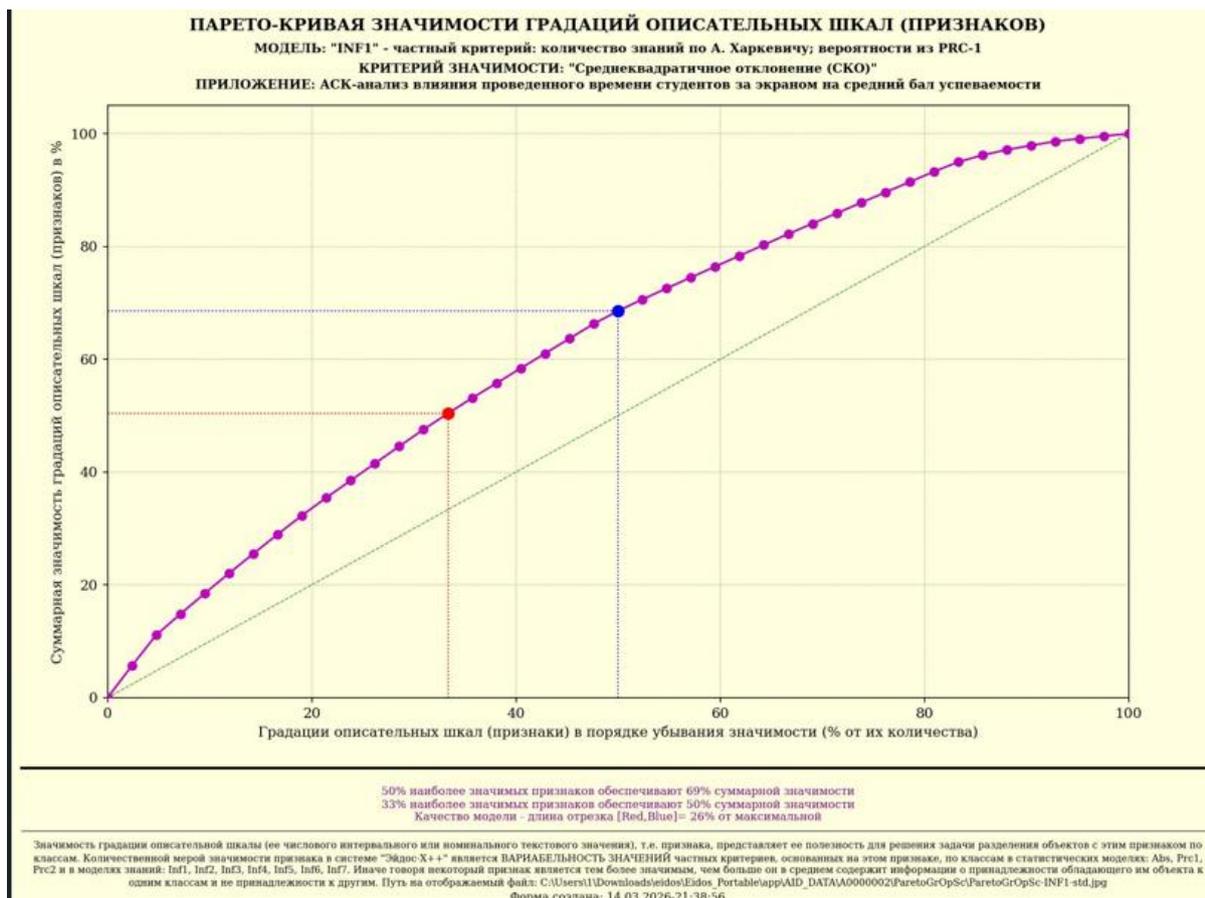


Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1

Из рисунка 38 видно, что 43% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 58% суммарного влияния. На рисунке 39 система «Эйдос» привела рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей. Кроме того на этом рисунке приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях.

