

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра Компьютерных систем и технологий

**КУРСОВАЯ РАБОТА**

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ факторов академического успеха студентов»

Выполнил студент группы: ИТ2341 Сердюк Ольга Алексеевна

Допущен к защите \_\_\_\_\_

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

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен \_\_\_\_\_

(дата)

Оценка отлично

Краснодар  
2025

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего  
образования  
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ  
УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ И. Т. ТРУБИЛИНА»

**Факультет прикладной информатики**

**РЕЦЕНЗИЯ  
на курсовую работу**

Студента Сердюк Ольги Алексеевны курса  
2 очной формы обучения группы ИТ2341  
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»  
Наименование темы «АСК-анализ факторов академического успеха  
студентов»

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

**Оценка качества выполнения курсовой работы**

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

Достоинства работы \_\_\_\_\_

Недостатки работы \_\_\_\_\_

Итоговая оценка при защите отлично

Рецензент  (Е. В. Луценко)

«27» февраля 2025 г.

## РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 91 страницу, 41 рисунок, 15 таблиц, 39 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS-X, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АКАДЕМИЧЕСКИЙ УСПЕХ, СТУДЕНТЫ.

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа факторов, влияющих на академический успех студентов.

Для достижения поставленной цели необходимо провести анализ методов формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных студентов с классами принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

## **АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ФАКТОРОВ АКАДЕМИЧЕСКОГО УСПЕХА СТУДЕНТОВ**

Сердюк Ольга Алексеевна  
*Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия*

В современном образовательном контексте, где студенты сталкиваются с множеством испытаний от учебной нагрузки до личных обстоятельств, обеспечение их академического успеха приобретает первостепенное значение. На пути к этой цели возникают сложности, связанные с воздействием внешних факторов, таких как стресс, вызванный экзаменами, или недостаточная поддержка. Исследования, проведенные профессором Т.Н. Дорошенко и её коллегами, показывают, что внедрение целенаправленных мер, например, развитие навыков тайм-менеджмента или обеспечение менторской поддержки способно повысить устойчивость студентов и улучшить их результаты даже в непростых условиях. Однако традиционные подходы к анализу данных в этих работах выявляют лишь общие закономерности, оставляя без внимания индивидуальные различия в реакции студентов на такие меры. Для более глубокого понимания факторов, определяющих академический успех, в этой статье предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) с применением интеллектуальной системы «Эйдос». Этот метод отличается от классических подходов тем, что позволяет не только фиксировать очевидные связи, но и раскрывать скрытые взаимозависимости между такими аспектами, как мотивация, уровень подготовки и внешние стрессоры. Такой подход обеспечивает основу для создания точных и персонализированных рекомендаций.

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

## **AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF STUDENTS' ACADEMIC SUCCESS FACTORS**

Serdyuk Olga Alekseevna  
*Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia*

In the modern educational context, where students face many challenges from academic workload to personal circumstances, ensuring their academic success is of paramount importance. On the way to this goal, difficulties arise due to the impact of external factors, such as stress caused by exams or insufficient support. Research conducted by Professor T.N. Doroshenko and her colleagues show that the implementation of targeted measures, such as developing time management skills or providing mentoring support, can increase students' resilience and improve their results even in difficult conditions. However, traditional approaches to data analysis in these studies reveal only general patterns, leaving individual differences in students' reactions to such measures unaddressed. For a deeper understanding of the factors that determine academic success, this article proposes to use Automated System-Cognitive Analysis (ASC-analysis) using the Eidos intelligent system. This method differs from classical approaches in that it allows not only to record obvious connections, but also to reveal hidden interdependencies between such aspects as motivation, level of training, and external stressors. This approach provides a basis for creating accurate and personalized recommendations.

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

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)</b> .....	<b>6</b>
<b>1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ</b> .....	<b>6</b>
<b>1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ</b> .....	<b>6</b>
<b>1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ</b> .....	<b>7</b>
<b>1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ</b> .....	<b>7</b>
<b>2. METHODS (МЕТОДЫ)</b> .....	<b>7</b>
<b>2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ</b> .....	<b>7</b>
<b>2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ</b> <b>СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ</b> .....	<b>8</b>
<b>2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ</b> <b>ПРОБЛЕМЫ</b> .....	<b>8</b>
<b>2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА</b> .....	<b>10</b>
<b>2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ</b> .....	<b>17</b>
<b>3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)</b> .....	<b>19</b>
<b>3.1. ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ</b> <b>КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ</b> .....	<b>19</b>
<b>3.2. ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ</b> .....	<b>20</b>
<b>3.3. ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ</b> <b>ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ</b> .....	<b>25</b>
<b>3.4. ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ</b> .....	<b>36</b>
<b>3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</b> .....	<b>36</b>
<b>3.5. ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ</b> .....	<b>39</b>
<b>3.6. ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ</b> .....	<b>40</b>
<b>3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»</b> .....	<b>41</b>
<b>3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»</b> .....	<b>42</b>
<b>3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев</b> .....	<b>43</b>
<b>3.6.4. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе</b> <b>«Эйдос»</b> .....	<b>44</b>
<b>3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ</b> .....	<b>47</b>
<b>3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный</b> <b>и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ</b> .....	<b>47</b>
<b>3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах</b> <b>управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»</b> .....	<b>50</b>
<b>3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ</b> .....	<b>53</b>
<b>3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические</b> <b>потенциалы)</b> .....	<b>53</b>
<b>3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов</b> .....	<b>55</b>
<b>3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал</b> .....	<b>58</b>
<b>3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны</b> .....	<b>68</b>
<b>3.8.5. Нелокальная нейронная сеть</b> .....	<b>71</b>
<b>3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты</b> .....	<b>72</b>
<b>3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные</b> <b>нечеткие правдоподобные рассуждения)</b> .....	<b>73</b>
<b>3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов</b> <b>(опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</b> .....	<b>75</b>
<b>3.8.9. Когнитивные функции</b> .....	<b>77</b>
<b>3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций</b> .....	<b>85</b>
<b>3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал</b> .....	<b>89</b>
<b>4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)</b> .....	<b>91</b>
<b>5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)</b> .....	<b>91</b>
<b>REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)</b> .....	<b>92</b>

## **1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)**

### **1.1. Описание исследуемой предметной области**

Академический успех студентов зависит от множества факторов, включая учебные и личностные характеристики, условия обучения и поддержку со стороны образовательных учреждений. Эффективное повышение успеваемости требует учета различных социальных и образовательных аспектов, таких как уровень знаний, мотивация, учебная нагрузка, а также доступ к ресурсам и особенности учебной программы. Одним из методов анализа этих факторов является АСК-анализ, который помогает выявить связь между характеристиками учебного процесса и академическим успехом, а также определить, какие из этих факторов наиболее значимы для студентов и преподавателей.

Цель исследования заключается в анализе факторов, влияющих на академический успех студентов, с особым вниманием к учебным и личностным характеристикам. Для этого будут собраны и систематизированы данные о студентах и их учебной деятельности, включая информацию об учебных предметах, уровне сложности заданий, мотивации и условиях обучения. На основе этих данных будет проведен анализ взаимосвязей между параметрами учебного процесса и успеваемостью студентов.

Результаты исследования позволят разработать рекомендации для преподавателей и образовательных учреждений, направленные на оптимизацию процесса обучения и поддержки студентов. Это поможет более эффективно повышать успеваемость и мотивацию обучающихся, создавая условия для их академического развития.

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

Объектом исследования является образовательная система, а именно учебные программы, предлагаемые образовательными учреждениями в различных областях знаний, и факторы, влияющие на успеваемость студентов в рамках этих программ. Под образовательной системой понимаются все доступные возможности для обучения, включая структуру курсов, условия обучения, требования к студентам и методы оценки знаний.

Предметом исследования являются конкретные характеристики учебных программ, такие как содержание курсов, методы преподавания, требования к студентам, а также социальные и психологические факторы, влияющие на успеваемость. Особое внимание уделяется тому, как эти параметры связаны с академическими результатами студентов и как их можно использовать для улучшения процесса обучения и повышения успеваемости.

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

Современная образовательная среда характеризуется высокой конкуренцией и быстрыми изменениями в социальных и академических сферах, что напрямую влияет на процесс оценки успеваемости студентов. Одна из ключевых проблем заключается в сложности разработки объективных критериев, которые позволили бы справедливо и конкурентоспособно оценивать успеваемость в рамках разнообразных учебных программ. Преподаватели и образовательные учреждения нередко сталкиваются с трудностями при выборе оптимальных методов оценки, что может привести к недооценке или переоценке знаний студентов. Это, в свою очередь, отрицательно сказывается на мотивации обучающихся и эффективности их поддержки в образовательном процессе.

Актуальность данной темы подчеркивается необходимостью разработки эффективных подходов к оценке успеваемости, учитывающих как специфику учебных программ, так и индивидуальные особенности студентов. В условиях динамично меняющейся образовательной среды крайне важно располагать точными данными о том, как различные факторы влияют на академические результаты. Это позволит преподавателям и учебным заведениям адекватно реагировать на ожидания студентов, формировать справедливые и конкурентоспособные оценки, а также совершенствовать образовательную политику и повышать качество обучения.

Таким образом, решение этой проблемы открывает путь к созданию более точных и обоснованных методов оценки успеваемости. Это не только повысит эффективность управления образовательным процессом, но и укрепит конкурентоспособность образовательных учреждений в современной академической среде.

### **1.4. Цель работы**

Целью работы является анализ факторов, влияющих на академический успех студентов по характеристикам учебных программ, с целью разработки рекомендаций для оптимизации процесса обучения и поддержки студентов.

## **2. METHODS (МЕТОДЫ)**

### **2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы**

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

1. Метод должен обеспечивать устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных

зависимостей в неполных зашумленных (неточных) взаимозависимых (нелинейных) данных большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

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

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

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

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

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

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

*Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко в 2001 году. На тот момент этот термин вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Гугле находится около 23000 сайтов с этим сочетанием слов<sup>2</sup>.*

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

### **АСК-анализ включает:**

– теоретические основы, в частности базовую формализуемую когнитивную концепцию;

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

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



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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе и ряде других. 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 50 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получено 34 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 360 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)<sup>3</sup>.

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

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

Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»<sup>5</sup>. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении, по крайней мере, трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ<sup>6</sup>). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

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

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

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

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

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных;
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;
- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений;
- Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов.

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

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

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-X++» 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 **431**, соответственно: [http://lc.kubagro.ru/Source\\_data\\_applications/WebAppls.htm](http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm)) ([http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf), [http://lc.kubagro.ru/Presentation\\_LutsenkoEV.pdf](http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf));

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



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

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

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач идентификации, прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: [http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18\\_LLS/aidos18\\_LLS.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf));

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

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить те данные, которые есть, и, тем самым, преобразовать их в информацию, а

затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для принятия решений и управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

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

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

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

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

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

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

*3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы.* С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке [Аляска-1.9](#) + [Экспресс++](#) + библиотека для работы с Internet xb2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в

вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

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

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

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

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

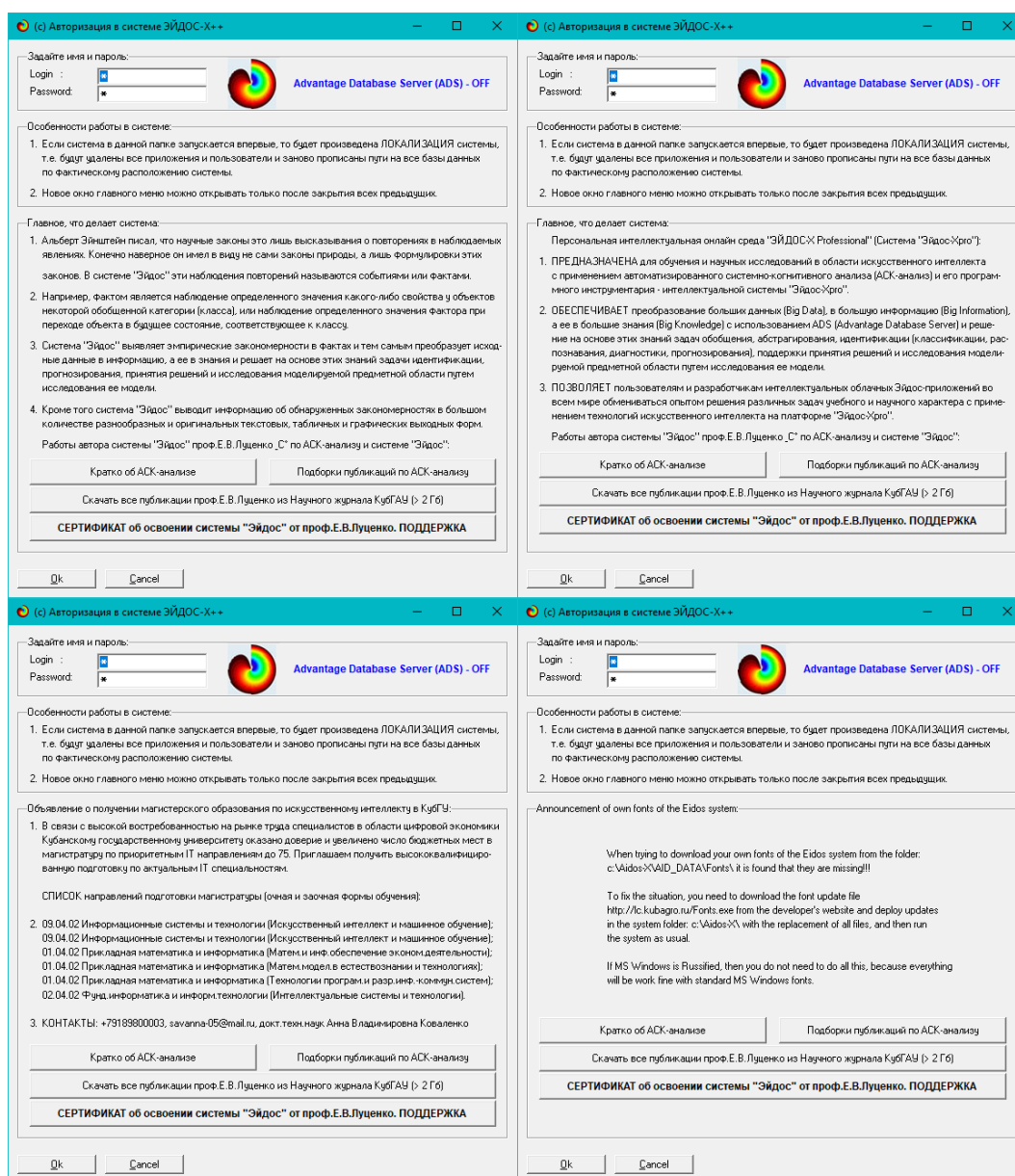
[Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения<sup>7</sup>](#)

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

<sup>7</sup> [http://lc.kubagro.ru/aidos/How\\_to\\_make\\_your\\_own\\_cloud\\_Eidos-application.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf)



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



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

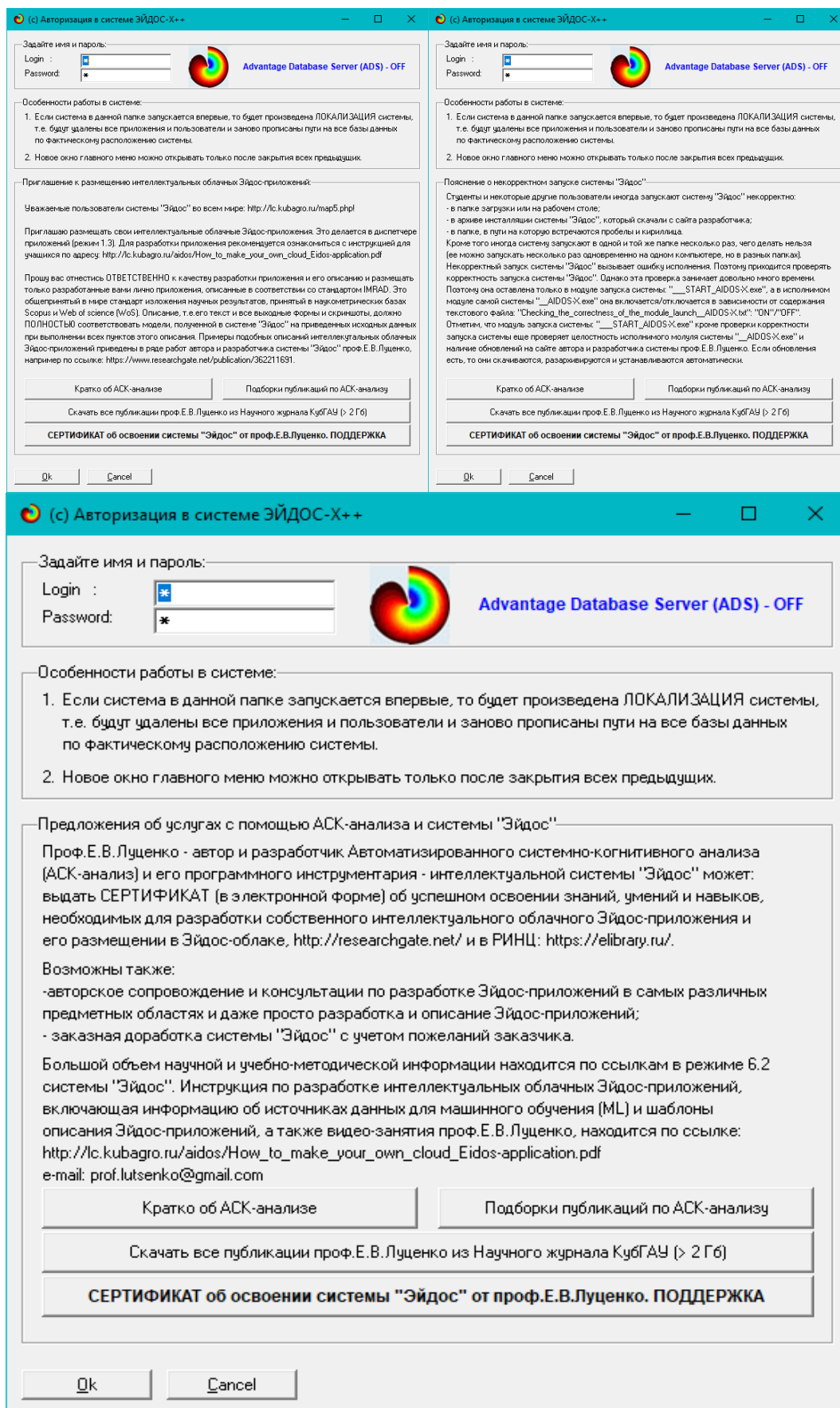


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»



## 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).

В рамках этой работы ключевое значение придается решению подзадачи 8.1, которая посвящена изучению факторов, определяющих академическую успеваемость студентов, поскольку это дает возможность глубоко проанализировать, как различные аспекты учебного процесса влияют на результаты обучения, включая значимость подготовки студентов, их навыков и вовлеченности в учебные задачи.

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

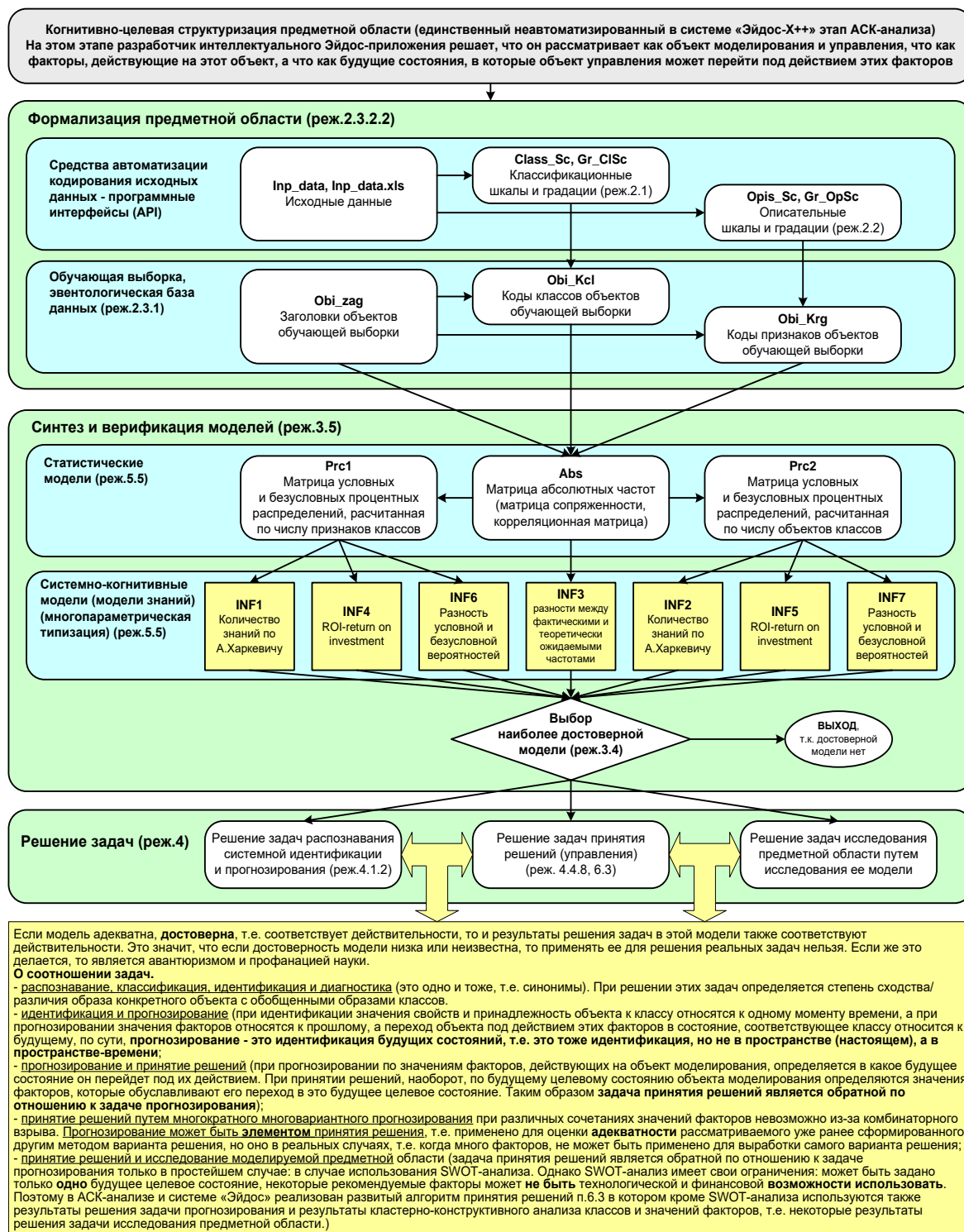


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

### 3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

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.

В данной работе объектом моделирования выступает уровень академической успеваемости студентов, а в качестве факторов рассматриваются такие характеристики, как уровень образования, учебный опыт, место обучения, учебная программа, возраст и пол студентов (таблица 1). В качестве результата воздействия этих факторов анализируется уровень успеваемости (таблица 2):

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

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Student_ID
2	Age
3	Gender
4	Study_Hrs
5	WL_Style
6	O_Courses
7	Disc_Part
8	A_Cmpl_Rate
9	Exam_Scr
10	Attend_Rate
11	Ed_Tech_Use
12	Stress_Lvl
13	Soc_Media_Time
14	Sleep_Hrs

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

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

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	F_Grade

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

### **3.2. Задача-2. Формализация 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.

В качестве источника исходных данных в данной работе используем Excel-таблицы (см. таблицы 3 и 4):

**Таблица 3 – Исходные данные по влиянию различных факторов на академическую успеваемость студентов.**

Student_ID	Age	Gender	Study_Hrs	WL_Style	Exam_Scr	Attend_Rate	Stress_Lvl	F_Grade
S00001	18	Female	48	Kinesthetic	69	66	High	C
S00002	29	Female	30	Reading/Writing	40	57	Medium	D
S00003	20	Female	47	Kinesthetic	43	79	Low	D
S00004	23	Female	13	Auditory	70	60	Low	B
S00005	19	Female	24	Auditory	63	93	Medium	C
S00006	28	Female	26	Kinesthetic	54	80	High	D
S00007	19	Female	49	Reading/Writing	44	66	Low	D
S00008	27	Male	14	Reading/Writing	56	76	Low	C
S00009	22	Male	45	Visual	78	70	Low	B

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

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

Student_ID	Age	Gender	Study_Hrs	WL_Style	Exam_Scr	Attend_Rate	Stress_Lvl	F_Grade
S00001	18	Female	48	Kinesthetic	69	66	High	C
S00002	29	Female	30	Reading/Writing	40	57	Medium	D
S00003	20	Female	47	Kinesthetic	43	79	Low	D
S00004	23	Female	13	Auditory	70	60	Low	B
S00005	19	Female	24	Auditory	63	93	Medium	C
S00006	28	Female	26	Kinesthetic	54	80	High	D
S00007	19	Female	49	Reading/Writing	44	66	Low	D
S00008	27	Male	14	Reading/Writing	56	76	Low	C
S00009	22	Male	45	Visual	78	70	Low	B

Таблица 4 имеет следующую структуру:

– 1-я колонка – не является шкалой и содержит ID человека или другую идентифицирующую информацию;

– 15 колонка – это классификационная шкала – это шкалы *текстового* типа описывающие *результаты* действия факторов в различных единицах измерения (таблица 4). В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в

*натуральном* и *стоимостном* выражении [8]: например *количество* и *качество* продукции, *прибыль* и *рентабельность*. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 2-й по 14-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 4). Эти шкалы имеют числовой и текстовый тип и их градациями являются лингвистические и числовые переменные;

– при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. 1-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.Чердниченко
	2.3.2.12. Прогнозирование землетрясений методом Н.А.Чердниченко
	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 хелпах этого режима (рисунки 5):

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp\_data.xls" в систему "Эйдос-Х++" и формализации предметной области.

- Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp\_data.xls(x), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.
- Файл исходных данных должен иметь имя: Inp\_data.xls(x), а файл распознанной выборки имя: Inp\_rasp.xls(x). Файлы Inp\_data.xls(x) и Inp\_rasp.xls(x) должны находиться в папке -:\AIDOS\X\AID\_DATA\Inp\_data/. Эти файлы имеют совершенно одинаковую структуру.
- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок на любом языке, в т.ч. и русском! Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ОДИНАКОВОЕ.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel-2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних возможно до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (будущих состояниях объекта управления), к которым принадлежат объекты обучающей выборки.
- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значениях факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP\_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), 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. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное числовое или текстовое значение считается 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, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных NP\_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений / классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.
- Распознанная выборка формируется на основе файла INP\_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознанной выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP\_RASP были пустыми. Структура файла INP\_RASP должна быть такая же, как INP\_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

---

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp\_data.xls(x)" в систему "Эйдос-Х++" **ТЕРМИНЫ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ "ЭЙДОС"**:

Шкала представляет собой способ формализации предметной области. Используется числовые и текстовые шкалы, при этом текстовые могут быть номинальными и порядковыми. На номинальных шкалах есть только отношения эквивалентности и неэквивалентности, на порядковых кроме того еще отношения "больше", "меньше", а на числовых - кроме того могут выполняться все арифметические операции. Каждый объект выборки (наблюдение) описан с одной стороны своими признаками, а с другой - принадлежностью к некоторым обобщающим категориям (классам). Такая структура описания называется онтологией или фреймом экземпляром и является базовой для всех моделей представления знаний.

В АСК-анализе и системе "Эйдос" используется три интерпретации шкал и градаций: универсальная, статическая и динамическая:

- в универсальной интерпретации: признаки - это градации описательных шкал;
- в статической интерпретации: описательная шкала - это свойство, а градация (признак) - это степень выраженности этого свойства;
- в динамической интерпретации: описательная шкала - это фактор, а градация (признак) - это значение фактора;
- в универсальной интерпретации: классы - это градации классификационных шкал;
- в статической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации обобщающих категорий (классов), к которым в настоящем времени по отношению к признакам относятся состояния объекта моделирования;
- в динамической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации обобщающих категорий (классов), к которым в будущем времени по отношению к признакам относятся состояния объекта прогнозирования или управления.

**ПРОФИЛАКТИКА ОШИБОК В ФАЙЛЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ:**

- 1-я строка файла "Inp\_data.xls(x)" должна содержать наименования колонок. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца и неалфавитные символы не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо обязательно указывать единицы измерения. Число знаков после запятой в числовой колонке должно быть одинаковым.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: до 255 символов.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (со знаками после запятой). Чтобы текстовая шкала была порядковой, нужно чтобы при сортировке по алфавиту градации этой шкалы образовали осмысленную последовательность от минимального значения до максимального. Например, текстовая шкала "Размер" с градациями: "очень малое", "малое", "среднее", "большое", "очень большое", будет номинальной шкалой, т.к. при сортировке по алфавиту они расположатся в порядке: "большое", "малое", "очень большое", "очень малое", "среднее". Чтобы шкала "Размер" стала порядковой нужно в эти градации присвоить следующие значения: "1/5-очень малое", "2/5-малое", "3/5-среднее", "4/5-большое", "5/5-очень большое".
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами. Если в системе "Эйдос" в режимах 2.1, 2.2 посмотреть на градации классификационных и описательных шкал, которые должны быть числовыми, то сразу будет видно, в какой форме представлены числа: числовыми диапазонами или просто числами. Если числовыми диапазонами, значит в файле исходных данных в этом отношении все правильно, если же числами, то возможно в Excel-файле нужно заменить десятичные точки на запятые, а также найти и исправить нечисловые данные в числовых по смыслу колонках. Быстро найти их можно перейдя на последнюю строку файла исходных данных и задав расчет суммы колонок. В формуле будет видно с какой строки идет расчет суммы. Если со 2-й, то значит все верно, иначе будет указана строка, в которой находится нечисловое значение.
- Система "Эйдос" работает с областью данных файла исходных данных, которую можно выделить блоком, поставив курсор в ячейку A1, нажав Ctrl+Home, а затем зажав клавиши Shift+Ctrl нажать End. Если этот блок выходит за пределы области таблицы, фактически занятой данными надо скопировать эту фактическую область данных в буфер обмена, создать новый лист и скопировать в него, а исходный лист удалить.
- Иногда бывает полезно сбросить все форматирование Excel-таблицы исходных данных. Это можно сделать в MS Excel. А можно скопировать таблицу в MS Word, а потом обратно в MS Excel.

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	...
...	...	...	...	...	...	...

Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

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

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

XLS - MS Excel-2003      Стандарт XLS-файла

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

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

CSV - 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 классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

Равные интервалы с разным числом наблюдений

Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

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

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

**Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp\_data":**

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp\_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp\_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

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

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

---

2.3.2.2. Задание размерности модели системы "ЭЙДОС-Х++"

**ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)**

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [4 классов x 54 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	8	40	5,00
Текстовые	1	4	4,00	5	14	2,80
ВСЕГО:	1	4	4,00	13	54	4,15

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале:

В описательных шкалах:



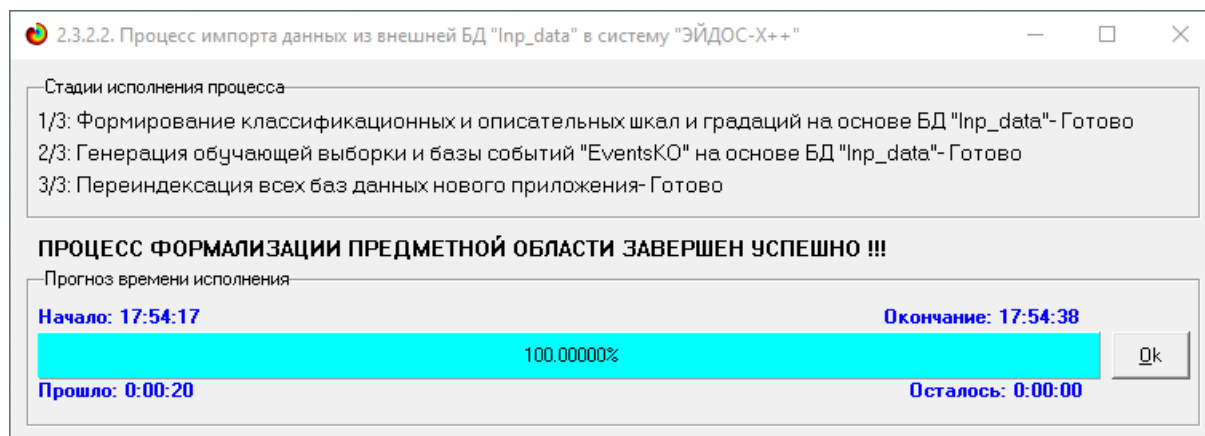


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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**

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

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

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [1-7] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных, представленных в

различных типах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 5):

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 5 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 6).

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.

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				$P_{\Sigma j}$			

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 5) было бы очень неразумно (за исключением меры взаимосвязи хи-квадрат) и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частотям) (таблица 6) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему *несбалансированности* данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 5), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 6), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрицы 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 5 и 6 с использованием частных критериев, знаний, приведенных таблице 7, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 8).

В таблице 7 приведены формулы:

– для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

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

И это **сравнение** в таблицах 5 и 6 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
<b>ABS</b> , матрица абсолютных частот, $N_{ij}$ - фактическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $\bar{N}_{ij}$ - теоретическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $N_i$ – суммарное количество признаков в $i$ -й строке; $N_j$ – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в $j$ -м классе; $N$ – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	$N_{ij} - \text{фактическая частота,}$ $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
<b>PRC1</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>PRC2</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>INF1</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу. Вероятность того, что если у объекта $j$ -го класса обнаружен признак, то это $i$ -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<b>INF2</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект $j$ -го класса, то у него будет обнаружен $i$ -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<b>INF3</b> , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF6</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$

**Обозначения к таблице:**

$i$  – значение прошлого параметра;

$j$  – значение будущего параметра;

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

$M$  – суммарное число значений всех прошлых параметров;

$W$  – суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

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

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

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

**Таблица 8 – Матрица системно-когнитивной модели**

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 7), 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 9).

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.

**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, $\chi$ -квадрат Карла Пирсона	---	---
Сравнение условных и безусловных относительных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF6, INF7	---	---

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.Левефр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструктов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области* [4]<sup>9</sup>. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

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

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

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

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат К.Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний. Ясно, что вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на практике (также как и другие математические и физические абстракции, типа математической точки, материальной точки, бесконечно малой и т.п.). На практике встречается только относительная частота. Но она может быть весьма близкой к вероятности. Например, при 480 наблюдений различие между относительной частотой и вероятностью (погрешность) составляет около 5%, при 1250 наблюдениях – около 2.5%, при 10000 наблюдениях – 1%.

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [8].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 9 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 8), 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 10).

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 10):

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	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

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

Показательно, примечательно и весьма замечательно, что модель меры  $\chi$ -квадрат Карла Пирсона из **статистики** оказалась математически тесно связанной с коэффициентом возврата инвестиций



(ROI), применяемой в экономике в теории управления портфелем инвестиций и с мерой информации Александра Харкевича из семантической теории информации и теории управления знаниями. Все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

3.5. Синтез и верификация моделей

— Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

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:

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

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

Текущая модель

1. ABS

2. PRC1

3. PRC2

4. INF1

5. INF2

6. INF3

7. INF4

8. INF5

9. INF6

10. INF7

— 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)

Вообще не менять распознаваемую выборку

Пояснение по алгоритму верификации

Удалять из обуч. выборки скопированные объекты:

Не удалять

Удалять

Подробнее

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Выполнить:

Синтез и верификацию

Только верификацию

Только синтез (xBase++)

Только синтез (Python)

— Задайте процессор

CPU  GPU

Задайте алгоритм:

Классика - дольше

Упрощенно-быстрее

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

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 199994 байт, т.е.: 0.0093129 % от МАХ-возможного, (от 2Гб)

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

В примени бутстрепного подхода нет необходимости. Синтез и верификация моделей будут выполнены на основе всей выборки.

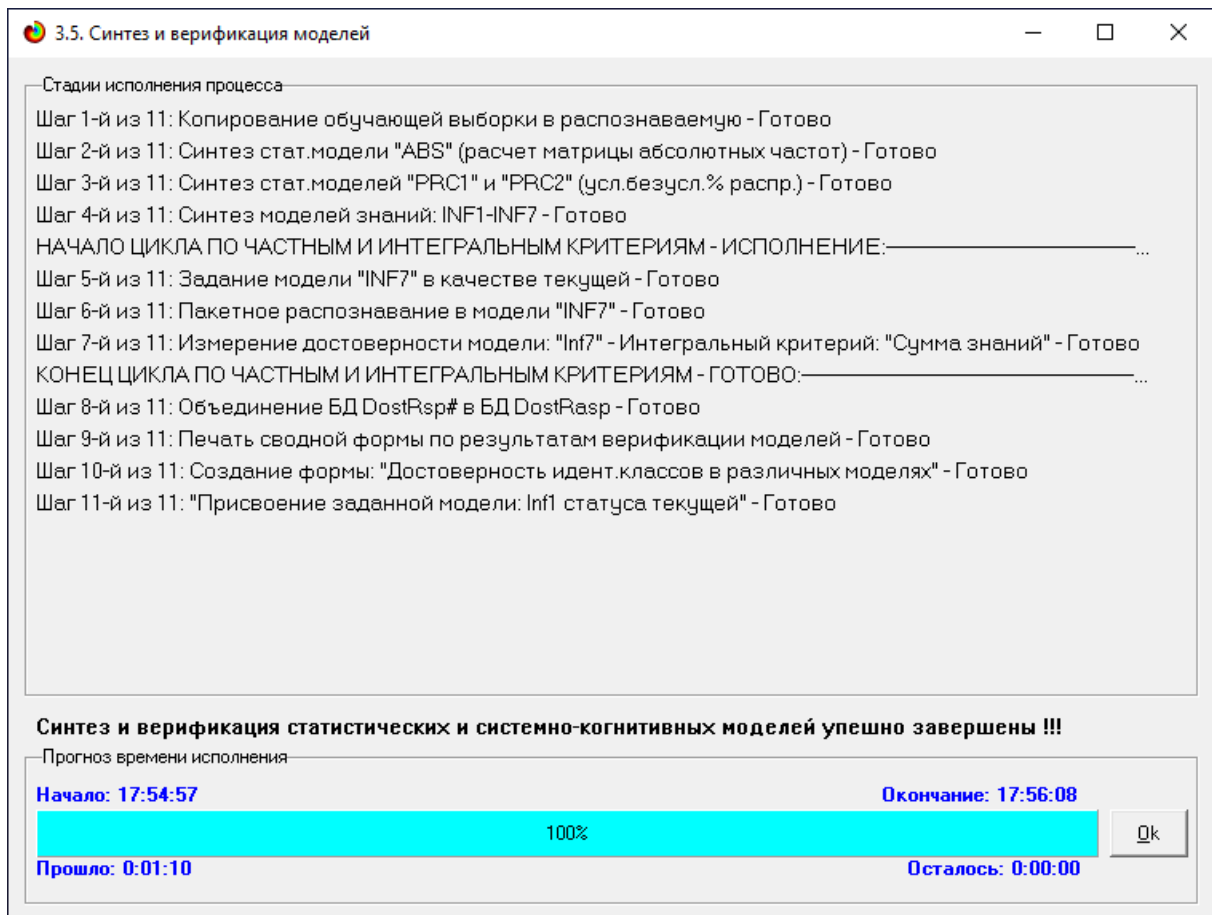


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 F_GRADE A	2 F_GRADE B	3 F_GRADE C	4 F_GRADE D	Сумма	Среднее	Средн. кв.откл.
19.0	O_COURSES-Малое	42.0	41.0	46.0	50.0	179.0	44.75	4.11
20.0	O_COURSES-Среднее	35.0	41.0	49.0	34.0	159.0	39.75	6.90
21.0	O_COURSES-Большое	52.0	54.0	52.0	45.0	203.0	50.75	3.95
22.0	O_COURSES-Очень большое	48.0	38.0	59.0	58.0	203.0	50.75	9.84
23.0	DISC_PART-No	92.0	113.0	105.0	107.0	417.0	104.25	8.85
24.0	DISC_PART-Yes	154.0	135.0	157.0	136.0	582.0	145.50	11.62
25.0	A_COMPL_RATE-Очень малое	58.0	60.0	58.0	48.0	224.0	56.00	5.42
26.0	A_COMPL_RATE-Малое	41.0	50.0	50.0	49.0	190.0	47.50	4.36
27.0	A_COMPL_RATE-Среднее	44.0	45.0	55.0	52.0	196.0	49.00	5.35
28.0	A_COMPL_RATE-Большое	51.0	47.0	51.0	47.0	196.0	49.00	2.31
29.0	A_COMPL_RATE-Очень большое	52.0	46.0	48.0	47.0	193.0	48.25	2.63
30.0	EXAM_SCR-Очень малое				210.0	210.0	52.50	105.00
31.0	EXAM_SCR-Малое			179.0	33.0	212.0	53.00	85.43
32.0	EXAM_SCR-Среднее		110.0			193.0	48.25	56.79
33.0	EXAM_SCR-Большое	63.0	138.0			201.0	50.25	65.61
34.0	EXAM_SCR-Очень большое	183.0				183.0	45.75	91.50
35.0	ATTEND_RATE-Очень малое	46.0	51.0	54.0	56.0	207.0	51.75	4.35
36.0	ATTEND_RATE-Малое	49.0	48.0	52.0	44.0	193.0	48.25	3.30
37.0	ATTEND_RATE-Среднее	49.0	54.0	68.0	48.0	219.0	54.75	9.22
38.0	ATTEND_RATE-Большое	51.0	55.0	43.0	43.0	192.0	48.00	6.00
39.0	ATTEND_RATE-Очень большое	51.0	40.0	45.0	52.0	188.0	47.00	5.60
40.0	ED_TECH_USE-No	85.0	88.0	75.0	76.0	324.0	81.00	6.70
41.0	ED_TECH_USE-Yes	160.0	160.0	187.0	167.0	674.0	168.50	12.77
42.0	STRESS_LVL-High	59.0	46.0	59.0	43.0	207.0	51.75	8.46
43.0	STRESS_LVL-Low	74.0	69.0	83.0	89.0	315.0	78.75	8.96
44.0	STRESS_LVL-Medium	113.0	133.0	120.0	111.0	477.0	119.25	9.95
45.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень малое	58.0	60.0	72.0	64.0	254.0	63.50	6.19
46.0	SOC_MEDIA_TIME-Малое	51.0	42.0	57.0	38.0	188.0	47.00	8.60
47.0	SOC_MEDIA_TIME-Среднее	46.0	54.0	40.0	47.0	187.0	46.75	5.74
48.0	SOC_MEDIA_TIME-Большое	45.0	50.0	55.0	42.0	192.0	48.00	5.72
49.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень большое	46.0	42.0	38.0	52.0	178.0	44.50	5.97
50.0	SLEEP_HRS-Очень малое	61.0	70.0	85.0	69.0	285.0	71.25	10.01
51.0	SLEEP_HRS-Малое	36.0	39.0	34.0	43.0	152.0	38.00	3.92
52.0	SLEEP_HRS-Среднее	44.0	45.0	33.0	29.0	151.0	37.75	7.97
53.0	SLEEP_HRS-Большое	37.0	31.0	43.0	37.0	148.0	37.00	4.90
54.0	SLEEP_HRS-Очень большое	68.0	63.0	67.0	65.0	263.0	65.75	2.22
	Сумма числа признаков	3198.0	3224.0	3406.0	3159.0	12987.0		
	Среднее	59.2	59.7	63.1	58.5		60.13	
	Среднеквадратичное отклонение	34.8	33.8	37.4	37.6			35.76
	Сумма числа объектов обуч.выборки	246.0	248.0	262.0	243.0	999.0		

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. F_GRADE A	2. F_GRADE B	3. F_GRADE C	4. F_GRADE D	Безусл. вероятн.	Среднее	Средн. квадрат. откл.
19.0	O_COURSES-Малое	17.073	16.532	17.557	20.576	17.918	17.935	1.823
20.0	O_COURSES-Среднее	14.228	16.532	18.702	13.992	15.916	15.863	2.225
21.0	O_COURSES-Большое	21.138	21.774	19.847	18.519	20.320	20.320	1.456
22.0	O_COURSES-Очень большое	19.512	15.323	22.519	23.868	20.320	20.306	3.801
23.0	DISC_PART-No	37.398	45.565	40.076	44.033	41.742	41.768	3.732
24.0	DISC_PART-Yes	62.602	54.435	59.924	55.967	58.258	58.232	3.732
25.0	A_COMPL_RATE-Очень малое	23.577	24.194	22.137	19.753	22.422	22.415	1.986
26.0	A_COMPL_RATE-Малое	16.667	20.161	19.084	20.165	19.019	19.019	1.662
27.0	A_COMPL_RATE-Среднее	17.886	18.145	20.992	21.399	19.620	19.606	1.859
28.0	A_COMPL_RATE-Большое	20.732	18.952	19.466	19.342	19.620	19.623	0.784
29.0	A_COMPL_RATE-Очень большое	21.138	18.548	18.321	19.342	19.319	19.337	1.291
30.0	EXAM_SCR-Очень малое				86.420	21.021	21.605	43.223
31.0	EXAM_SCR-Малое			68.321	13.580	21.221	20.475	32.546
32.0	EXAM_SCR-Среднее		44.355	31.679		19.319	19.009	22.564
33.0	EXAM_SCR-Большое	25.610	55.645			20.120	20.314	26.481
34.0	EXAM_SCR-Очень большое	74.390				18.318	18.598	37.208
35.0	ATTEND_RATE-Очень малое	18.699	20.565	20.611	23.045	20.721	20.730	1.795
36.0	ATTEND_RATE-Малое	19.919	19.355	19.847	18.107	19.319	19.307	0.851
37.0	ATTEND_RATE-Среднее	19.919	21.774	25.954	19.753	21.922	21.850	2.898
38.0	ATTEND_RATE-Большое	20.732	22.177	16.412	17.695	19.219	19.254	2.673
39.0	ATTEND_RATE-Очень большое	20.732	16.129	17.176	21.399	18.819	18.859	2.611
40.0	ED_TECH_USE-No	34.959	35.484	28.626	31.276	32.533	32.586	3.250
41.0	ED_TECH_USE-Yes	65.041	64.516	71.374	68.724	67.467	67.414	3.250
42.0	STRESS_LVL-High	23.984	18.548	22.519	17.695	20.721	20.687	3.054
43.0	STRESS_LVL-Low	30.081	27.823	31.679	36.626	31.532	31.552	3.747
44.0	STRESS_LVL-Medium	45.935	53.629	45.802	45.679	47.748	47.761	3.926
45.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень малое	23.577	24.194	27.481	26.337	25.425	25.397	1.837
46.0	SOC_MEDIA_TIME-Малое	20.732	16.935	21.756	15.638	18.819	18.765	2.953
47.0	SOC_MEDIA_TIME-Среднее	18.699	21.774	15.267	19.342	18.719	18.771	2.698
48.0	SOC_MEDIA_TIME-Большое	18.293	20.161	20.992	17.284	19.219	19.183	1.709
49.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень большое	18.699	16.935	14.504	21.399	17.818	17.884	2.919
50.0	SLEEP_HRS-Очень малое	24.797	28.226	32.443	28.395	28.529	28.465	3.140
51.0	SLEEP_HRS-Малое	14.634	15.726	12.977	17.695	15.215	15.258	1.992
52.0	SLEEP_HRS-Среднее	17.886	18.145	12.595	11.934	15.115	15.140	3.346
53.0	SLEEP_HRS-Большое	15.041	12.500	16.412	15.226	14.815	14.795	1.659
54.0	SLEEP_HRS-Очень большое	27.642	25.403	25.573	26.749	26.326	26.342	1.066
	Сумма	1300.000	1300.000	1300.000	1300.000	5200.000		
	Среднее	24.074	24.074	24.074	24.074		24.074	
	Среднеквадратичное отклонение	14.154	13.646	14.293	15.487			14.309
	Сумма числа объектов обуч.выборки	246.000	248.000	262.000	243.000	999.000		