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

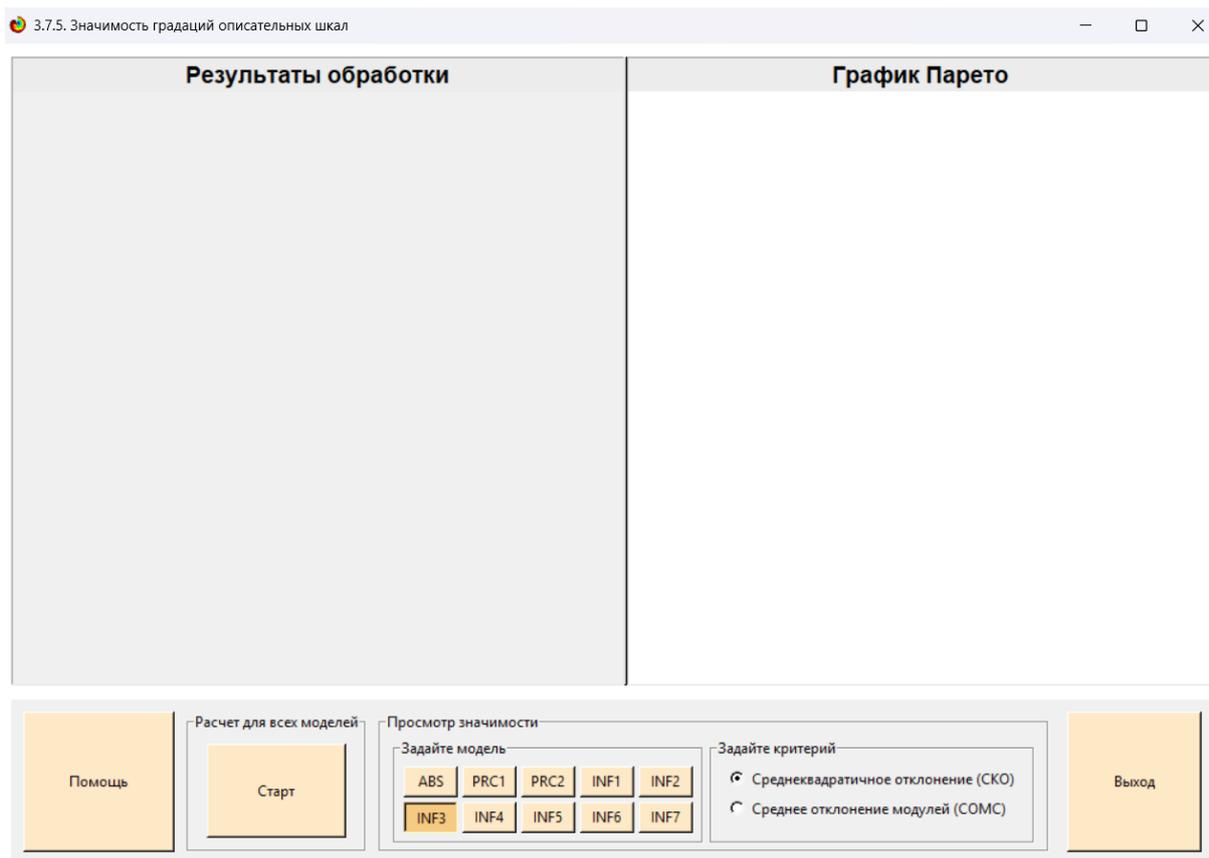


Рисунок 38. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей и имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в этих моделях

Таблица 13 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1

Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в Системно-когнитивной модели INF3, критерий значимости: Среднеквадратичное отклонение (СКО)						
№	№%	Код значения фактора	Наименование фактора и его значения	Код фактора	Значимость, (%)	Значимость кумулятивно, (%)
1	2.381	38	offline_study_hours - 1/5-{1.8000000, 2.1000000}	9	4.315	4.315
2	4.762	35	attendance_percentage - 3/5-{68.0000000, 76.0000000}	8	4.305	8.621
3	7.143	33	attendance_percentage - 1/5-{55.0000000, 61.0000000}	8	4.290	12.910
4	9.524	41	offline_study_hours - 4/5-{2.5000000, 2.8000000}	9	4.279	17.190
5	11.905	34	attendance_percentage - 2/5-{61.0000000, 68.0000000}	8	4.104	21.293
6	14.286	36	attendance_percentage - 4/5-{76.0000000, 84.0000000}	8	4.029	25.322
7	16.667	37	attendance_percentage - 5/5-{84.0000000, 97.0000000}	8	4.029	29.351
8	19.048	42	offline_study_hours - 5/5-{2.8000000, 3.3000000}	9	3.869	33.221
9	21.429	40	offline_study_hours - 3/5-{2.3000000, 2.5000000}	9	3.494	36.715
10	23.810	13	social_media_hours - 1/5-{1.6000000, 2.1000000}	4	3.131	39.846
11	26.190	28	sleep_hours - 1/5-{5.0000000, 5.8000000}	7	2.861	42.707
12	28.571	8	daily_screen_time_hours - 1/5-{4.0000000, 5.2000000}	3	2.857	45.564
13	30.952	23	gaming_hours - 1/5-{0.8000000, 1.0000000}	6	2.857	48.421
14	33.333	10	daily_screen_time_hours - 3/5-{6.5000000, 7.8000000}	3	2.762	51.182
15	35.714	22	online_study_hours - 5/5-{4.8000000, 6.0000000}	5	2.756	53.939
16	38.095	32	sleep_hours - 5/5-{7.6000000, 8.5000000}	7	2.709	56.648
17	40.476	15	social_media_hours - 3/5-{2.6000000, 3.1000000}	4	2.708	59.355
18	42.857	18	online_study_hours - 1/5-{0.1000000, 1.1000000}	5	2.673	62.029
19	45.238	16	social_media_hours - 4/5-{3.1000000, 3.6000000}	4	2.649	64.678
20	47.619	12	daily_screen_time_hours - 5/5-{9.0000000, 10.0000000}	3	2.533	67.211
21	50.000	20	online_study_hours - 3/5-{2.2000000, 3.5000000}	5	2.527	69.738
22	52.381	26	gaming_hours - 4/5-{1.6000000, 1.8000000}	6	2.506	72.243
23	54.762	11	daily_screen_time_hours - 4/5-{7.8000000, 9.0000000}	3	2.402	74.645
24	57.143	25	gaming_hours - 3/5-{1.3000000, 1.6000000}	6	2.319	76.964
25	59.524	17	social_media_hours - 5/5-{3.6000000, 4.0000000}	4	2.284	79.248
26	61.905	39	offline_study_hours - 2/5-{2.1000000, 2.3000000}	9	2.256	81.503
27	64.286	19	online_study_hours - 2/5-{1.1000000, 2.2000000}	5	1.895	83.399
28	66.667	27	gaming_hours - 5/5-{1.8000000, 2.0000000}	6	1.895	85.293
29	69.048	24	gaming_hours - 2/5-{1.0000000, 1.3000000}	6	1.829	87.122
30	71.429	30	sleep_hours - 3/5-{6.3000000, 7.0000000}	7	1.717	88.839
31	73.810	21	online_study_hours - 4/5-{3.5000000, 4.8000000}	5	1.651	90.490
32	76.190	9	daily_screen_time_hours - 2/5-{5.2000000, 6.5000000}	3	1.621	92.111

На экранной форме рисунка 40 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

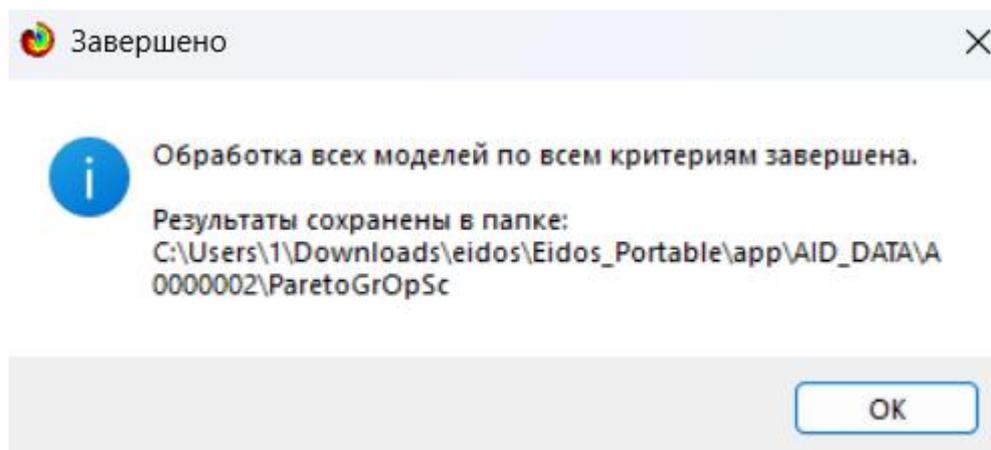


Рисунок 39. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в статистических и системно-когнитивных моделях

В таблице 17 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF1.