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. F_GRADE A	2. F_GRADE B	3. F_GRADE C	4. F_GRADE D	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
19.0	O_COURSES-Малое	-0.010	-0.017	-0.004	0.029	-0.002	-0.001	0.021
20.0	O_COURSES-Среднее	-0.024	0.008	0.034	-0.027	-0.009	-0.002	0.029
21.0	O_COURSES-Большое	0.008	0.015	-0.005	-0.020	-0.002	0.000	0.015
22.0	O_COURSES-Очень большое	-0.009	-0.060	0.022	0.034	-0.013	-0.003	0.042
23.0	DISC_PART-No	-0.023	0.019	-0.009	0.011	-0.002	-0.001	0.019
24.0	DISC_PART-Yes	0.015	-0.014	0.006	-0.008	-0.002	0.000	0.013
25.0	A_COMPL_RATE-Очень малое	0.011	0.016	-0.003	-0.027	-0.003	-0.001	0.019
26.0	A_COMPL_RATE-Малое	-0.028	0.012	0.001	0.012	-0.002	-0.001	0.019
27.0	A_COMPL_RATE-Среднее	-0.020	-0.016	0.014	0.018	-0.003	-0.001	0.020
28.0	A_COMPL_RATE-Большое	0.012	-0.007	-0.002	-0.003	0.000	0.000	0.008
29.0	A_COMPL_RATE-Очень большое	0.019	-0.009	-0.011	0.000	-0.001	0.000	0.014
30.0	EXAM_SCR-Очень малое				0.299	0.299	0.075	0.149
31.0	EXAM_SCR-Малое			0.247	-0.094	0.153	0.038	0.146
32.0	EXAM_SCR-Среднее		0.175	0.104		0.280	0.070	0.086
33.0	EXAM_SCR-Большое	0.051	0.215			0.266	0.066	0.102
34.0	EXAM_SCR-Очень большое	0.296				0.296	0.074	0.148
35.0	ATTEND_RATE-Очень малое	-0.022	-0.002	-0.001	0.022	-0.002	0.000	0.018
36.0	ATTEND_RATE-Малое	0.006	0.000	0.006	-0.014	-0.001	0.000	0.009
37.0	ATTEND_RATE-Среднее	-0.020	-0.001	0.036	-0.022	-0.008	-0.002	0.027
38.0	ATTEND_RATE-Большое	0.016	0.030	-0.033	-0.017	-0.005	-0.001	0.029
39.0	ATTEND_RATE-Очень большое	0.020	-0.033	-0.019	0.027	-0.004	-0.001	0.029
40.0	ED_TECH_USE-No	0.015	0.018	-0.027	-0.008	-0.002	0.000	0.021
41.0	ED_TECH_USE-Yes	-0.008	-0.009	0.012	0.004	-0.001	0.000	0.010
42.0	STRESS_LVL-High	0.031	-0.023	0.018	-0.033	-0.008	-0.002	0.031
43.0	STRESS_LVL-Low	-0.010	-0.026	0.001	0.032	-0.004	-0.001	0.024
44.0	STRESS_LVL-Medium	-0.008	0.025	-0.009	-0.009	-0.002	0.000	0.017
45.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень малое	-0.016	-0.010	0.016	0.007	-0.003	-0.001	0.015
46.0	SOC_MEDIA_TIME-Малое	0.020	-0.022	0.031	-0.039	-0.010	-0.003	0.033
47.0	SOC_MEDIA_TIME-Среднее	0.000	0.032	-0.043	0.007	-0.004	-0.001	0.031
48.0	SOC_MEDIA_TIME-Большое	-0.010	0.010	0.019	-0.022	-0.004	-0.001	0.019
49.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень большое	0.010	-0.011	-0.043	0.039	-0.005	-0.001	0.035
50.0	SLEEP_HRS-Очень малое	-0.030	-0.002	0.027	-0.001	-0.006	-0.001	0.023
51.0	SLEEP_HRS-Малое	-0.008	0.007	-0.034	0.032	-0.003	-0.001	0.027
52.0	SLEEP_HRS-Среднее	0.036	0.039	-0.039	-0.050	-0.014	-0.004	0.047
53.0	SLEEP_HRS-Большое	0.003	-0.036	0.022	0.006	-0.005	-0.001	0.024
54.0	SLEEP_HRS-Очень большое	0.010	-0.008	-0.006	0.003	0.000	0.000	0.008
	Сумма	0.398	0.310	0.290	0.052	1.051		
	Среднее	0.007	0.006	0.005	0.001		0.005	
	Среднеквадратичное отклонение	0.044	0.045	0.043	0.049			0.045
	Сумма числа объектов обуч.выборки	246.000	248.000	262.000	243.000	999.000		

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 F_GRADE A	2 F_GRADE B	3 F_GRADE C	4 F_GRADE D	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
19.0	O_COURSES-Малое	-2.078	-3.436	-0.945	6.459			4.425
20.0	O_COURSES-Среднее	-4.153	1.529	7.300	-4.676			5.620
21.0	O_COURSES-Большое	2.012	3.606	-1.239	-4.378			3.548
22.0	O_COURSES-Очень большое	-1.988	-12.394	5.761	8.622			9.400
23.0	DISC_PART-No	-10.685	9.480	-4.363	5.568			9.203
24.0	DISC_PART-Yes	10.685	-9.480	4.363	-5.568			9.203
25.0	A_COMPL_RATE-Очень малое	2.841	4.392	-0.747	-6.486			4.830
26.0	A_COMPL_RATE-Малое	-5.787	2.833	0.170	2.784			4.053
27.0	A_COMPL_RATE-Среднее	-4.264	-3.657	3.597	4.324			4.589
28.0	A_COMPL_RATE-Большое	2.736	-1.657	-0.403	-0.676			1.902
29.0	A_COMPL_RATE-Очень большое	4.474	-1.912	-2.617	0.054			3.190
30.0	EXAM_SCR-Очень малое	-51.712	-52.132	-55.075	158.919			105.957
31.0	EXAM_SCR-Малое	-52.204	-52.629	123.400	-18.568			83.800
32.0	EXAM_SCR-Среднее	-47.526	62.088	32.383	-46.946			55.875
33.0	EXAM_SCR-Большое	13.505	88.102	-52.715	-48.892			66.115
34.0	EXAM_SCR-Очень большое	137.937	-45.429	-47.994	-44.514			91.970
35.0	ATTEND_RATE-Очень малое	-4.973	-0.387	-0.288	5.649			4.354
36.0	ATTEND_RATE-Малое	1.474	0.088	1.383	-2.946			2.064
37.0	ATTEND_RATE-Среднее	-4.928	-0.366	10.565	-5.270			7.389
38.0	ATTEND_RATE-Большое	3.721	7.336	-7.354	-3.703			6.720
39.0	ATTEND_RATE-Очень большое	4.706	-6.671	-4.305	6.270			6.442
40.0	ED_TECH_USE-No	5.970	7.319	-10.235	-3.054			8.232
41.0	ED_TECH_USE-Yes	-5.970	-7.319	10.235	3.054			8.232
42.0	STRESS_LVL-High	8.027	-5.387	4.712	-7.351			7.521
43.0	STRESS_LVL-Low	-3.568	-9.198	0.387	12.378			9.142
44.0	STRESS_LVL-Medium	-4.459	14.586	-5.099	-5.027			9.728
45.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень малое	-4.547	-3.055	5.385	2.216			4.616
46.0	SOC_MEDIA_TIME-Малое	4.706	-4.671	7.695	-7.730			7.369
47.0	SOC_MEDIA_TIME-Среднее	-0.048	7.578	-9.043	1.514			6.868
48.0	SOC_MEDIA_TIME-Большое	-2.279	2.336	4.646	-4.703			4.256
49.0	SOC_MEDIA_TIME-Очень большое	2.168	-2.188	-8.683	8.703			7.317
50.0	SLEEP_HRS-Очень малое	-9.180	-0.751	10.255	-0.324			7.961
51.0	SLEEP_HRS-Малое	-1.429	1.266	-5.864	6.027			4.979
52.0	SLEEP_HRS-Среднее	6.817	7.515	-6.602	-7.730			8.292
53.0	SLEEP_HRS-Большое	0.556	-5.741	4.185	1.000			4.155
54.0	SLEEP_HRS-Очень большое	3.237	-2.289	-1.975	1.027			2.625
	Сумма							
	Среднее							
	Среднеквадратичное отклонение	22.964	20.079	22.191	25.156			22.511
	Сумма числа объектов обуч. выборки	246.000	248.000	262.000	243.000	999.000		

**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.

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: **L1=0.916** при максимуме 1 (рисунок 12). **Модель INF4 и будем использовать для решения поставленных в работе задач.**

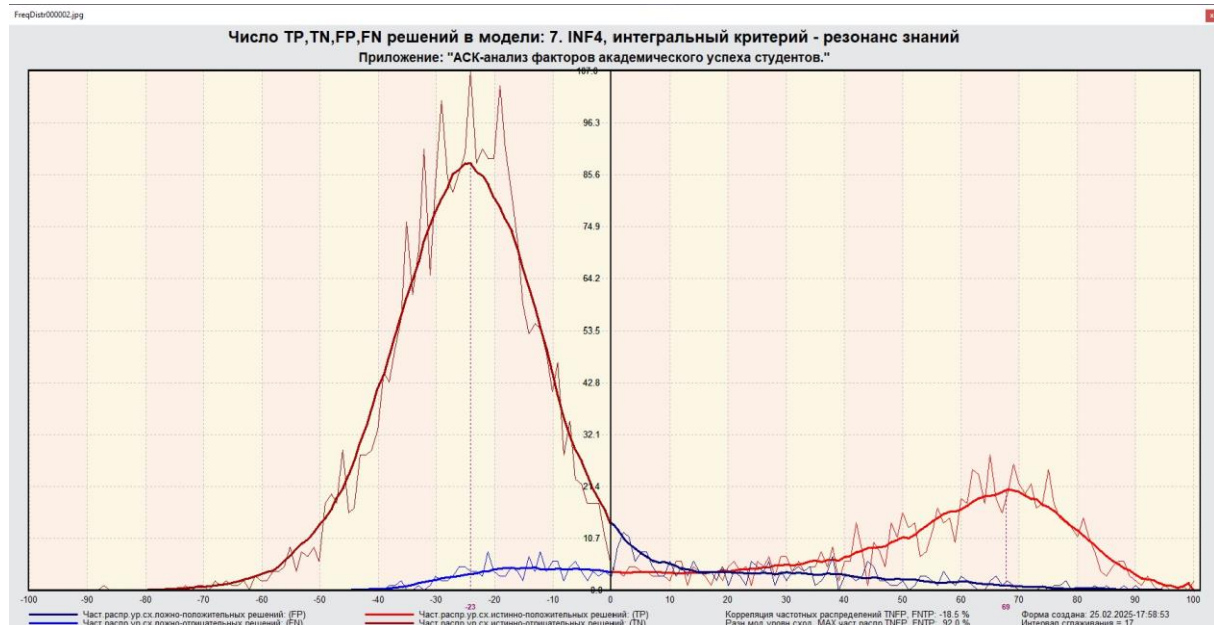
3.4. Обобщенная форма по достов.моделям при разн.крит. Текущая модель: "INF1"

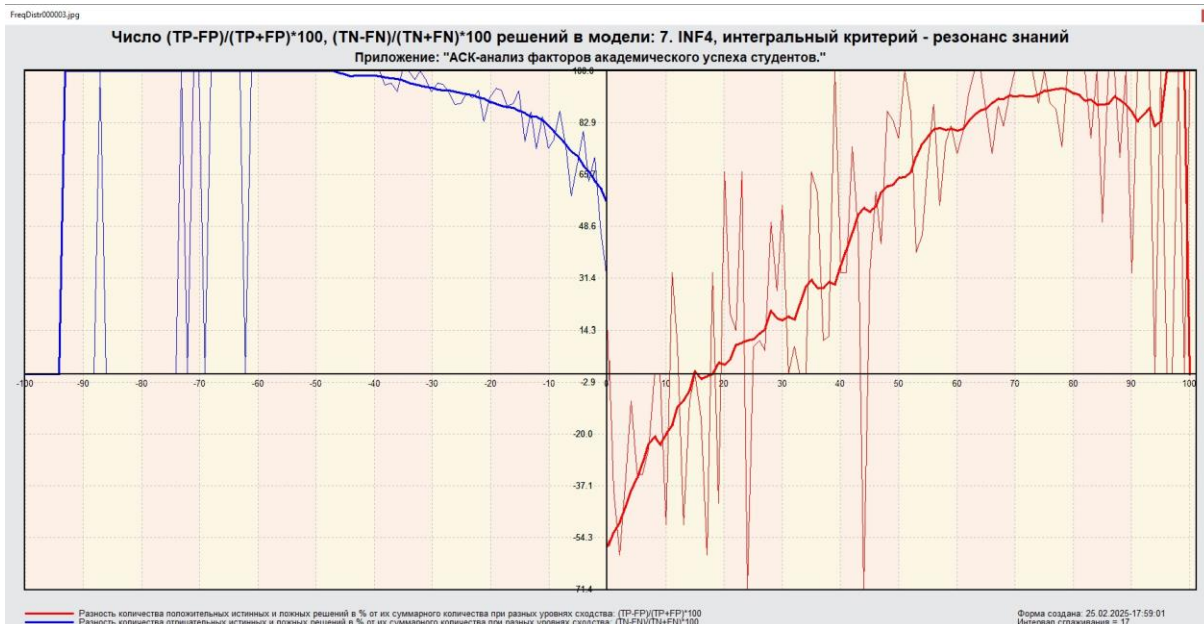
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	логно-польных (FN)	Точность модели	Польза модели	Финера Ван Ризбергера	Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модул. уровней сход. ложно-отрицат. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Польза модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч соематаний "Клас...	Корреляция абс частот с обр...	1	0.259	0.999	0.411	616.068	10.834	881.483	0.022	0.411	1.000	0.583
1. ABS - частный критерий: количество встреч соематаний "Клас...	Средн. абс частот по признак...		0.250	1.000	0.400	822.933		2126.195		0.279	1.000	0.436
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл отн частот с о...	1	0.259	0.999	0.411	616.068	10.834	881.483	0.022	0.411	1.000	0.583
2. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Средн. усл отн частот по при...		0.250	1.000	0.400	851.291		2201.139		0.279	1.000	0.436
3. PRC1 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл отн частот с о...	1	0.259	0.999	0.411	616.068	10.834	881.483	0.022	0.411	1.000	0.583
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Средн. усл отн частот по при...		0.250	1.000	0.400	851.291		2201.139		0.279	1.000	0.436
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	115	0.613	0.885	0.724	387.895	560.783	85.943	15.937	0.819	0.961	0.884
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Средн. знания	41	0.418	0.959	0.582	471.916	230.002	188.851	6.503	0.714	0.986	0.829
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	115	0.613	0.885	0.724	387.895	560.783	85.943	15.937	0.819	0.961	0.884
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Средн. знания	41	0.418	0.959	0.582	471.916	230.002	188.851	6.503	0.714	0.986	0.829
6. INF3 - частный критерий: 2-инквадрат, разности между фактин...	Семантический резонанс зна...	39	0.691	0.961	0.804	541.058	648.972	107.398	2.662	0.834	0.995	0.908
6. INF3 - частный критерий: 2-инквадрат, разности между фактин...	Средн. знания	39	0.691	0.961	0.804	490.040	577.793	90.336	2.584	0.844	0.995	0.913
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероимо...	Семантический резонанс зна...	134	0.776	0.866	0.818	487.558	701.175	68.614	20.840	0.877	0.959	0.916
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероимо...	Средн. знания	33	0.390	0.967	0.556	530.854	105.532	160.769	2.537	0.768	0.995	0.867
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероимо...	Семантический резонанс зна...	134	0.776	0.866	0.818	487.558	701.175	68.614	20.840	0.877	0.959	0.916
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероимо...	Средн. знания	33	0.390	0.967	0.556	530.854	105.532	160.769	2.537	0.768	0.995	0.867
9. INF6 - частный критерий: равноусли безул.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	133	0.758	0.867	0.809	466.028	671.092	67.211	20.335	0.874	0.958	0.914
9. INF6 - частный критерий: равноусли безул.вероятностей, вер...	Средн. знания	39	0.388	0.961	0.552	477.824	114.607	158.120	2.569	0.751	0.995	0.856
10. INF7 - частный критерий: равноусли безул.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	132	0.758	0.868	0.809	466.028	671.092	67.211	20.335	0.874	0.958	0.914
10. INF7 - частный критерий: равноусли безул.вероятностей, ве...	Средн. знания	39	0.388	0.961	0.552	477.824	114.607	158.120	2.569	0.751	0.995	0.856

Помощь по мерам достоверности | Помощь по частотным распределениям | TR|TN|FP|FN | (TP-FP)/(TN-FN) | (T-F)/(T+F)\*100 | Задать интервал сглаживания

Рисунок 12. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 13 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF4.





**Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF4**

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-Х++"

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++".

**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, потому что 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 дается крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

**РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.**  
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно 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 прогнозировалась 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 вместе 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}:

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

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

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

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

$$F\text{-мера} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) \text{ - достоверность модели}$$

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 CSMM 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; SFN - 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 модель 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. Инвариантно относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергера в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политехнический 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 п.п.

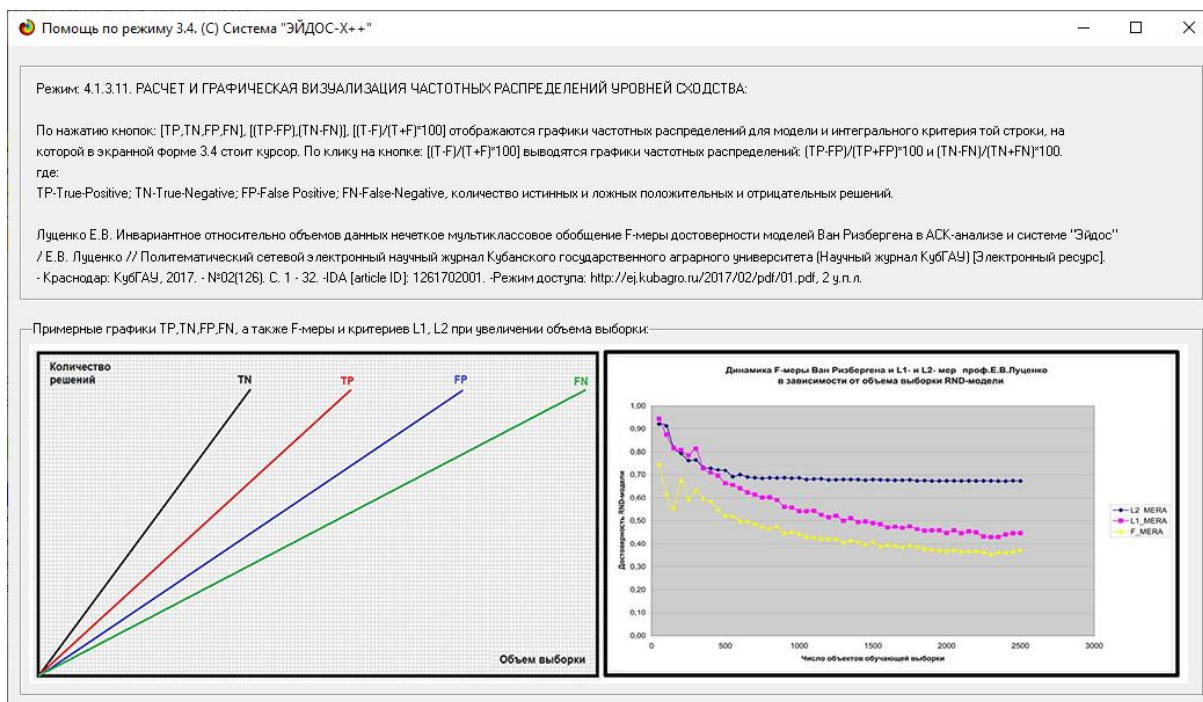


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

### 3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

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.

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.

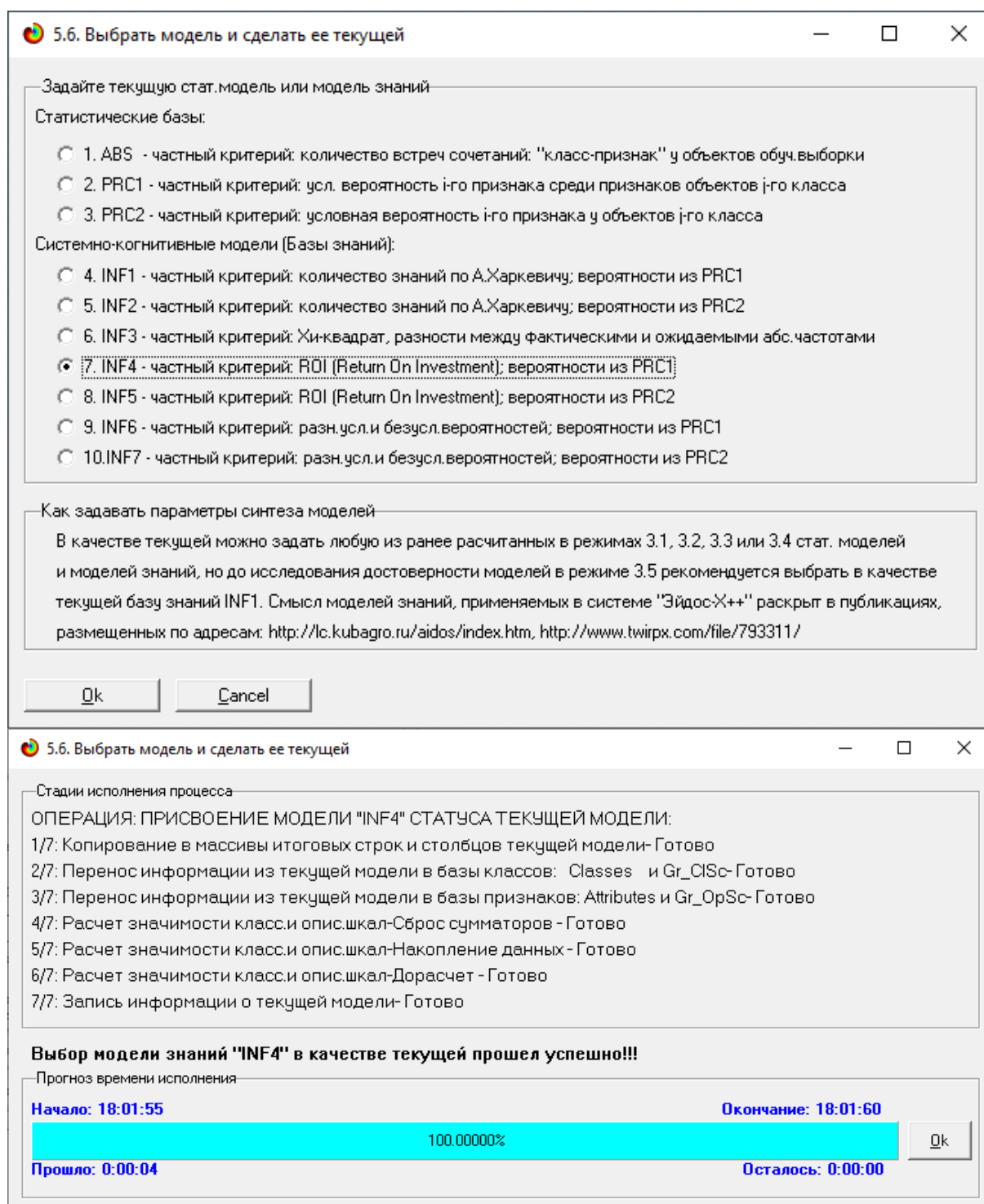


Рисунок 15. Задание СК-модели INF4 в качестве текущей

### 3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

При решении *задачи идентификации* каждый объект распознаваемой выборки сравнивается по всем своим признакам с каждым из обобщенных образов классов. Смысл решения задачи идентификации заключается в том, что при определении принадлежности конкретного объекта к обобщенному образу классу об этом конкретном объекте *по аналогии становится известно все, что известно об объектах этого класса, по*



крайней мере, самое существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.

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

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

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны<sup>10</sup> в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

### 3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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).

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

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

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

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

где:

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

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

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

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

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:

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

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

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

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

### 3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

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

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

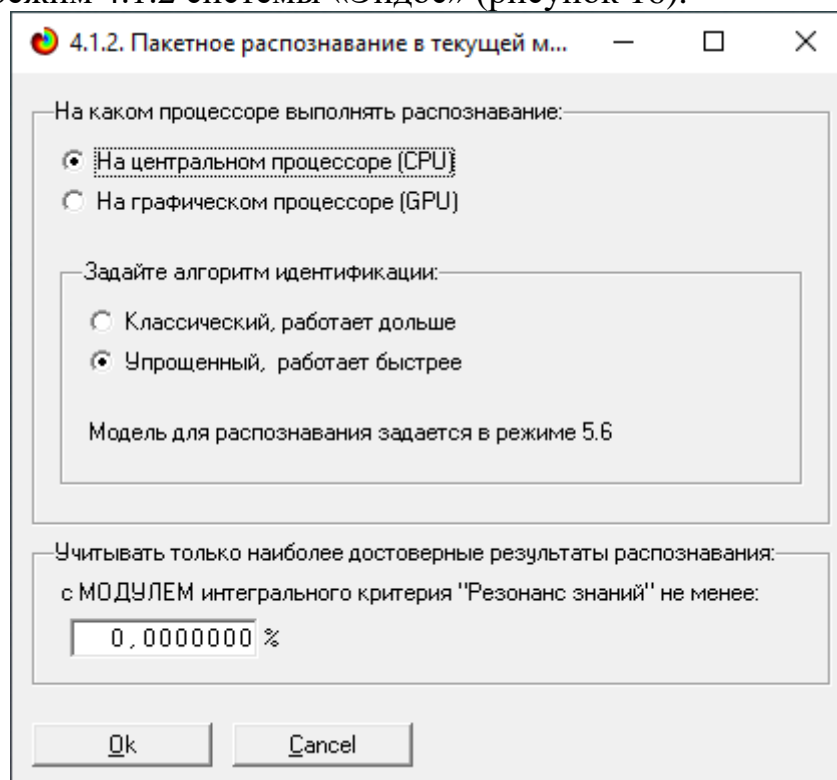
В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов  $I_j$  разложения функции объекта  $L_i$  в ряд по функциям классов  $I_{ij}$ , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах [2, 3, 4].