Таблица 14 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF1

Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в Системно-когнитивной модели INF1, критерий значимости: Среднеквадратичное отклонение (СКО)						
№	№%	Код значения фактора	Наименование фактора и его значения	Код фактора	Значимость, (%)	
1	2.381	16	social_media_hours - 4/5-{3.1000000, 3.6000000}	4	5.636	
2	4.762	11	daily_screen_time_hours - 4/5-{7.8000000, 9.0000000}	3	5.459	
3	7.143	33	attendance_percentage - 1/5-{55.0000000, 61.0000000}	8	3.746	
4	9.524	30	sleep_hours - 3/5-{6.3000000, 7.0000000}	7	3.652	
5	11.905	35	attendance_percentage - 3/5-{68.0000000, 76.0000000}	8	3.567	
6	14.286	36	attendance_percentage - 4/5-{76.0000000, 84.0000000}	8	3.467	
7	16.667	21	online_study_hours - 4/5-{3.5000000, 4.8000000}	5	3.443	
8	19.048	31	sleep_hours - 4/5-{7.0000000, 7.6000000}	7	3.352	
9	21.429	19	online_study_hours - 2/5-{1.1000000, 2.2000000}	5	3.121	
10	23.810	10	daily_screen_time_hours - 3/5-{6.5000000, 7.8000000}	3	3.059	
11	26.190	41	offline_study_hours - 4/5-{2.5000000, 2.8000000}	9	3.034	
12	28.571	15	social_media_hours - 3/5-{2.6000000, 3.1000000}	4	3.021	
13	30.952	24	gaming_hours - 2/5-{1.0000000, 1.3000000}	6	3.000	
14	33.333	9	daily_screen_time_hours - 2/5-{5.2000000, 6.5000000}	3	2.823	
15	35.714	14	social_media_hours - 2/5-{2.1000000, 2.6000000}	4	2.736	
16	38.095	42	offline_study_hours - 5/5-{2.8000000, 3.3000000}	9	2.641	
17	40.476	37	attendance_percentage - 5/5-{84.0000000, 97.0000000}	8	2.641	
18	42.857	20	online_study_hours - 3/5-{2.2000000, 3.5000000}	5	2.635	
19	45.238	34	attendance_percentage - 2/5-{61.0000000, 68.0000000}	8	2.633	
20	47.619	40	offline_study_hours - 3/5-{2.3000000, 2.5000000}	9	2.611	
21	50.000	25	gaming_hours - 3/5-{1.3000000, 1.6000000}	6	2.291	
22	52.381	39	offline_study_hours - 2/5-{2.1000000, 2.3000000}	9	2.041	
23	54.762	38	offline_study_hours - 1/5-{1.8000000, 2.1000000}	9	1.961	
24	57.143	22	online_study_hours - 5/5-{4.8000000, 6.0000000}	5	1.939	
25	59.524	13	social_media_hours - 1/5-{1.6000000, 2.1000000}	4	1.929	
26	61.905	8	daily_screen_time_hours - 1/5-{4.0000000, 5.2000000}	3	1.923	
27	64.286	23	gaming_hours - 1/5-{0.8000000, 1.0000000}	6	1.923	
28	66.667	32	sleep_hours - 5/5-{7.6000000, 8.5000000}	7	1.915	
29	69.048	28	sleep_hours - 1/5-{5.0000000, 5.8000000}	7	1.857	
30	71.429	27	gaming_hours - 5/5-{1.8000000, 2.0000000}	6	1.846	
31	73.810	12	daily_screen_time_hours - 5/5-{9.0000000, 10.0000000}	3	1.846	
32	76.190	26	gaming_hours - 4/5-{1.6000000, 1.8000000}	6	1.844	

Из таблицы 17 видно, что примерно 33% суммарного влияния на академическую успеваемость студентов обусловлено факторами цифровой активности (ежедневное экранное время 5.2-6.5 часов и время игр 1.3-1.6 часов), а посещаемость и продолжительность сна вносят сравнительно меньший, но также значимый вклад. Таким образом, 50% наиболее значимых градаций факторов (7 из 14) обеспечивают примерно 50% суммарного влияния на объект моделирования, что свидетельствует о relatively равномерном распределении влияния между различными факторами. Время в социальных сетях (3.1-3.6 часа) и ежедневное экранное время (7.8-9.0 часов) являются одними из наиболее значимых факторов, влияющих на академическую успеваемость студентов, наряду с процентом посещаемости и продолжительностью сна.