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

### 3.6.4. 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.

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



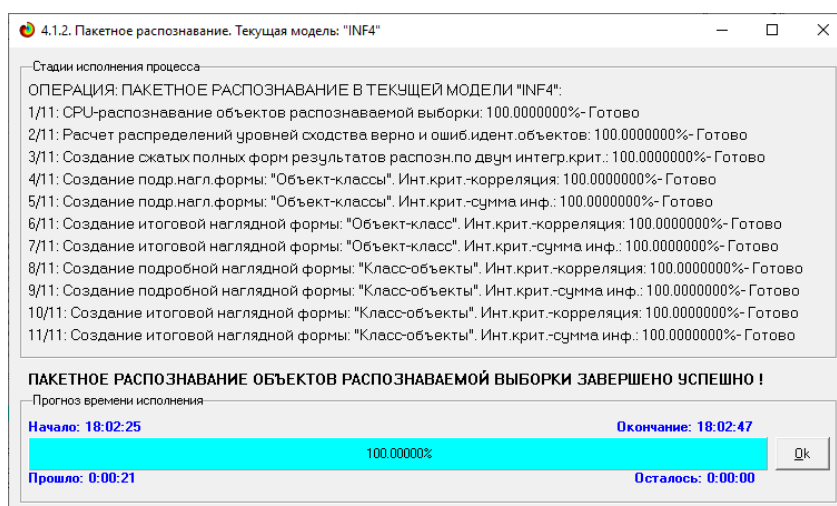


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

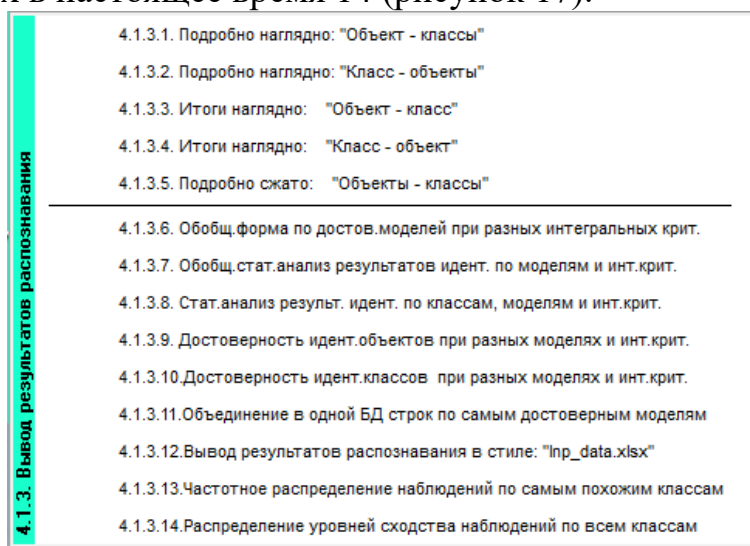
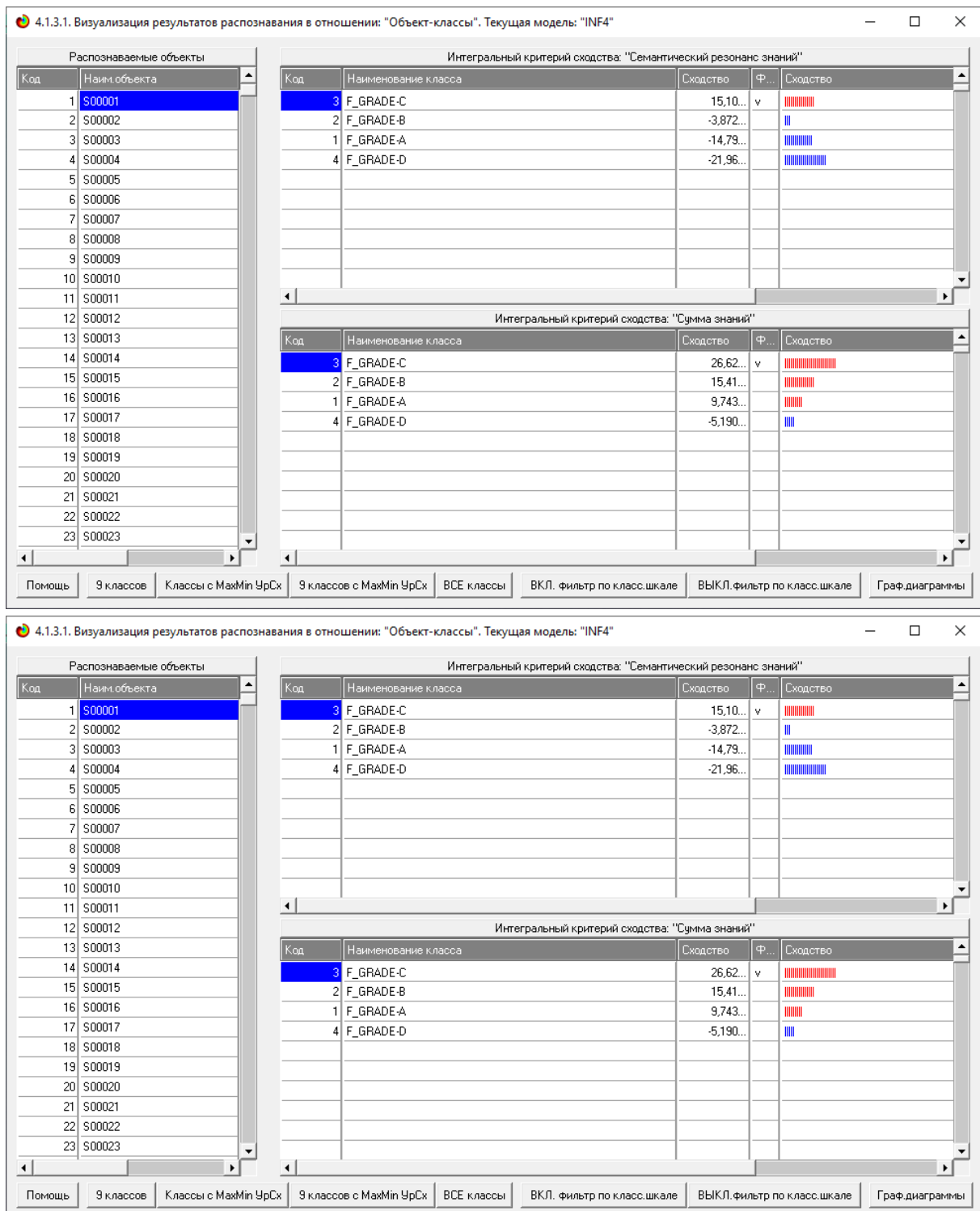


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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



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

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

### **3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений**

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

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.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

### Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	F_GRADE-A	0,4242595	3198	24,6246246
2	F_GRADE-B	0,3169006	3224	24,8248248
3	F_GRADE-C	0,3300669	3406	26,2262262
4	F_GRADE-D	0,4409483	3159	24,3243243

### SWOT-анализ класса:1 "F\_GRADE-A" в модели:7 "INF4"

#### Способствующие факторы и сила их влияния

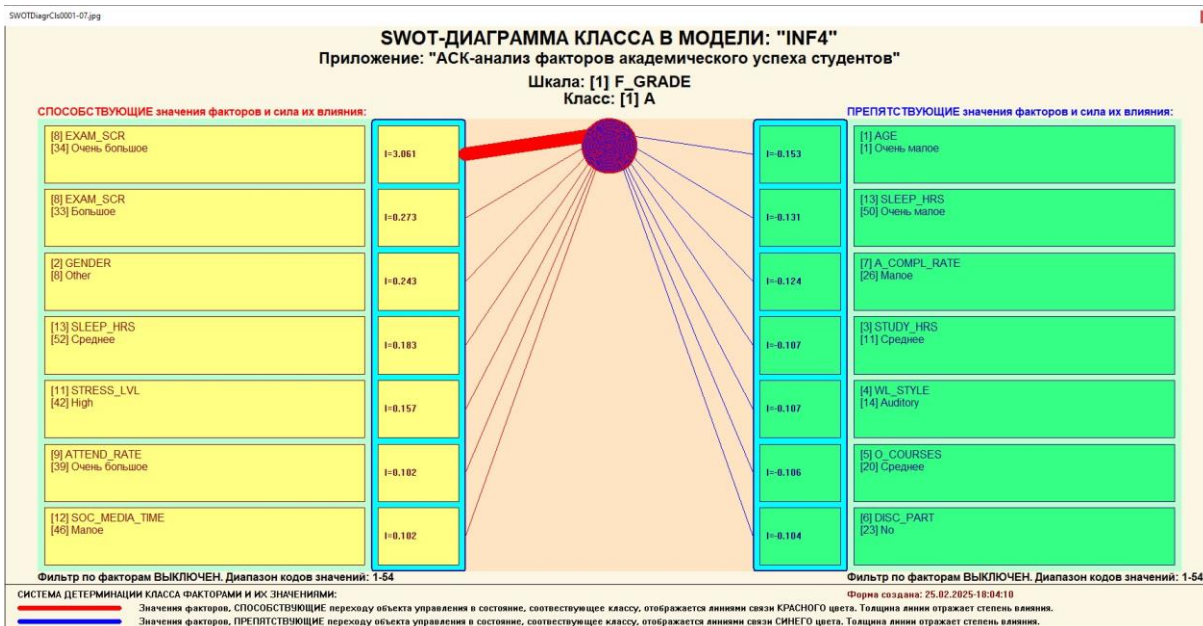
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
34	EXAM_SCR-Очень большое	3.061
33	EXAM_SCR-Большое	0.273
8	GENDER-Other	0.243
52	SLEEP_HRS-Среднее	0.183
42	STRESS_LVL-High	0.157
39	ATTEND_RATE-Очень большое	0.102
46	SOC_MEDIA_TIME-Малое	0.102
18	O_COURSES-Очень малое	0.099
29	A_COMPL_RATE-Очень большое	0.094
17	WL_STYLE-Visual	0.083
38	ATTEND_RATE-Большое	0.079
40	ED_TECH_USE-No	0.075
24	DISC_PART-Yes	0.075
3	AGF-Среднее	0.069

#### Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
1	AGE-Очень малое	-0.153
50	SLEEP_HRS-Очень малое	-0.131
26	A_COMPL_RATE-Малое	-0.124
11	STUDY_HRS-Среднее	-0.107
14	WL_STYLE-Auditory	-0.107
20	O_COURSES-Среднее	-0.106
23	DISC_PART-No	-0.104
35	ATTEND_RATE-Очень малое	-0.098
37	ATTEND_RATE-Среднее	-0.091
27	A_COMPL_RATE-Среднее	-0.088
45	SOC_MEDIA_TIME-Очень малое	-0.073
48	SOC_MEDIA_TIME-Большое	-0.048
19	O_COURSES-Малое	-0.047
43	STRESS_LVL-Low	-0.046

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    **Inf4**    Inf5    Inf6    Inf7    SWOT-диаграмма





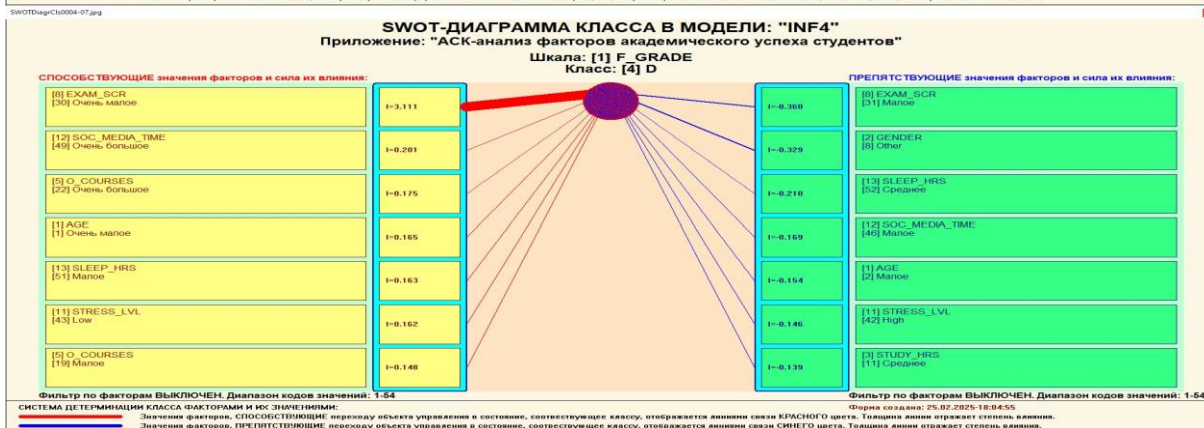
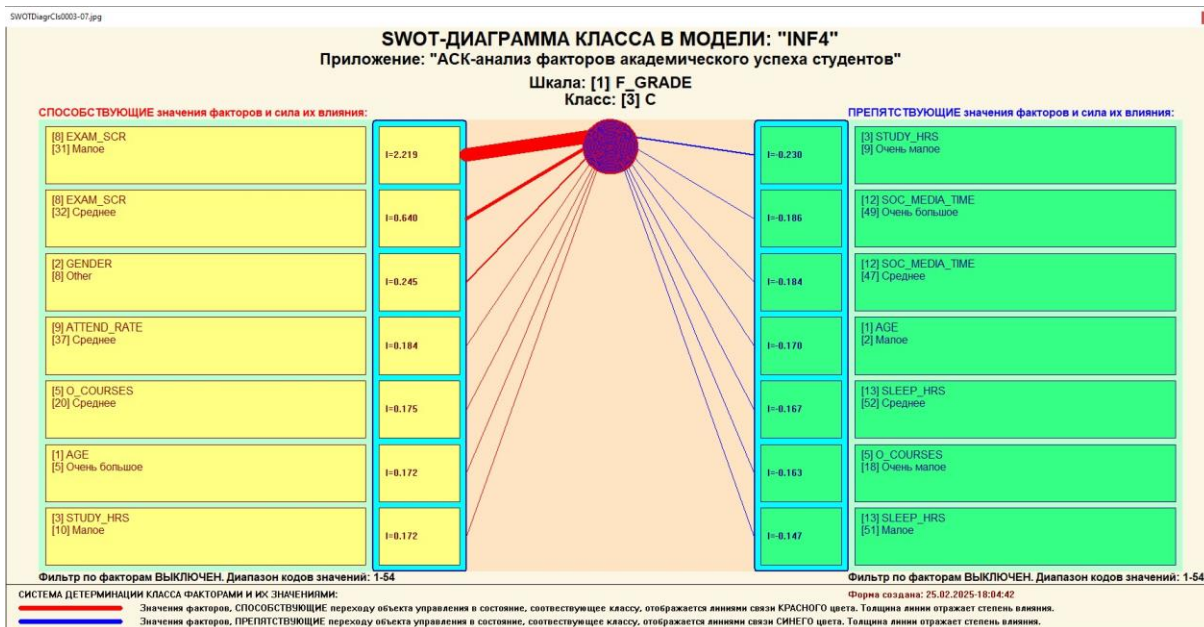
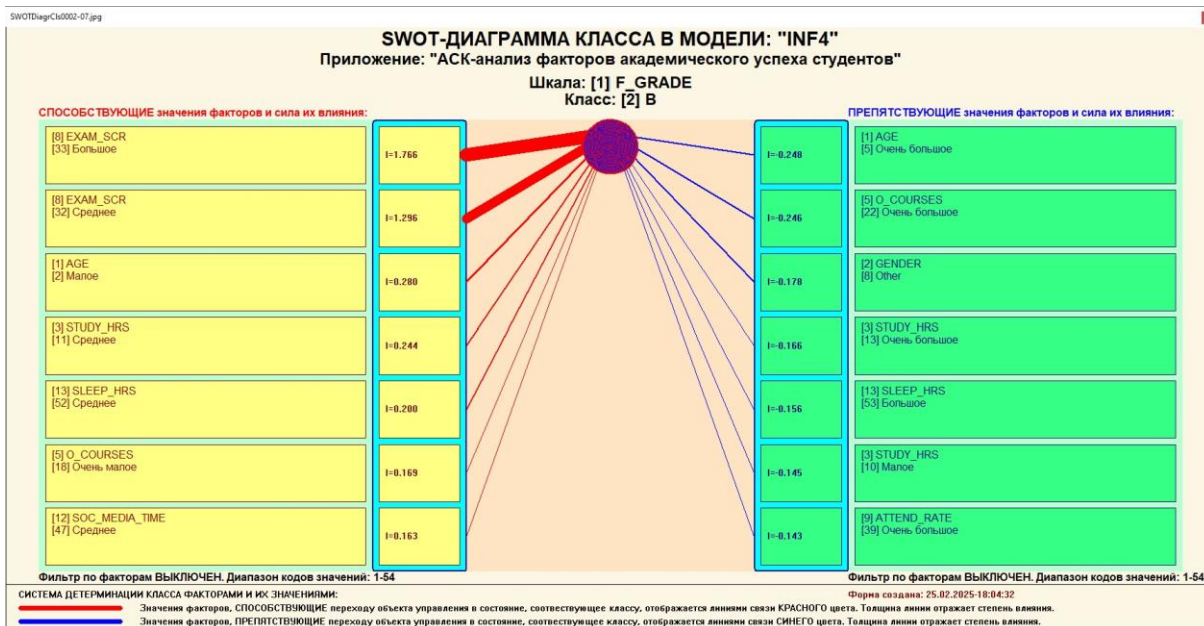


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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

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.

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

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

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

факторов, или они являются взаимоисключающими (альтернативными) по системе детерминации и одновременно недостижимы.

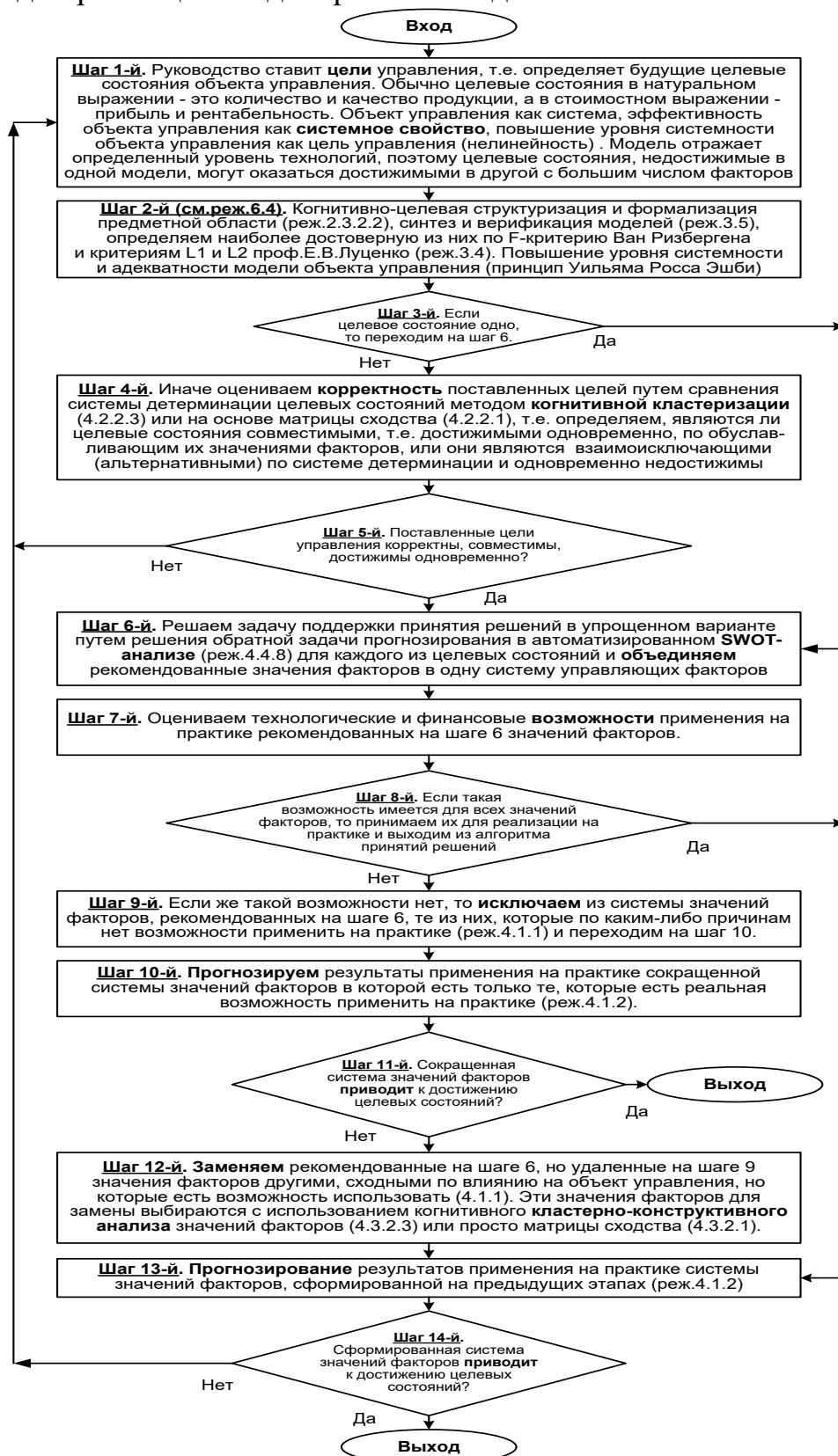


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

**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).

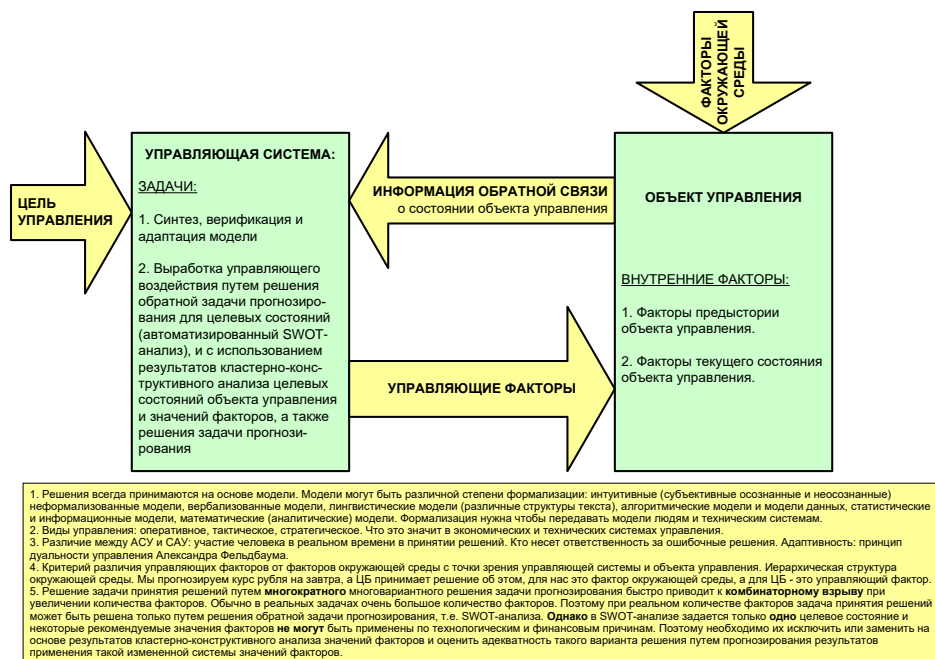
**Шаг 11-й.** Сокращенная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

**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.

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)**

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

шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы «Эйдос».

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

4.4.9 Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

**Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущие состояния**

Код	Наименование значения фактора
1	AGE-Очень малое
2	AGE-Малое
3	AGE-Среднее
4	AGE-Большое
5	AGE-Очень большое
6	GENDER-Female

**SWOT-анализ значения фактора: 1 "AGE-Очень малое" в модели: 7 "INF4"**

**СПОСОБСТВУЕТ:**

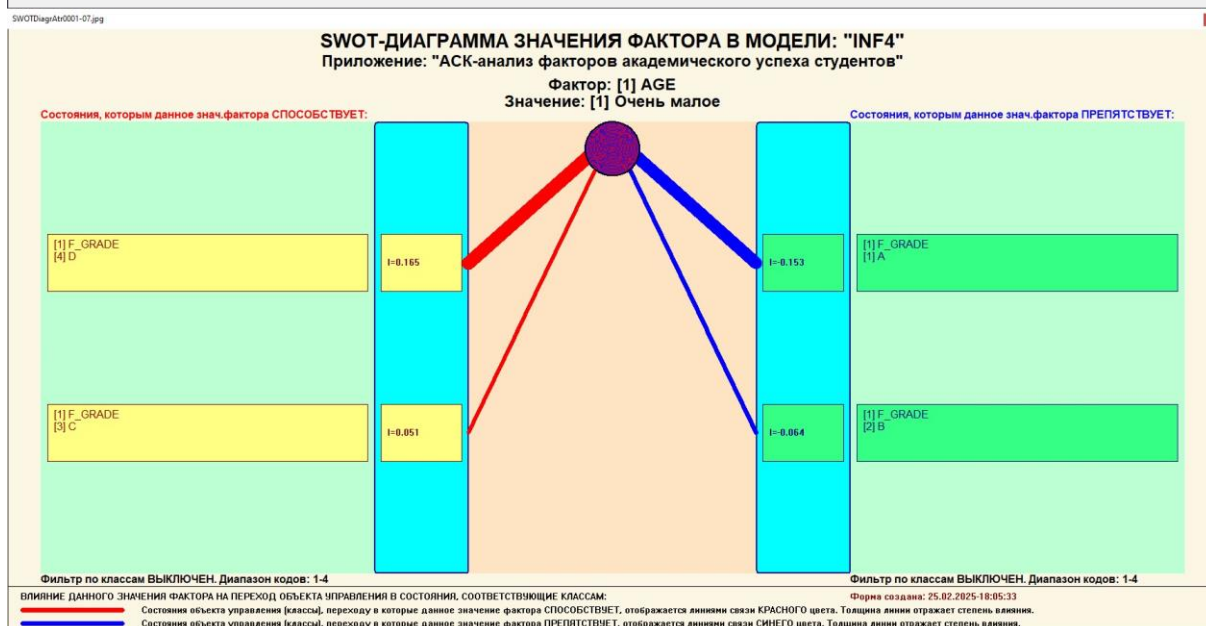
Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
4	F_GRADE-D	0.165
3	F_GRADE-C	0.051

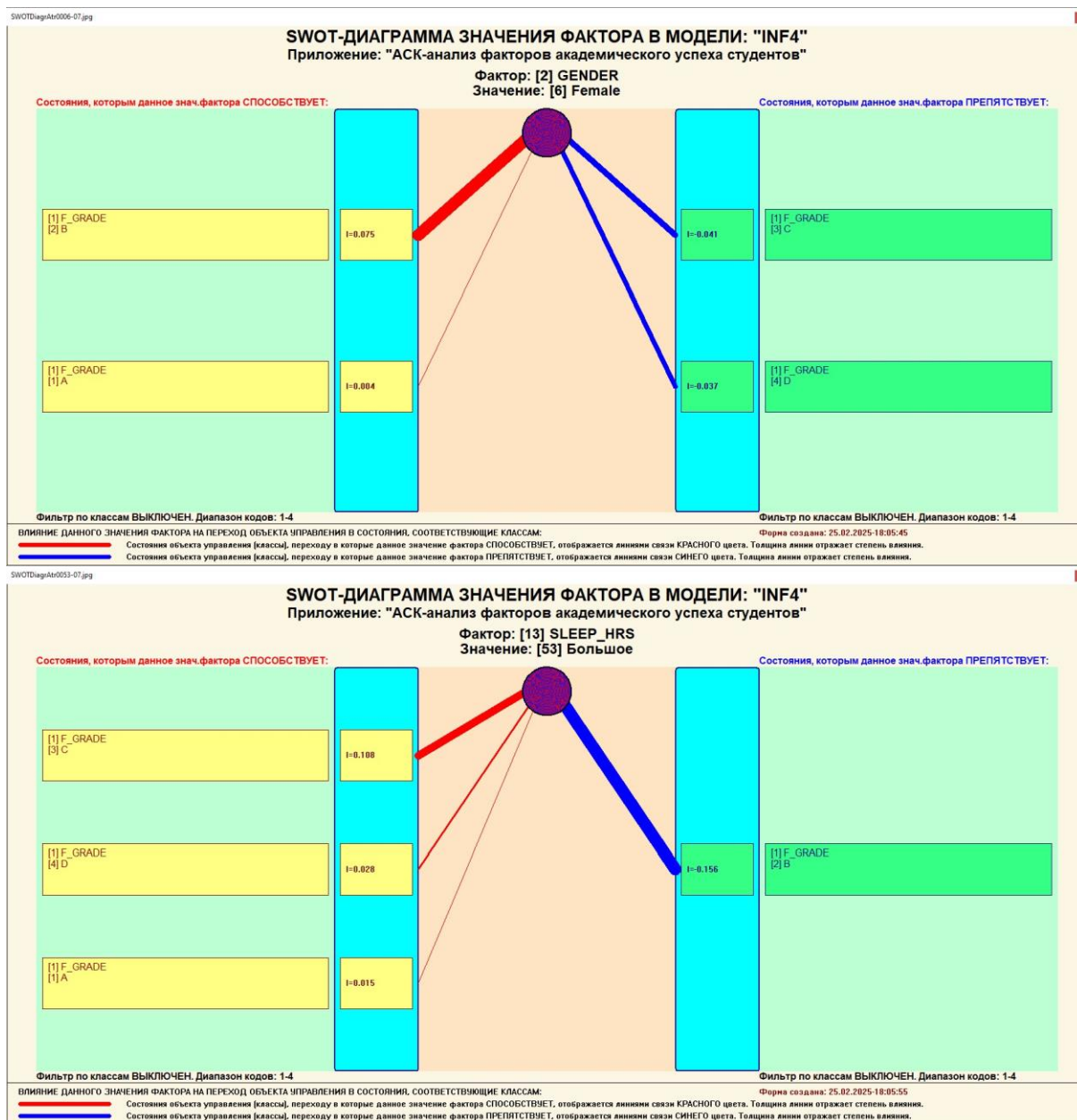
**ПРЕПЯТСТВУЕТ:**

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
1	F_GRADE-A	-0.153
2	F_GRADE-B	-0.064

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

Помощь   Abs   Prc1   Prc2   Inf1   Inf2   Inf3   Inf4   Inf5   Inf6   Inf7   SWOT-диаграмма





**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.

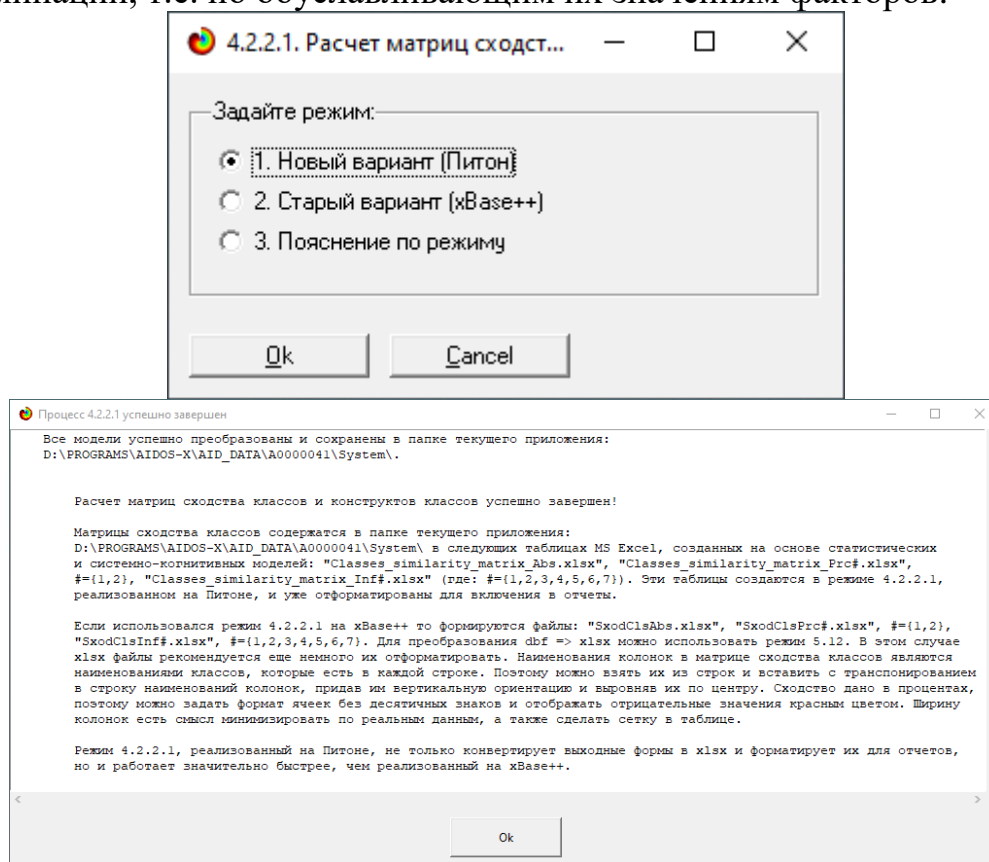
### 3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 11) 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 11) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

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:

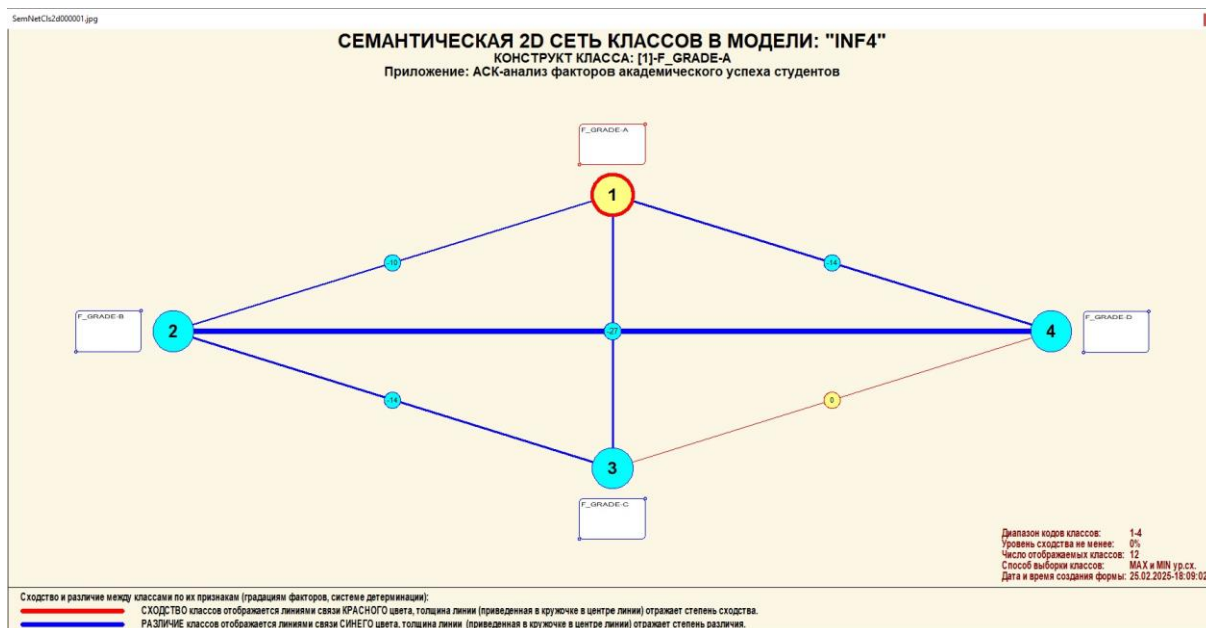


**Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов**

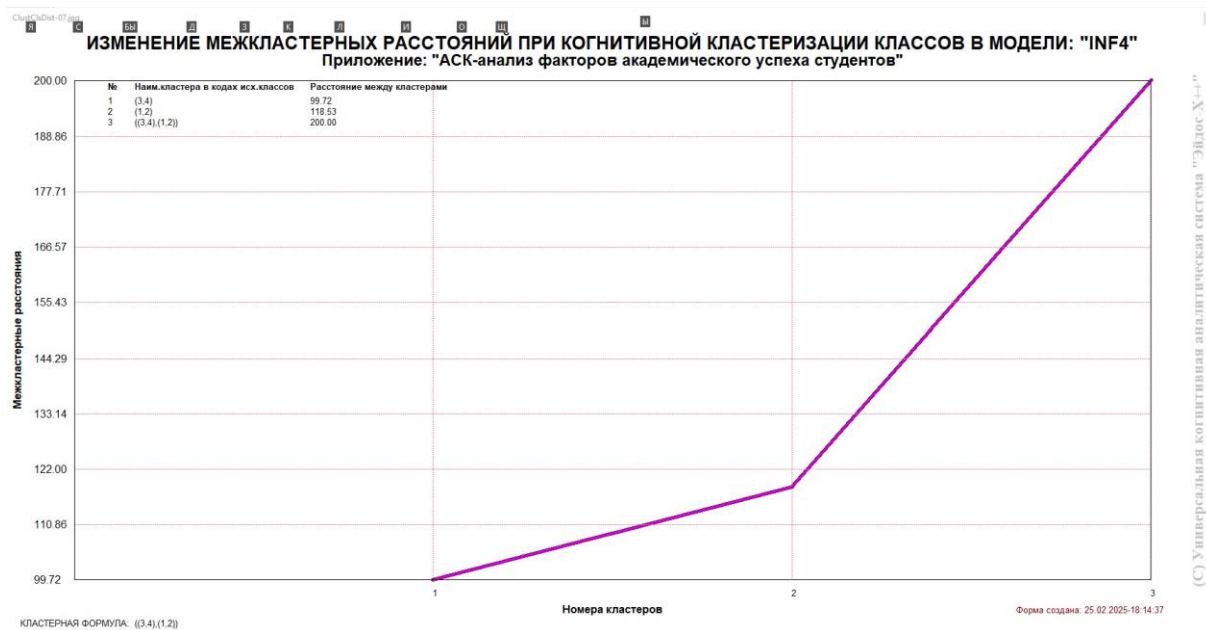
**Таблица 11 – Матрица сходства классов в СК-модели INF4**

	1- F_GRAD E-A	2- F_GRAD E-B	3- F_GRAD E-C	4- F_GRAD E-D
1-F_GRADE-A	100	-10,4579	-13,3691	-13,6712
2-F_GRADE-B	-10,4579	100	-14,3441	-27,1174
3-F_GRADE-C	-13,3691	-14,3441	100	0,283953
4-F_GRADE-D	-13,6712	-27,1174	0,283953	100

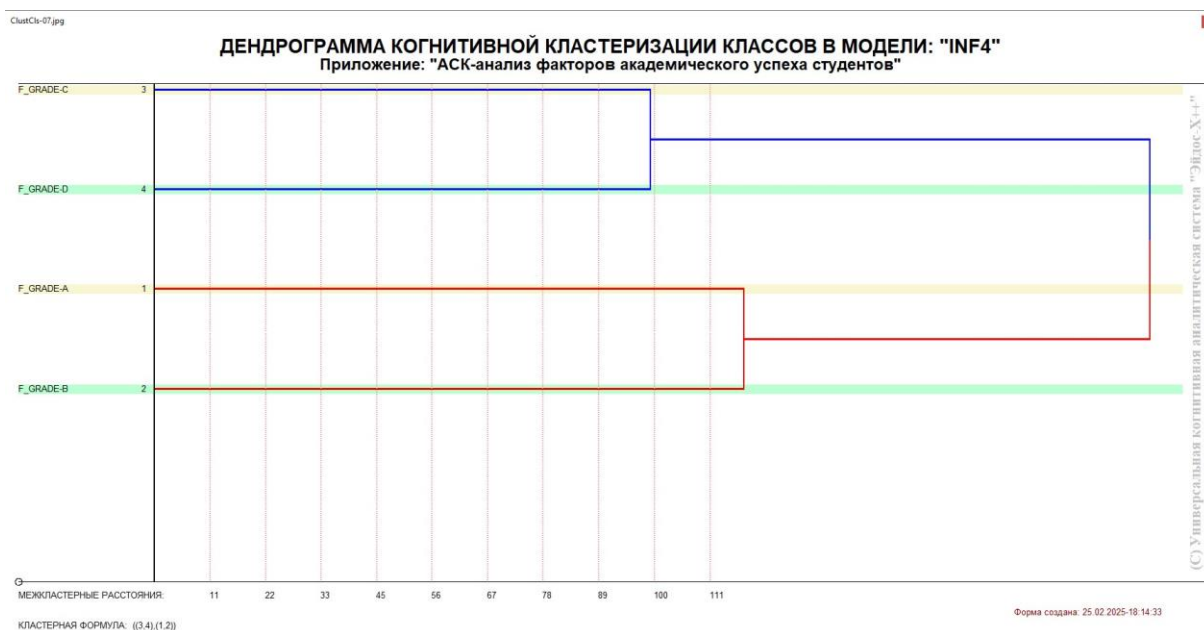




**Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)**



**Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)**



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

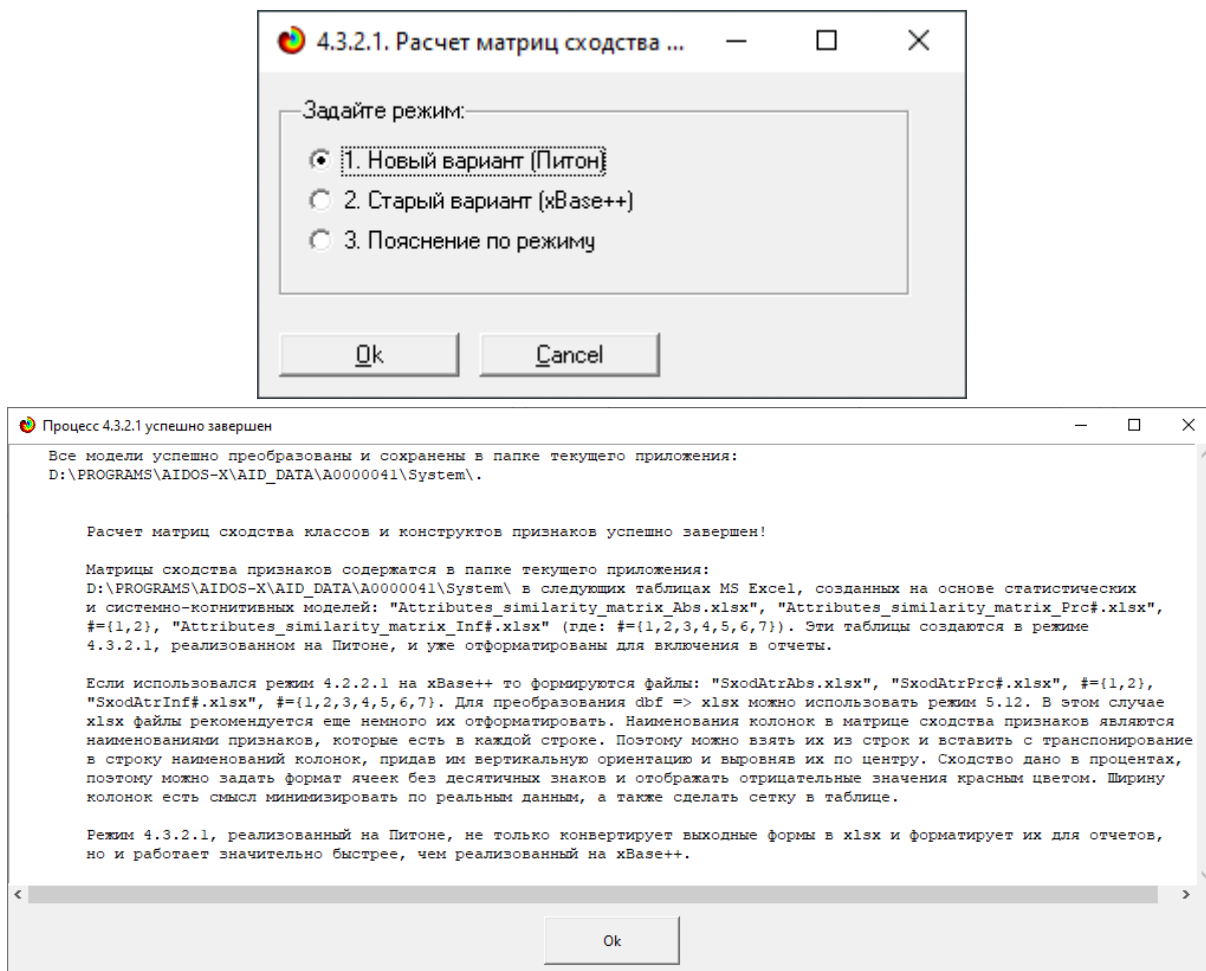
### 3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 12) 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 12) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

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**

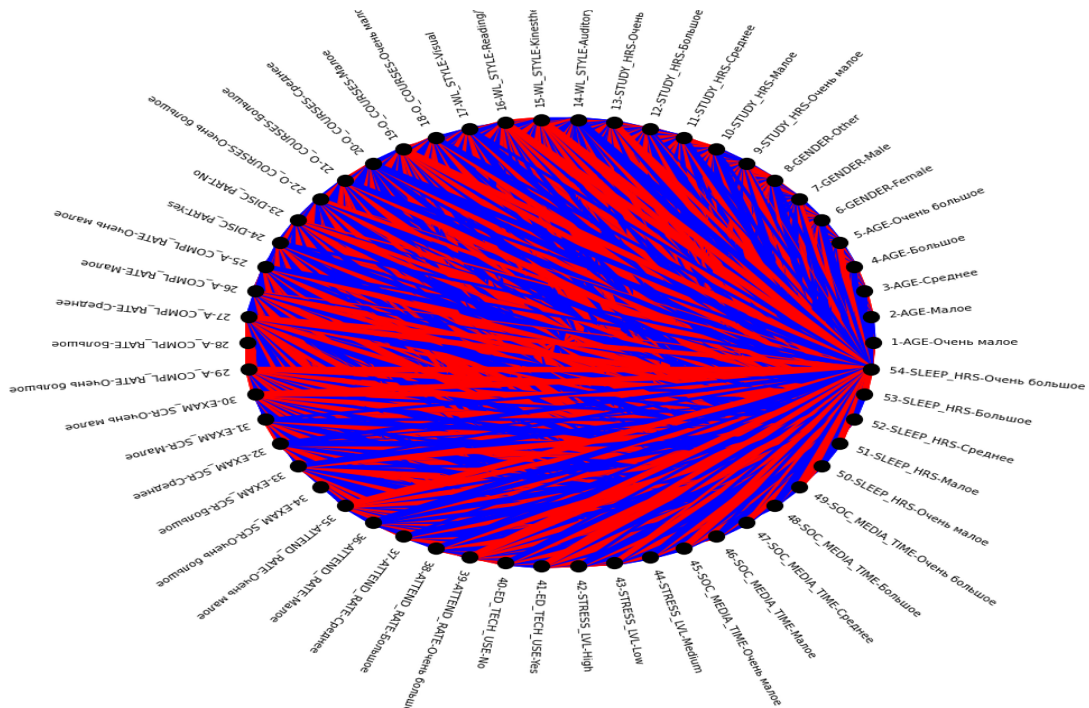
**Таблица 12 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF4 (фрагмент)**

	1 - AGE-Очень малое	2 - AGE-Малое	3 - AGE-Среднее	4 - AGE-Большое	5 - AGE-Очень большое	6 - GENDER-Female
1 - AGE-Очень малое	100	-41,6097	-41,6097	-41,6097	99,63138	-41,6097
2 - AGE-Малое	-41,6097	100	100	100	-44,8898	100
3 - AGE-Среднее	-41,6097	100	100	100	-44,8898	100
4 - AGE-Большое	-41,6097	100	100	100	-44,8898	100
5 - AGE-Очень большое	99,63138	-44,8898	-44,8898	-44,8898	100	-44,8898
6 - GENDER-Female	-41,6097	100	100	100	-44,8898	100