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

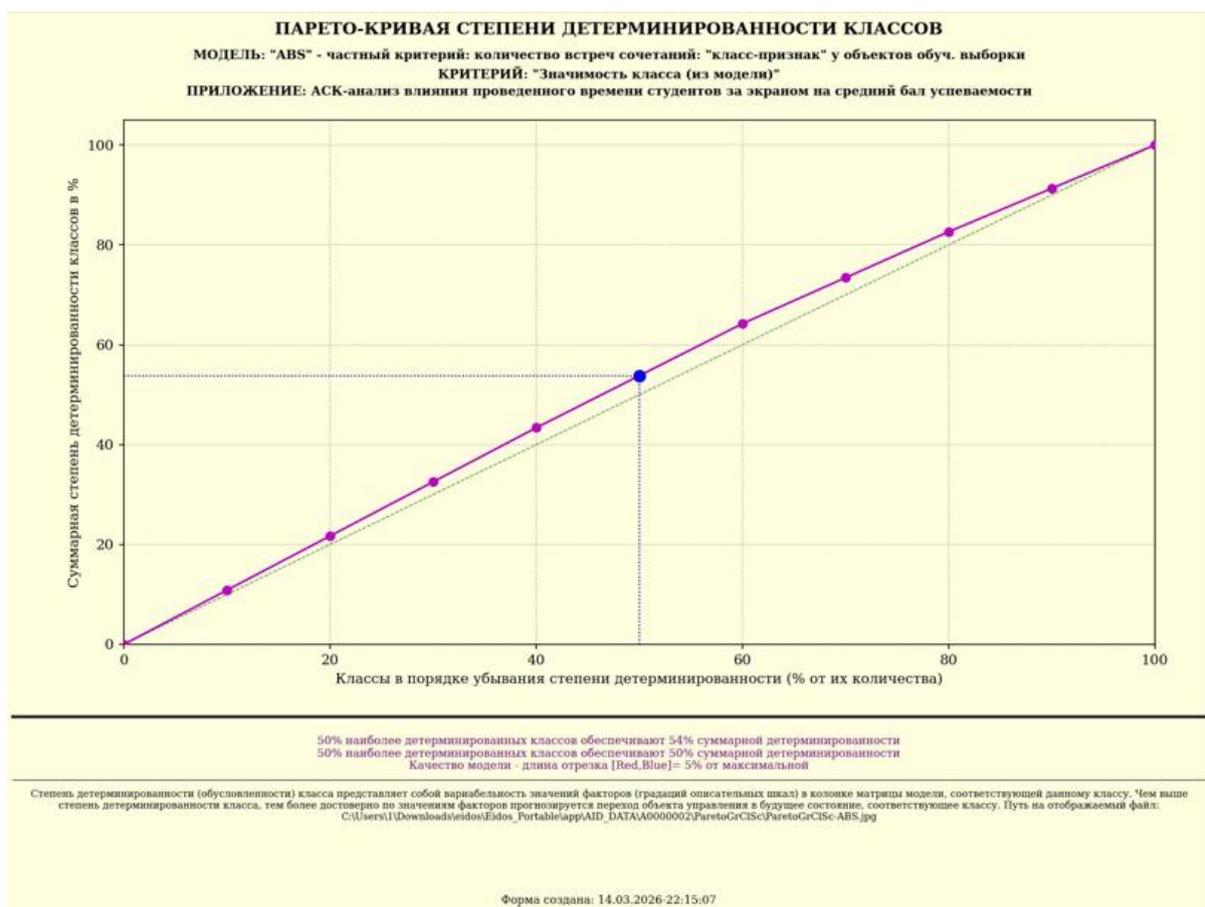
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью варибельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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

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

3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунках 42 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:



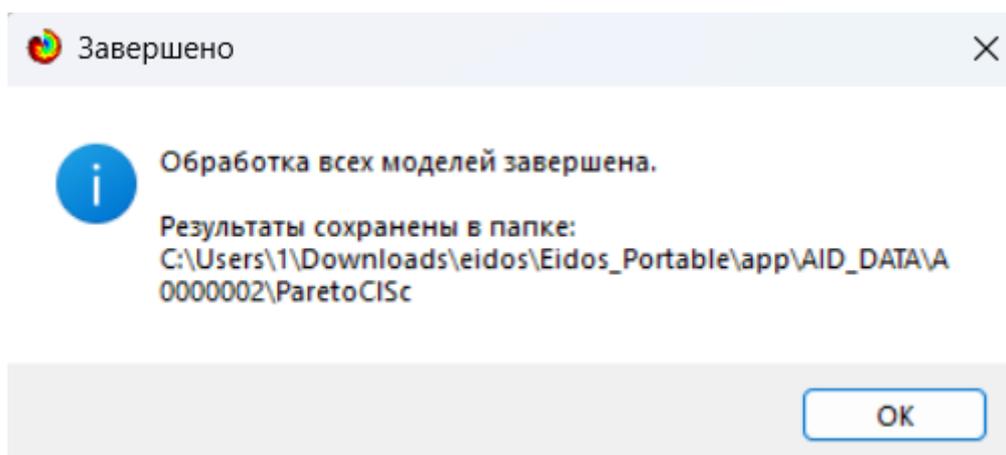


Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 42.

Из таблицы 18 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

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

Таблица 15 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF1

Степень детерминированности классов в модели INF1						
№	№%	Код класса	Наименование класса	Код шкалы	Значимость класса	Значимость кумулятивно (%)
1	10.000	2	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[2]-2/5-{5.9600000, 6.6800000}	1	0.295	11.981
2	20.000	7	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[7]-2/5-{6.1600000, 6.8800000}	2	0.295	23.962
3	30.000	9	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[9]-4/5-{7.6300000, 8.4400000}	2	0.272	35.041
4	40.000	4	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[4]-4/5-{7.4300000, 8.2400000}	1	0.272	46.121
5	50.000	10	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[10]-5/5-{8.4400000, 9.7700000}	2	0.234	55.646
6	60.000	5	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[5]-5/5-{8.2400000, 9.5700000}	1	0.234	65.170
7	70.000	8	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[8]-3/5-{6.8800000, 7.6300000}	2	0.232	74.615
8	80.000	3	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[3]-3/5-{6.6800000, 7.4300000}	1	0.232	84.060
9	90.000	1	[1]-PREVIOUS_SEM_CGPA-[1]-1/5-{5.3000000, 5.9600000}	1	0.196	92.030
10	100.000	6	[2]-CURRENT_SEM_CGPA-[6]-1/5-{5.5000000, 6.1600000}	2	0.196	100.000

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

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах, наименования которых приведены на третьем рисунке 42. 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/aidos/Aidos-X.htm>, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №393. 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)

В условиях цифровизации образования и роста использования электронных устройств важно изучать влияние времени, проводимого студентами за экранами, на их академическую успеваемость. Однако этому анализу могут препятствовать многофакторность образовательной среды и разнообразие измеряемых показателей. В ряде научных работ обосновывается перспективность использования системного подхода для выявления закономерностей между цифровыми привычками обучающихся и их учебными результатами. Для анализа эмпирических данных традиционно применялись методы корреляционного и регрессионного анализа. Эти исследования показали, что чрезмерное время за экраном может негативно влиять на концентрацию внимания и качество усвоения материала, хотя различные группы студентов реагируют на цифровую нагрузку по-разному. В данной статье для анализа эмпирических данных в области плодоводства предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в плодоводстве, для выработки практических рекомендаций и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные являются как лингвистическими (категориальными) переменными, так и числовыми переменными, измеряемыми в различных единицах измерения. Поэтому для решения данной задачи применяется АСК-анализ, обеспечивающий построение гибридных моделей, включающих как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы, причем в различных единицах измерения.

Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной урожайности.

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

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

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко, Е. В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 75. – С. 321-363. – EDN OOSCAV.
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHС.
3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
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 Ризбергера в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.

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

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

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

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

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

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 OIGYBV.

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://ic.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

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

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

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

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

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

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

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

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

28. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746371>.

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

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

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

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

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

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

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

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

37. Работы по виртуальной реальности:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm
38. Работы по когнитивной ветеринарии:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm
39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm
40. Работы по тематике, связанной с АПК:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
41. Работы по наукометрии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm
42. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm
43. Работы по разработке и применению профиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных):
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm
44. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm
45. MVP-проект «Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК»: <http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm>
46. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf
47. Ссылки на видео-занятия и проф.Е.В.Луценко в Пермском национальном университете: <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn> (2021), <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz> (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете: <https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1>
48. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPII.
49. Луценко Е.В. Системы искусственного интеллекта как системы автоматизации процесса научного познания и удвоение номенклатуры научных специальностей путем применения этих систем для исследований в различных направлениях науки / Е.В. Луценко, Н.С. Головин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2024. – №01(195). С. 74 – 111. – IDA [article ID]: 1952401009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2024/01/pdf/09.pdf>, 2,375 у.п.л.