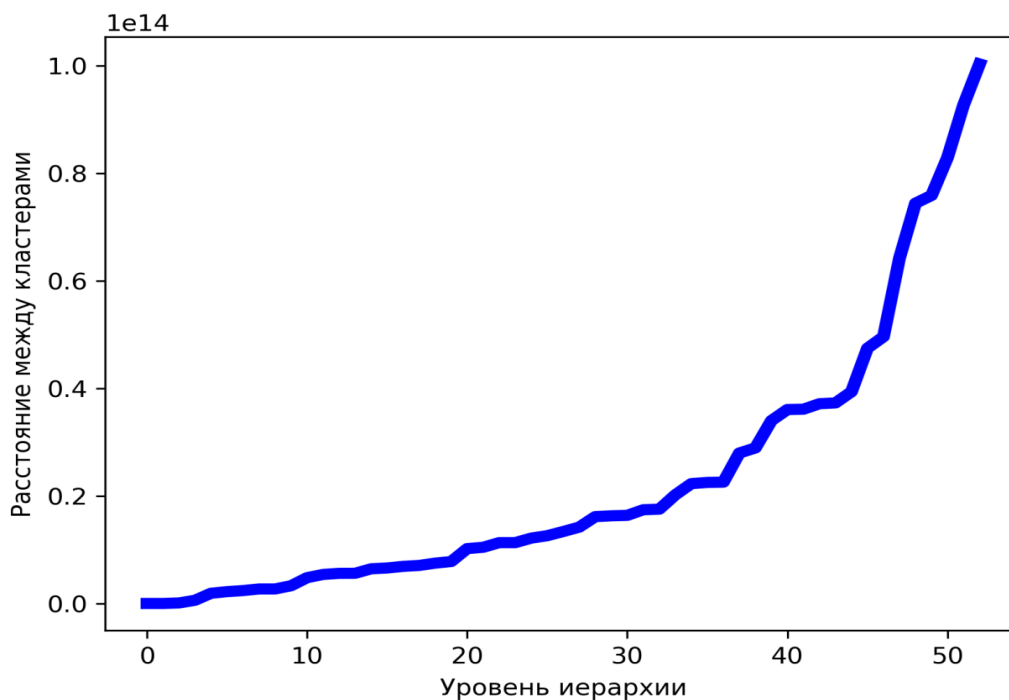
Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF4 (режим 4.3.2.2)

КРУГОВАЯ КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СХОДСТВА ПРИЗНАКОВ  
 (С\*) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами  
 Дата и время создания диаграммы: 2025-02-27 12:36:42.554110

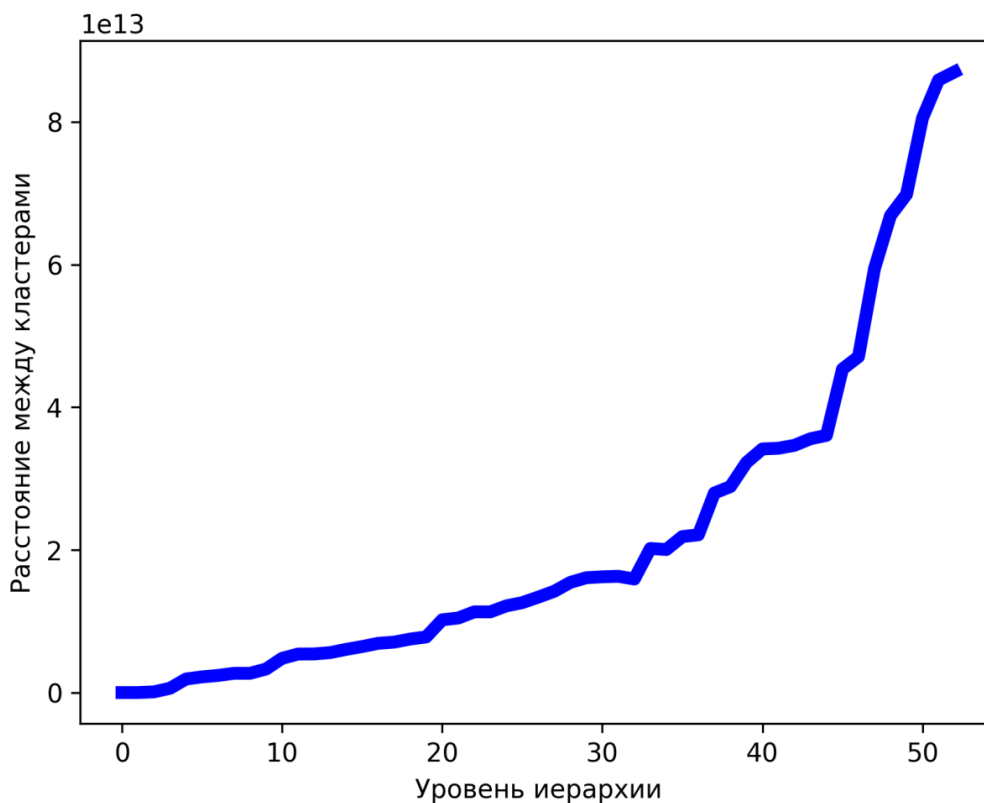


**ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ ДЕНДРОГРАММЫ ПРИЗНАКОВ**

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
Дата и время создания формы: 2025-02-27 12:36:39.635837

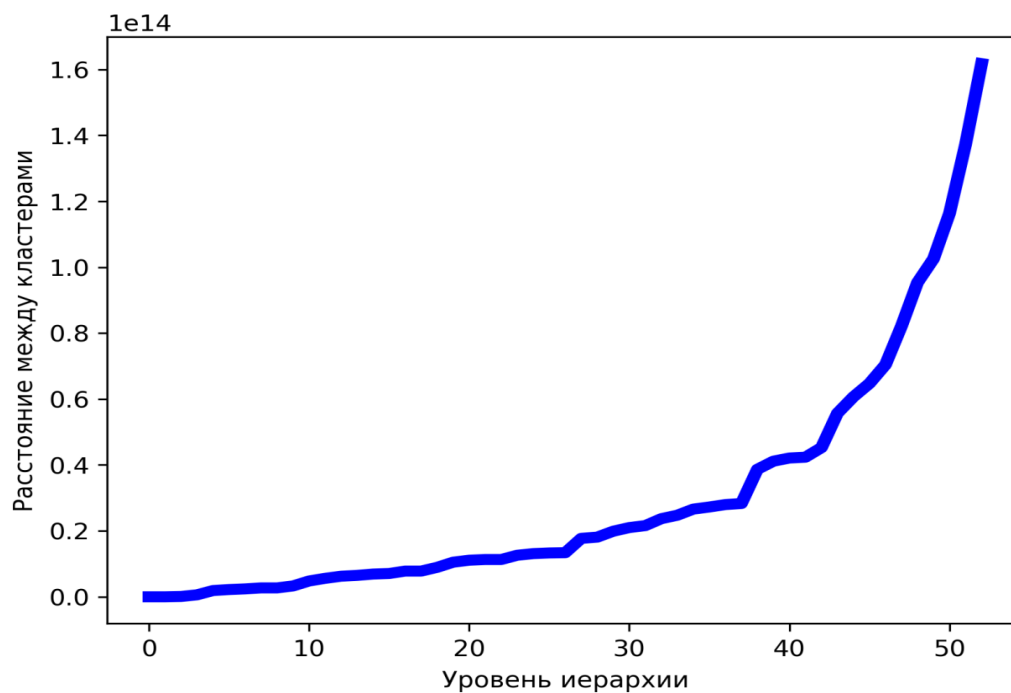
**ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ ДЕНДРОГРАММЫ ПРИЗНАКОВ**

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
Дата и время создания формы: 2025-02-27 12:36:39.635837

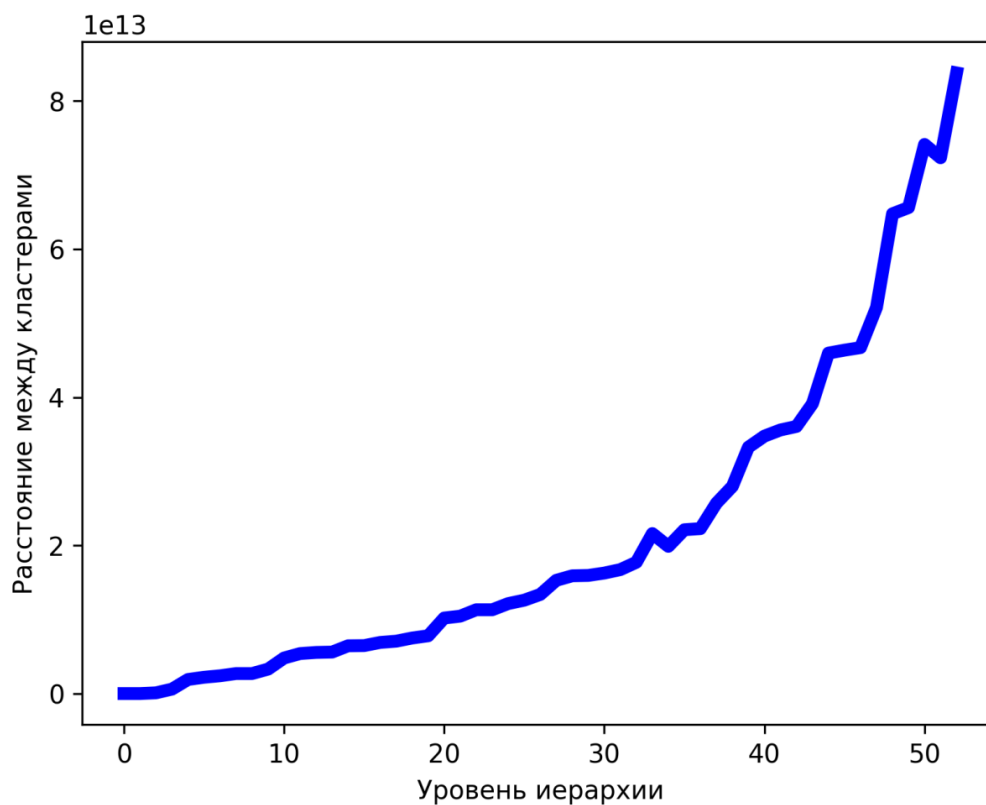


**ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ ДЕНДРОГРАММЫ ПРИЗНАКОВ**

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
Дата и время создания формы: 2025-02-27 12:36:39.635837

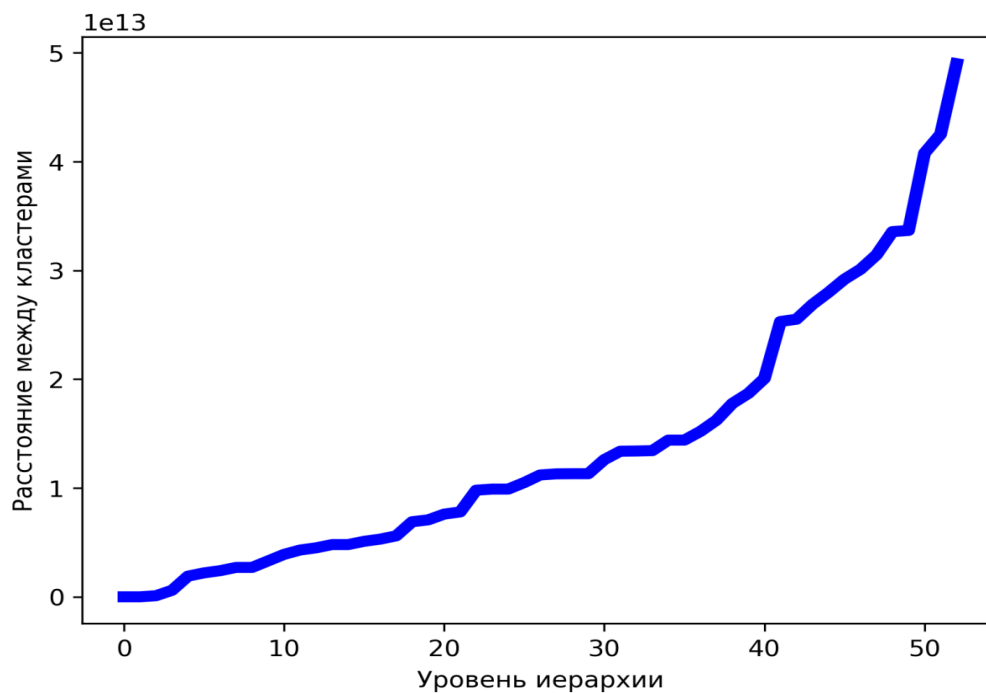
**ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ ДЕНДРОГРАММЫ ПРИЗНАКОВ**

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
Дата и время создания формы: 2025-02-27 12:36:39.635837



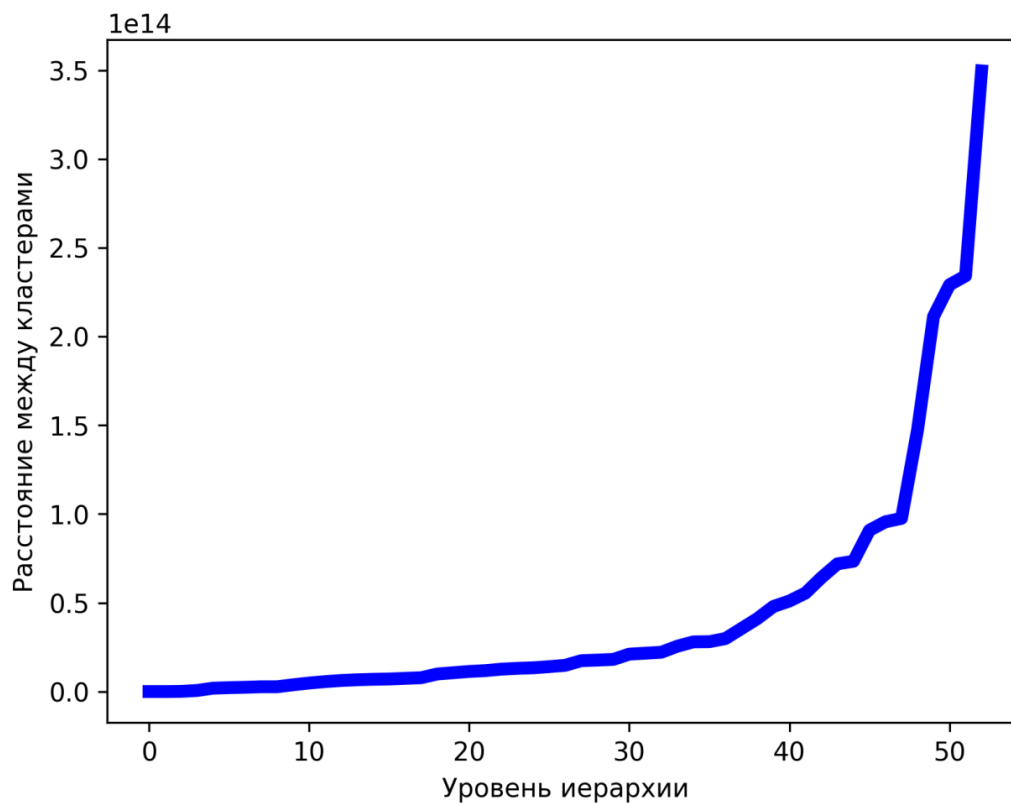
**ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ ДЕНДРОГРАММЫ ПРИЗНАКОВ**

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
 Дата и время создания формы: 2025-02-27 12:36:39.635837



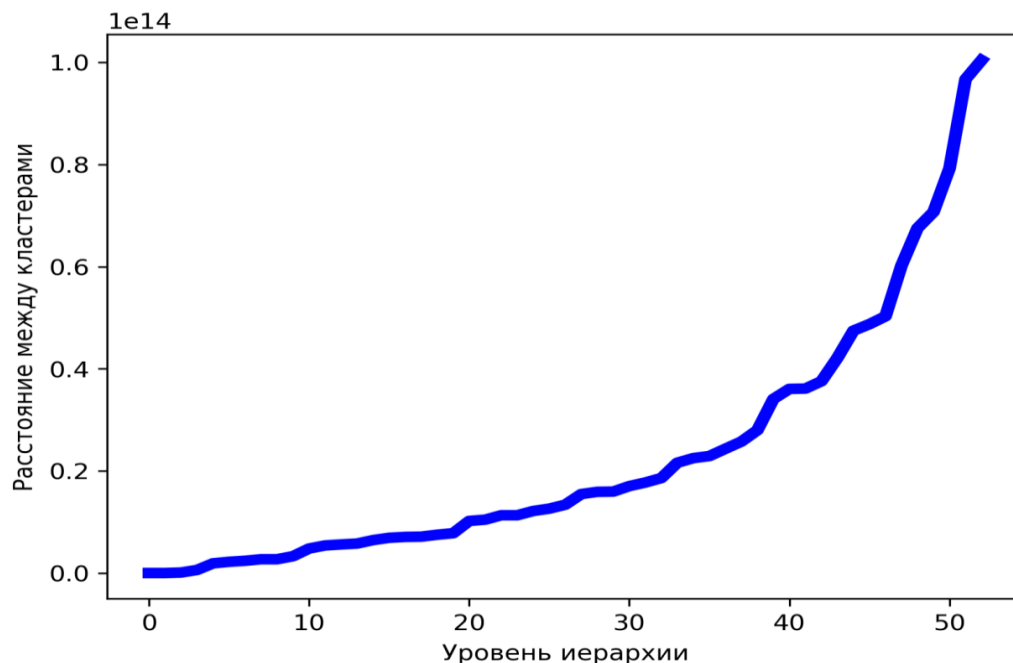
**ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ ДЕНДРОГРАММЫ ПРИЗНАКОВ**

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
 Дата и время создания формы: 2025-02-27 12:36:39.635837



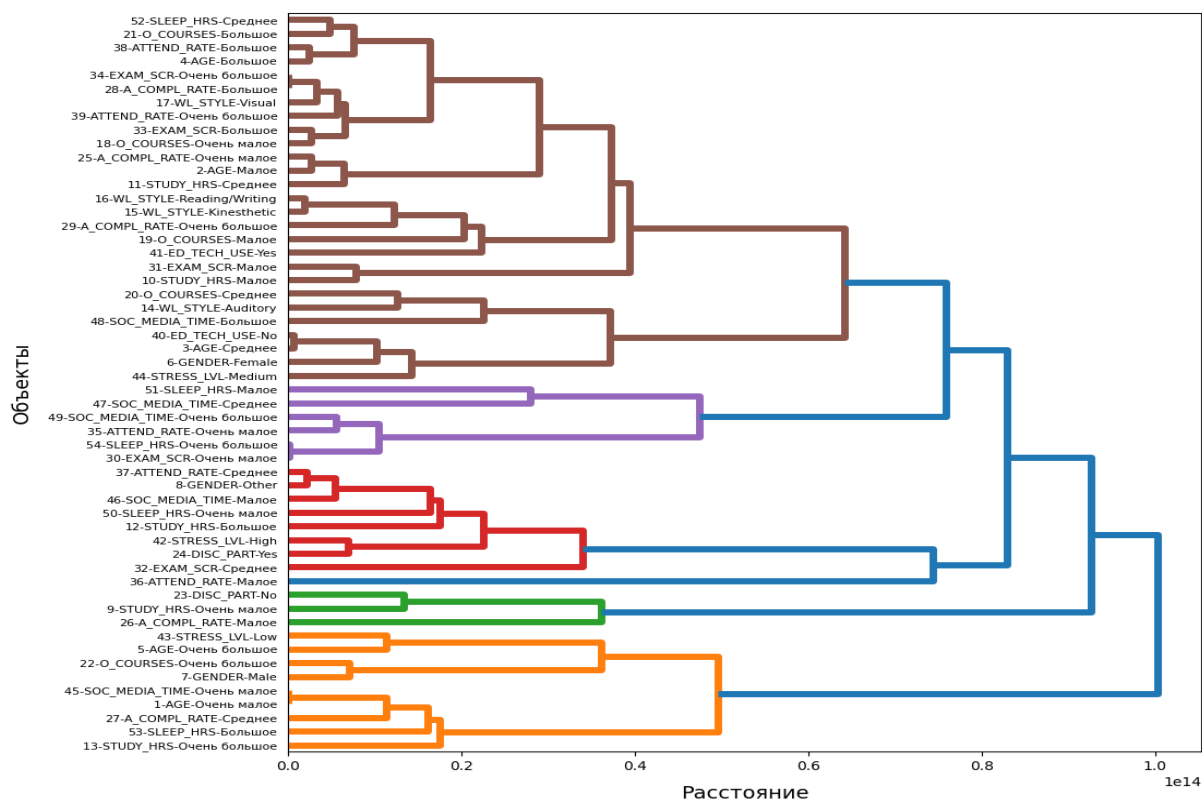
### ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ ДЕНДРОГРАММЫ ПРИЗНАКОВ

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
 Дата и время создания формы: 2025-02-27 12:36:39.635837



### ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

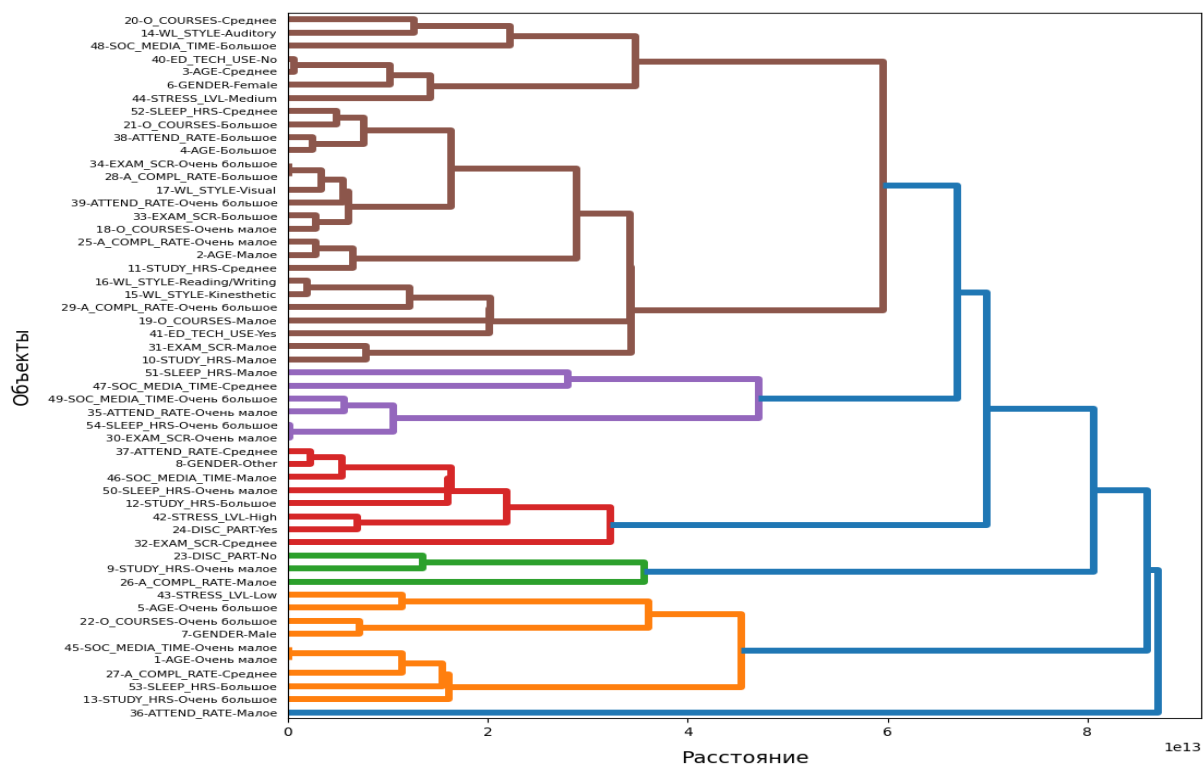
(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами  
 Метод кластеризации: average  
 Дата и время создания дендрогаммы: 2025-02-27 12:36:51.168846





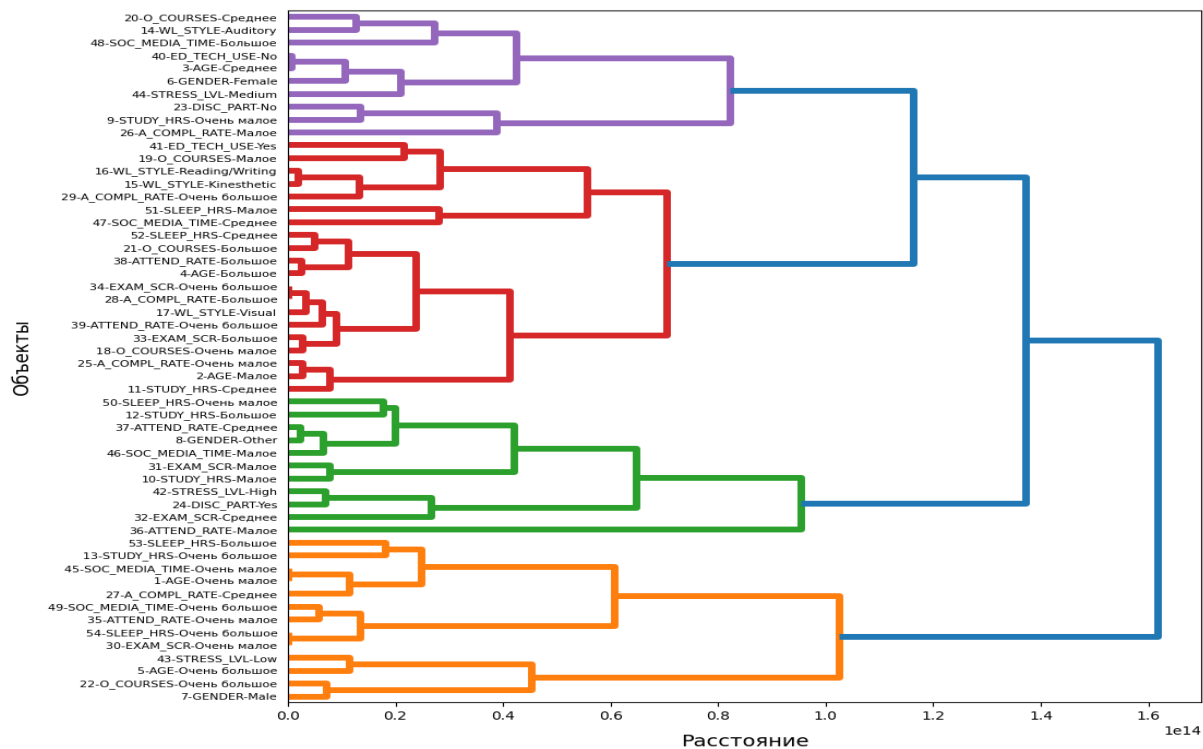
### ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами  
 Метод кластеризации: centroid  
 Дата и время создания дендрограммы: 2025-02-27 12:36:53.894168



### ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами  
 Метод кластеризации: complete  
 Дата и время создания дендрограммы: 2025-02-27 12:36:49.898629



### ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

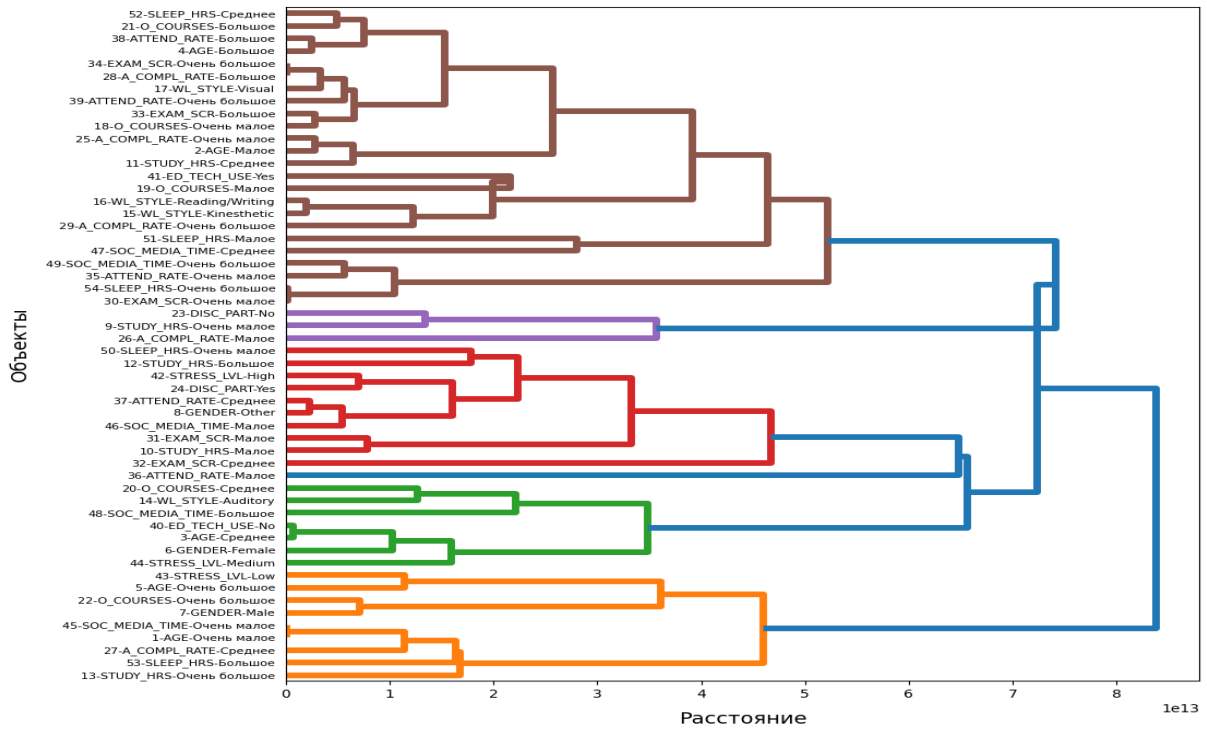
(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'

Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов

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

Метод кластеризации: median

Дата и время создания дендрограммы: 2025-02-27 12:36:55.178377



### ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

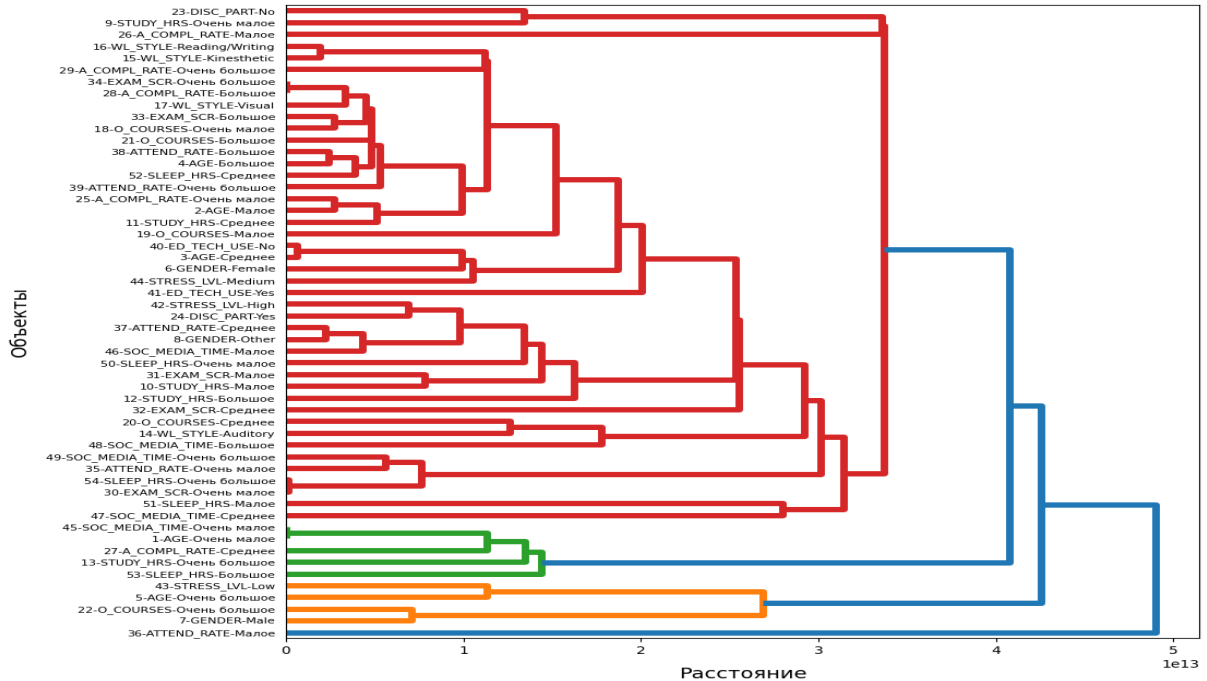
(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'

Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов

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

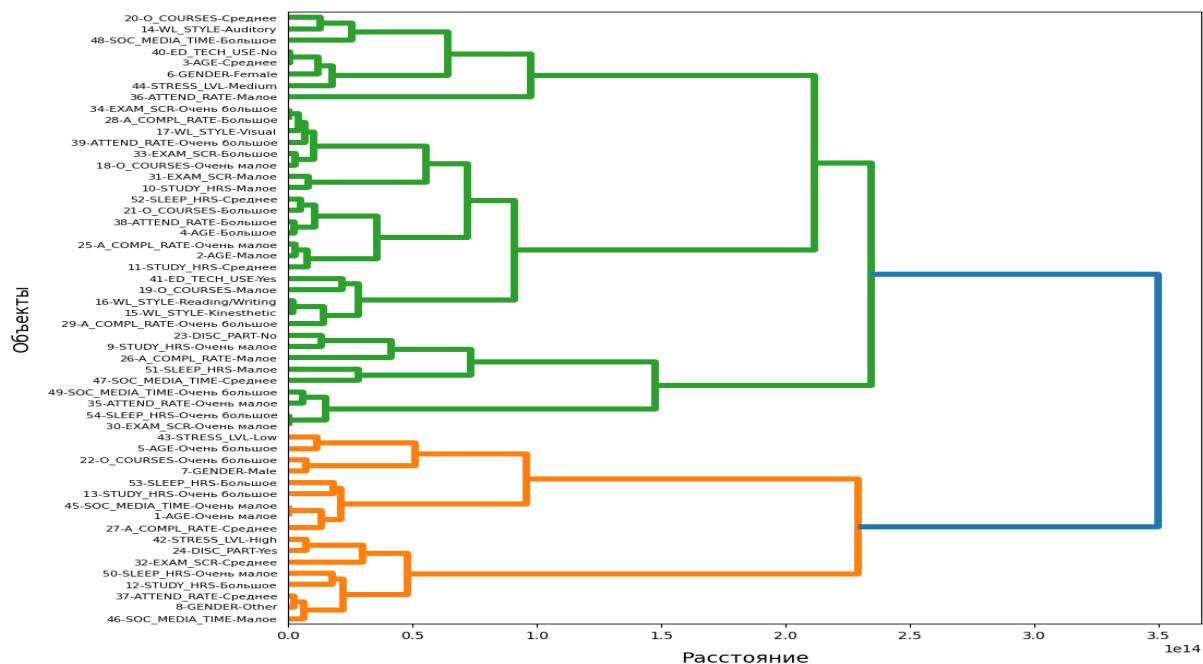
Метод кластеризации: single

Дата и время создания дендрограммы: 2025-02-27 12:36:48.592433



### ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами  
 Метод кластеризации: ward  
 Дата и время создания дендрограммы: 2025-02-27 12:36:56.447596



### ДЕНДРОГРАММА АГЛОМЕРАТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ

(С°) Персональная интеллектуальная on-line среда 'Эйдос'  
 Приложение: АСК-анализ факторов академического успеха студентов  
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами  
 Метод кластеризации: weighted  
 Дата и время создания дендрограммы: 2025-02-27 12:36:52.421076

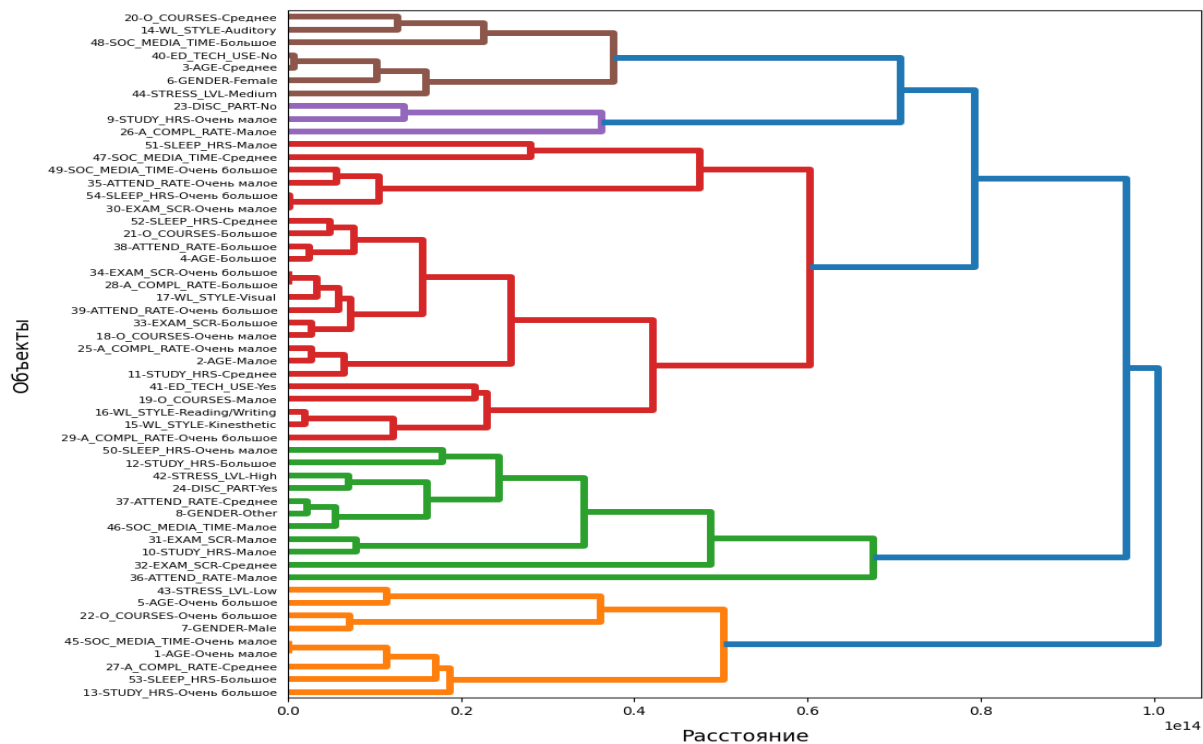


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)



Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

### 3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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.

4.4.10.Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	F_GRADE-A
2	F_GRADE-B
3	F_GRADE-C
4	F_GRADE-D

Подготовка визуализации нейрона:1 "F\_GRADE-A" в модели:7 "INF4"

**АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
34	EXAM_SCR-Очень большое	3.061
33	EXAM_SCR-Большое	0.273
8	GENDER-Other	0.243
52	SLEEP_HRS-Среднее	0.183
42	STRESS_LVL-High	0.157
39	ATTEND_RATE-Очень большое	0.102
46	SOC_MEDIA_TIME-Малое	0.102
18	O_COURSES-Очень малое	0.099
29	A_COMPL_RATE-Очень большое	0.094
17	WL_STYLE-...	0.090

**ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
1	AGE-Очень малое	-0.153
50	SLEEP_HRS-Очень малое	-0.131
26	A_COMPL_RATE-Малое	-0.124
11	STUDY_HRS-Среднее	-0.107
14	WL_STYLE-Auditory	-0.107
20	O_COURSES-Среднее	-0.106
23	DISC_PART-No	-0.104
35	ATTEND_RATE-Очень малое	-0.098
37	ATTEND_RATE-Среднее	-0.091
27	A_COMPL_RATE-Среднее	0.090

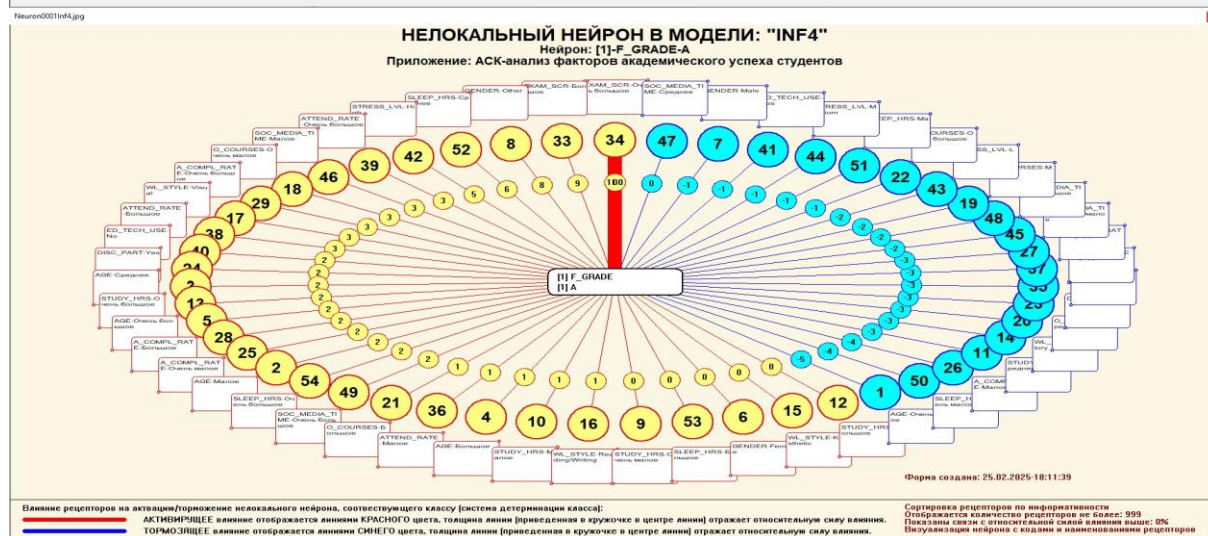
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999  
Минимальный вес коэф. отображаемых рецепторов: 0,000

Сортировать рецепторы:  
 по информативности  
 по модулю информативности

Отображать рецепторы:  
 с наименованиями  
 только с кодами



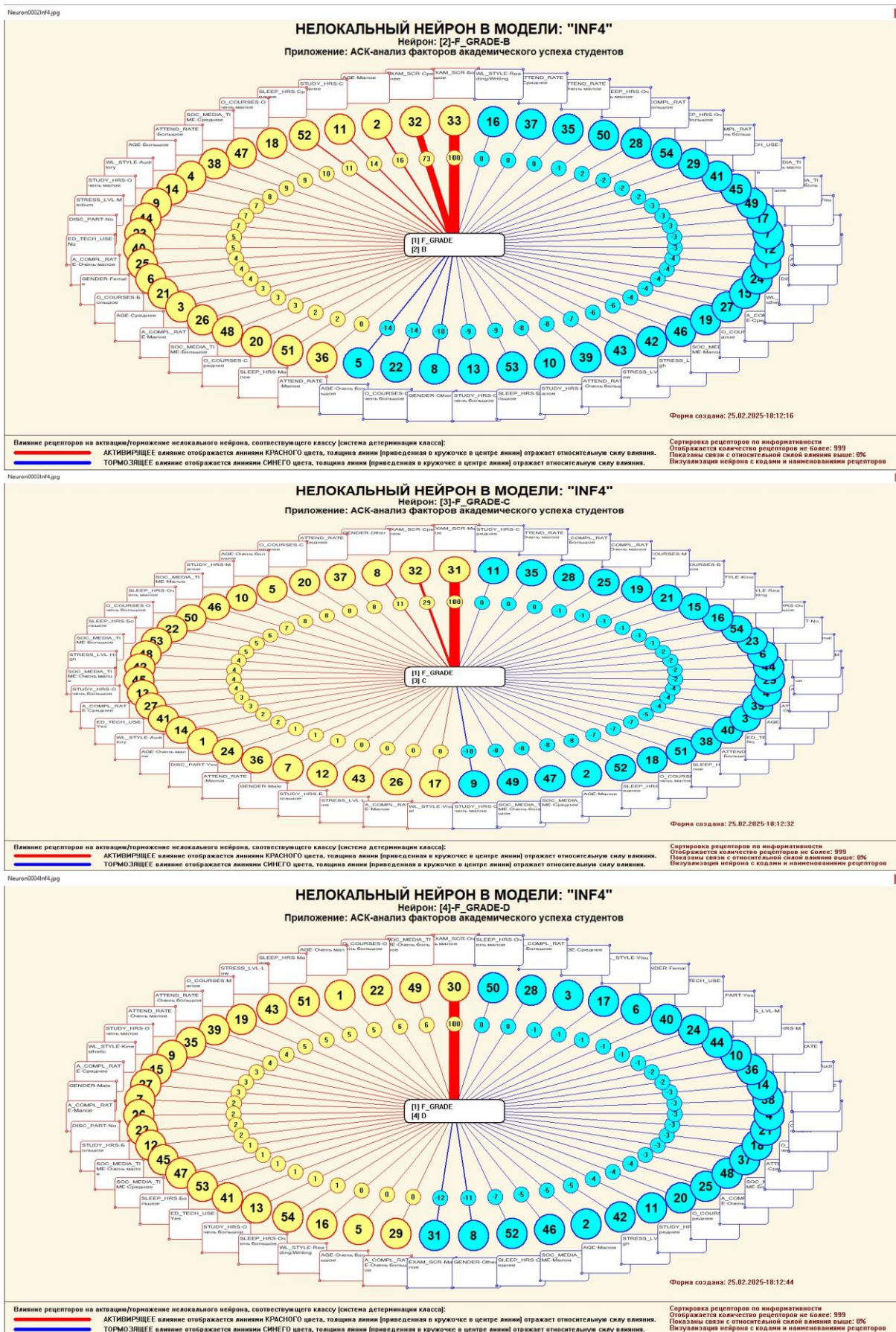


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

### 3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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.

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

**Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети**

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	F_GRADE-A
<input type="checkbox"/>	2	F_GRADE-B
<input checked="" type="checkbox"/>	3	F_GRADE-C
<input type="checkbox"/>	4	F_GRADE-D

Помощь    Максимальное количество отображаемых нейронов:     ClearSet    Диапазон кодов отображаемых нейронов:    
 Максимальное количество отображаемых связей:     Диапазон кодов отображаемых рецепторов:

**Подготовка визуализации нейрона:1 "F\_GRADE-A" в модели:7 "INF4"**

**АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
34	EXAM_SCR-Очень большое	3.061
33	EXAM_SCR-Большое	0.273
8	GENDER-Other	0.243
52	SLEEP_HRS-Среднее	0.183
42	STRESS_LVL-High	0.157
39	ATTEND_RATE-Очень большое	0.102
46	SOC_MEDIA_TIME-Малое	0.102
18	O_COURSES-Очень малое	0.099
29	A_COMPL_RATE-Очень большое	0.094
17	WL_STYLE-M...	0.092

**ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
1	AGE-Очень малое	-0.153
50	SLEEP_HRS-Очень малое	-0.131
26	A_COMPL_RATE-Малое	-0.124
11	STUDY_HRS-Среднее	-0.107
14	WL_STYLE-Auditory	-0.107
20	O_COURSES-Среднее	-0.106
23	DISC_PART-No	-0.104
35	ATTEND_RATE-Очень малое	-0.098
37	ATTEND_RATE-Среднее	-0.091
27	A_COMPL_RATE-Среднее	0.090

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

**НейроСеть**    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    **Inf4**    Inf5    Inf6    Inf7

Максимальное количество отображаемых рецепторов:   
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.:

Сортировать связи:  
 по модулю информативности  
 по информативности и знаку

Отображать наименования:  
 нейронов  
 рецепторов

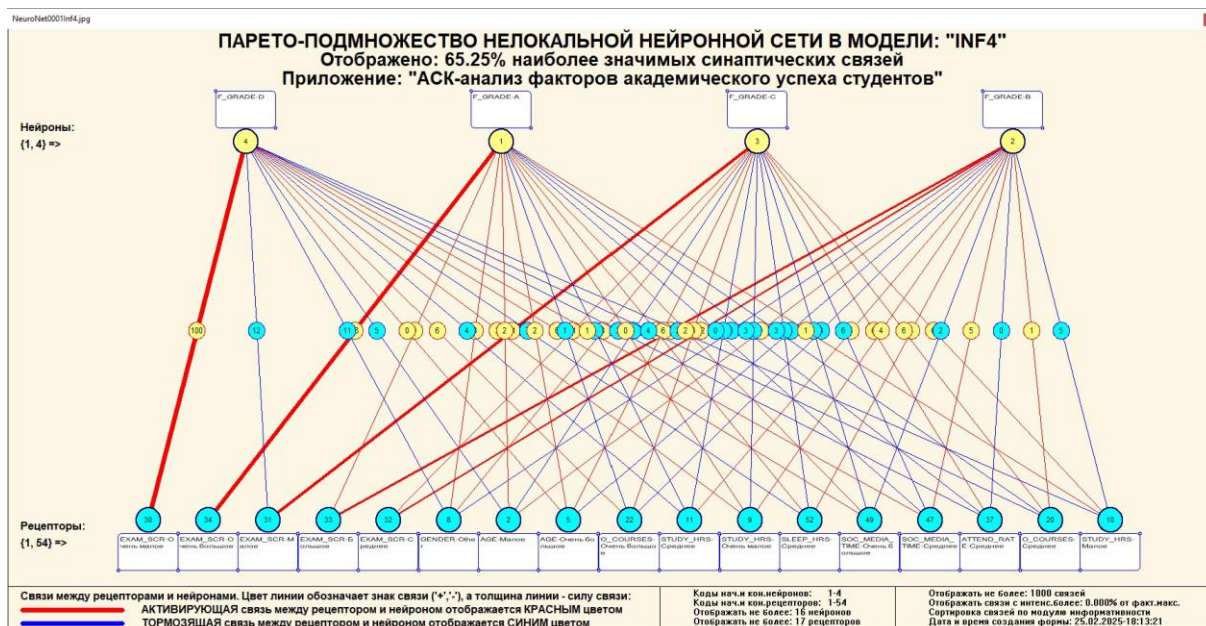


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF4

### 3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

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).

4.4.12. Отображение Парето-подмножеств одного слоя интегральной когнитивной карты в системе "Эйдос"

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	F_GRADE-A	
2	F_GRADE-B	
3	F_GRADE-C	
4	F_GRADE-D	

Помощь    Максимальное количество отображаемых нейронов: 16    ClearSet    Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 4  
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000    Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 54

Подготовка визуализации нейрона: 1 "F\_GRADE-A" в модели: 7 "INF4"

**АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
34	EXAM_SCR-Очень большое	3.061
33	EXAM_SCR-Большое	0.273
8	GENDER-Other	0.243
52	SLEEP_HRS-Среднее	0.183
42	STRESS_LVL-High	0.157
39	ATTEND_RATE-Очень большое	0.102
46	SOC_MEDIA_TIME-Малое	0.102
18	O_COURSES-Очень малое	0.099
29	A_COMPL_RATE-Очень большое	0.094
17	WL_STYLE-Auditory	0.092

**ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
1	AGE-Очень малое	-0.153
50	SLEEP_HRS-Очень малое	-0.131
26	A_COMPL_RATE-Малое	-0.124
11	STUDY_HRS-Среднее	-0.107
14	WL_STYLE-Auditory	-0.107
20	O_COURSES-Среднее	-0.106
23	DISC_PART-No	-0.104
35	ATTEND_RATE-Очень малое	-0.098
37	ATTEND_RATE-Среднее	-0.091
37	A_COMPL_RATE-Среднее	-0.090

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Когн. карта    Максимальное количество отображаемых рецепторов: 17    Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0.000

Сортировать связи:  
 по модулю информативности     отображать наименования:  
 по информативности и знаку     нейронов  
 рецепторов



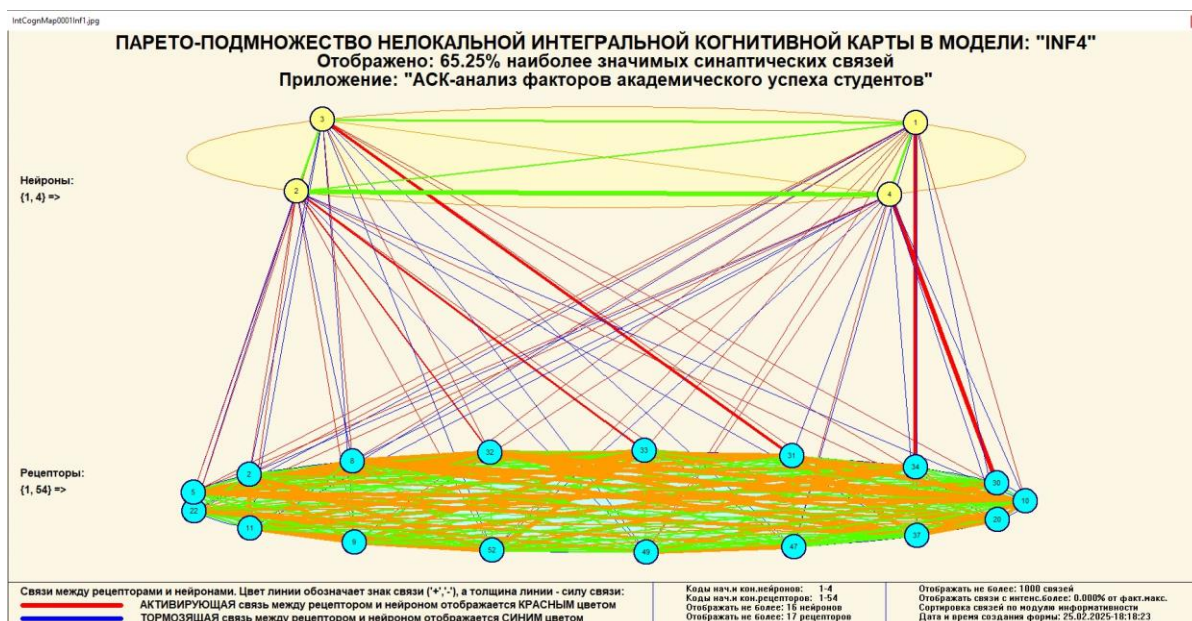


Рисунок 33. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

В 2d-когнитивных диаграммах сравнения классов по системе их детерминации видно, насколько сходны или насколько отличаются друг от друга классы по значениям обуславливающих их факторов.

Однако мы не видим из этой диаграммы, чем именно конкретно сходны и чем именно отличаются эти классы по значениям обуславливающих их факторов.

Это мы можем увидеть из когнитивной диаграммы содержательного сравнения классов, которая отображается в режиме 4.2.3 системы «Эйдос».

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых, может быть, одним из первых писал Дьердь Пойа. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521<sup>11</sup>. Позже об этом писалось в работе [3]<sup>12</sup> и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

#### Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

Допустим нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (признаков)

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

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

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.

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы:  
**Задайте коды двух классов, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее**

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАСС
1	F_GRADE-A
2	F_GRADE-B
3	F_GRADE-C
4	F_GRADE-D

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы:  
**Задайте коды двух описательных шкал, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее**

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬН	1	54
1	AGE	1	5
2	GENDER	6	8
3	STUDY_HRS	9	13
4	WL_STYLE	14	17
5	O_COURSES	18	22

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:  
 Abs  Prc1  Prc2  Inf1  Inf2  Inf3  Inf4  Inf5  Inf6  Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:  
**Класс для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАСС**  
**Класс для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАСС**  
**Описат.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬН**  
**Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬН**  
**Модели, заданные для расчета: Inf4**

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:  
 Показать все диаграммы с остановкой  
 Записать все диаграммы без показа

---

**КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF4"**  
**Приложение: "АСК-анализ факторов академического успеха студентов"**  
**Сход./разл.классов: -14.344%**

Кл.шкала: [1] F\_GRADE  
Класс: [3] C

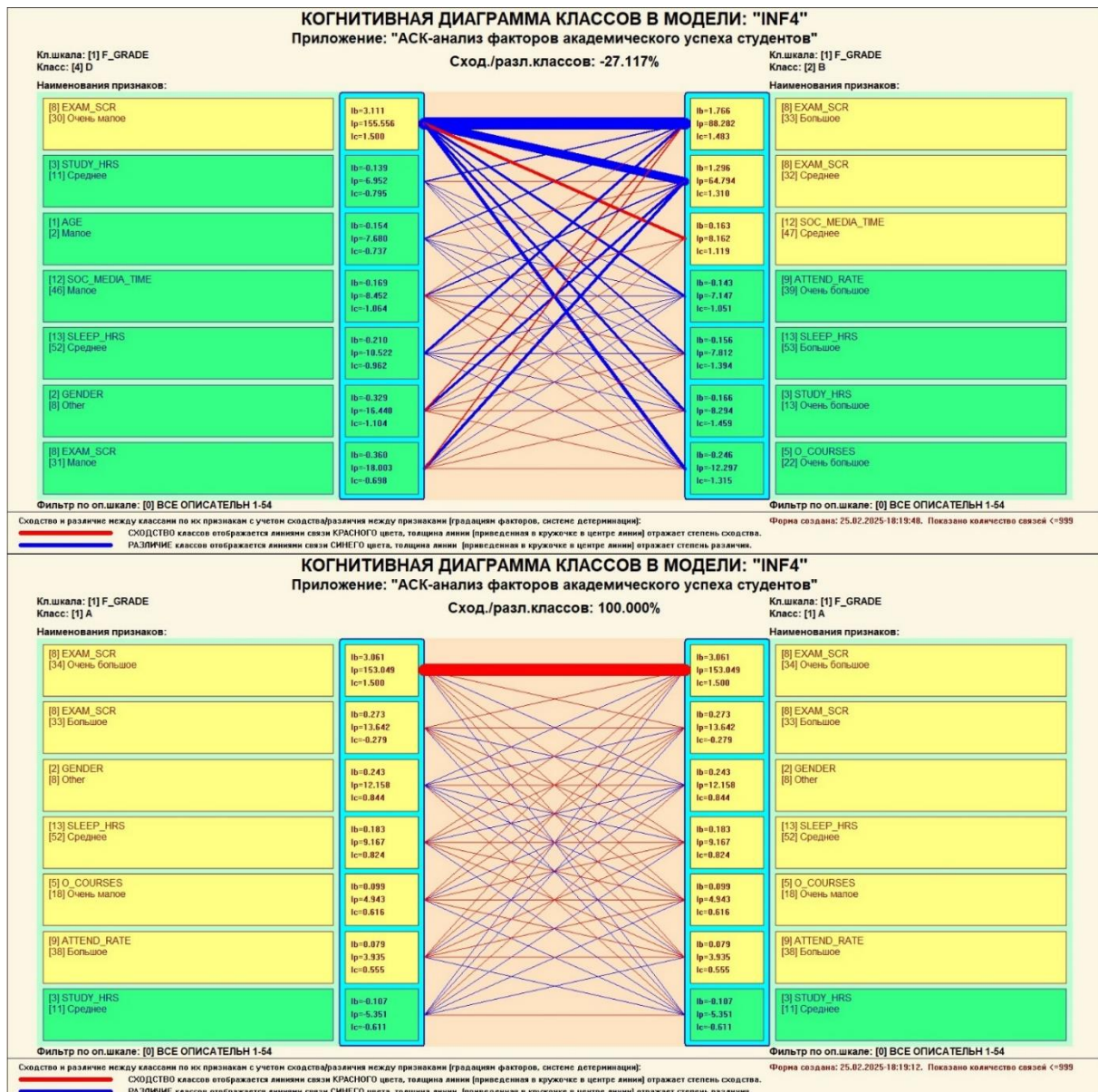
Наименования признаков:

[8] EXAM_SCR [31] Малое	Ib=2.219 Ip=110.972 Ic=1.484	[8] EXAM_SCR [33] Большое	Ib=1.766 Ip=88.282 Ic=1.483
[8] EXAM_SCR [32] Среднее	Ib=0.640 Ip=31.989 Ic=0.252	[8] EXAM_SCR [32] Среднее	Ib=1.296 Ip=64.794 Ic=1.310
[2] GENDER [8] Other	Ib=0.245 Ip=12.253 Ic=0.850	[12] SOC_MEDIA_TIME [46] Малое	Ib=-0.100 Ip=-5.004 Ic=-0.622
[5] O_COURSES [18] Очень малое	Ib=-0.163 Ip=-0.132 Ic=-1.847	[11] STRESS_LVL [42] High	Ib=-0.105 Ip=-5.242 Ic=-0.703
[13] SLEEP_HRS [32] Среднее	Ib=-0.167 Ip=-0.335 Ic=-0.764	[3] STUDY_HRS [10] Малое	Ib=-0.145 Ip=-7.242 Ic=-1.057
[1] AGE [2] Малое	Ib=-0.170 Ip=-0.506 Ic=-0.815	[2] GENDER [6] Other	Ib=-0.178 Ip=-8.896 Ic=-0.590
[3] STUDY_HRS [9] Очень малое	Ib=-0.230 Ip=-11.504 Ic=-1.435	[1] AGE [5] Очень большое	Ib=-0.248 Ip=-12.382 Ic=-1.383

Фильтр по оп.шкале: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬН 1-54

Сходство и различие между классами по их признакам с учетом сходства/различия между признаками (градации факторов, система детерминации):  
— СХОДСТВО классов отображается линиями связи КРАСНОГО цвета, толщина линии (приведенная в кружочек в центре линии) отражает степень сходства.  
— РАЗЛИЧИЕ классов отображается линиями связи СИНЕГО цвета, толщина линии (приведенная в кружочек в центре линии) отражает степень различия.

Форма создана: 25.02.2025-18:19:37. Показано количество связей <=999



**Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF4**

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

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.

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».

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

4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

Задайте коды двух признаков, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	AGE-Очень малое
2	AGE-Малое
3	AGE-Среднее
4	AGE-Большое
5	AGE-Очень большое
6	GENDER-Female

Выбор кода признака левого инф. портрета      Выбор кода признака правого инф. портрета

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы

Задайте коды двух классификационных шкал, для левого и правого информационных портретов когнитивной диаграммы по очереди выбирая их курсором в таблице и кликая на соответствующей кнопке ниже нее

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	4
1	F_GRADE	1	4

Выбор кода классификационной шкалы левого инф. портрета      Выбор кода классификационной шкалы правого инф. портрета

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Признак для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ  
 Признак для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ  
 Классиф. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ  
 Классиф. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ  
 Модели, заданные для расчета: Inf4

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой  
 Записать все диаграммы без показа

**КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF4"**  
 Приложение: "АСК-анализ факторов академического успеха студентов"  
 Сход./разл. признаков: -41.610%

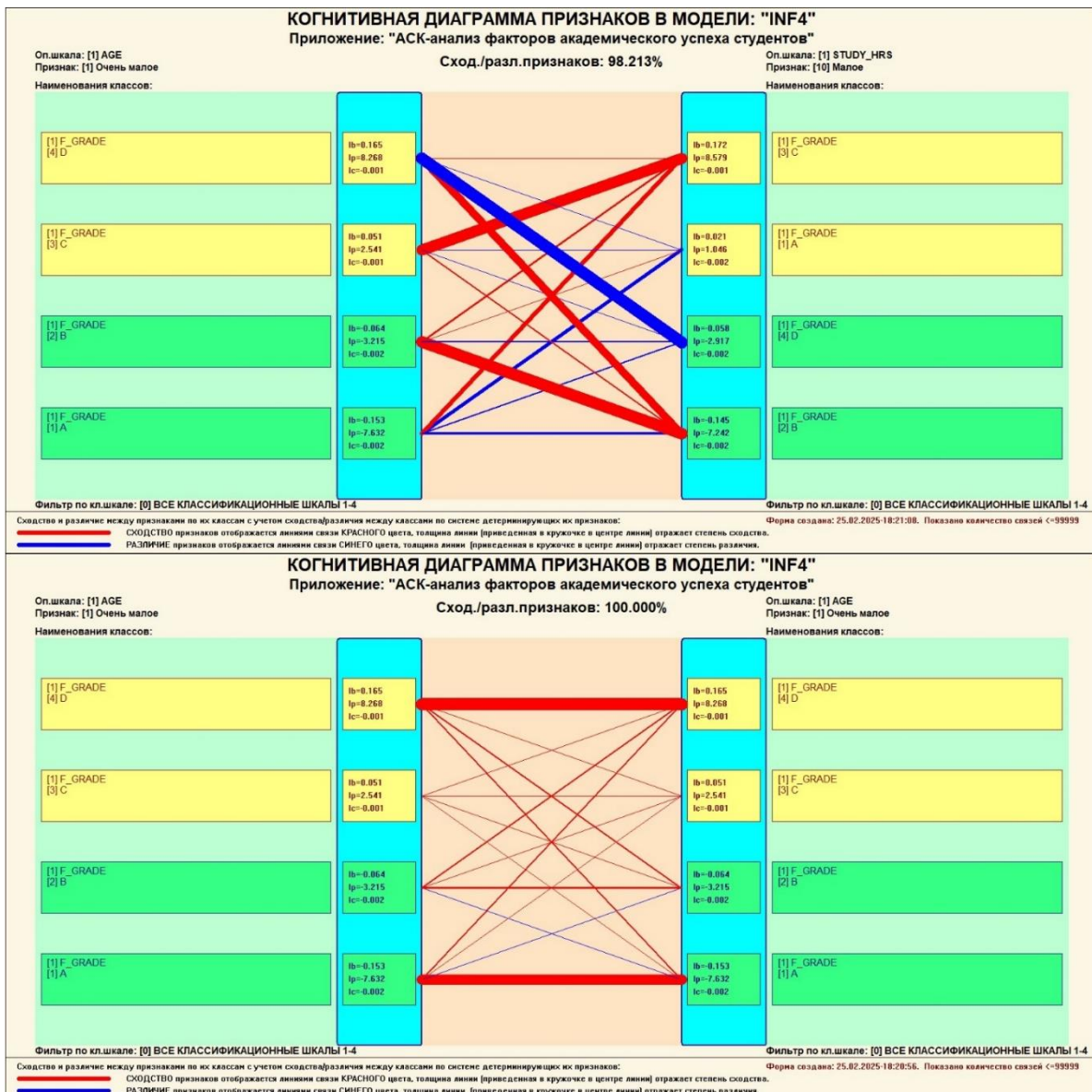
Оп.шкала: [1] AGE  
 Признак: [1] Очень малое  
 Наименования классов:

[1] F_GRADE [4] D	И <sub>0</sub> =0.165 И <sub>1</sub> =0.268 И <sub>2</sub> =0.001	И <sub>0</sub> =0.200 И <sub>1</sub> =13.978 И <sub>2</sub> =0.000	[1] F_GRADE [2] B
[1] F_GRADE [3] C	И <sub>0</sub> =0.051 И <sub>1</sub> =2.541 И <sub>2</sub> =0.001	И <sub>0</sub> =0.051 И <sub>1</sub> =2.554 И <sub>2</sub> =0.002	[1] F_GRADE [1] A
[1] F_GRADE [2] B	И <sub>0</sub> =0.054 И <sub>1</sub> =2.215 И <sub>2</sub> =0.002	И <sub>0</sub> =0.114 И <sub>1</sub> =7.838 И <sub>2</sub> =0.002	[1] F_GRADE [4] D
[1] F_GRADE [1] A	И <sub>0</sub> =0.153 И <sub>1</sub> =7.632 И <sub>2</sub> =0.002	И <sub>0</sub> =0.176 И <sub>1</sub> =8.586 И <sub>2</sub> =0.002	[1] F_GRADE [3] C

Фильтр по классиф. шкале: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ 1-4

Сходство и различие признаков по их классам с учетом сходства/различия между классами по системе детерминирующих их признаков:  
 СХОДСТВО признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета, толщина линии (прямая/искривая и круглая/угловая линия) отражает степень сходства.  
 РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета, толщина линии (прямая/искривая и круглая/угловая линия) отражает степень различия.

Форма создана: 25.02.2025-18:28:55. Показано количество связей <=99999



**Рисунок 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF4**

### 3.8.9. Когнитивные функции

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году.

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. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах.

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

Задайте статистические и/или системно-когнитивные модели для генерации когнитивных функций:

Статистические базы:

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

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

Задайте виды когнитивных функций для генерации, визуализации и записи:

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

Задайте дополнительные параметры визуализации когнитивных функций:

- Соединять ли точки с максимальным количеством информации линией КРАСНОГО цвета?
- Соединять ли точки с минимальным количеством информации линией СИНЕГО цвета?

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

Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

**Визуализация когнитивных функций new**      Визуализация когнитивных функций old

Работы по когнитивным функциям-1      Работы по когнитивным функциям-2

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

Стадии исполнения процесса  
 Записана когнитивная функция: "5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданн"...в модели: "7. INF4"

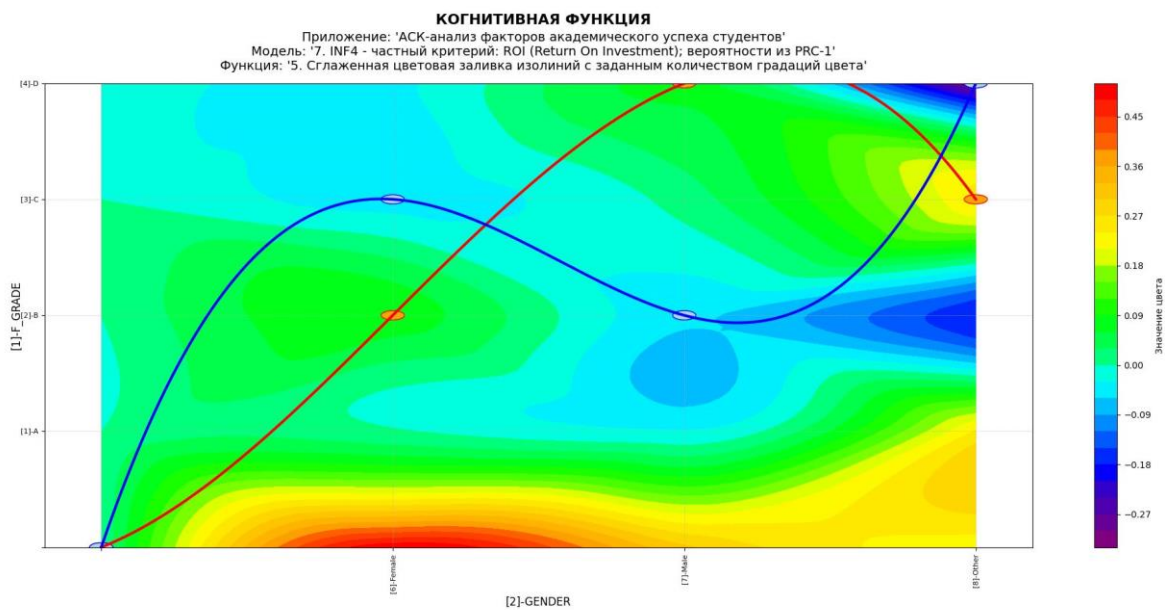
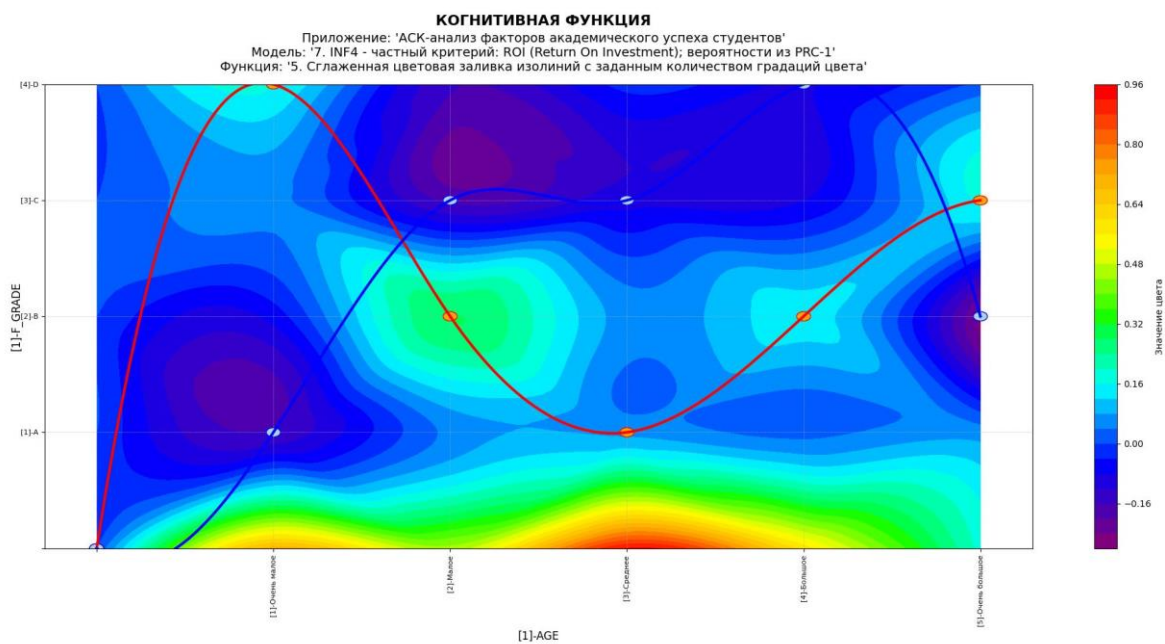
**4.5. Генерация, визуализация и запись когнитивных функций системы "Эйдос" успешно завершены !!!**

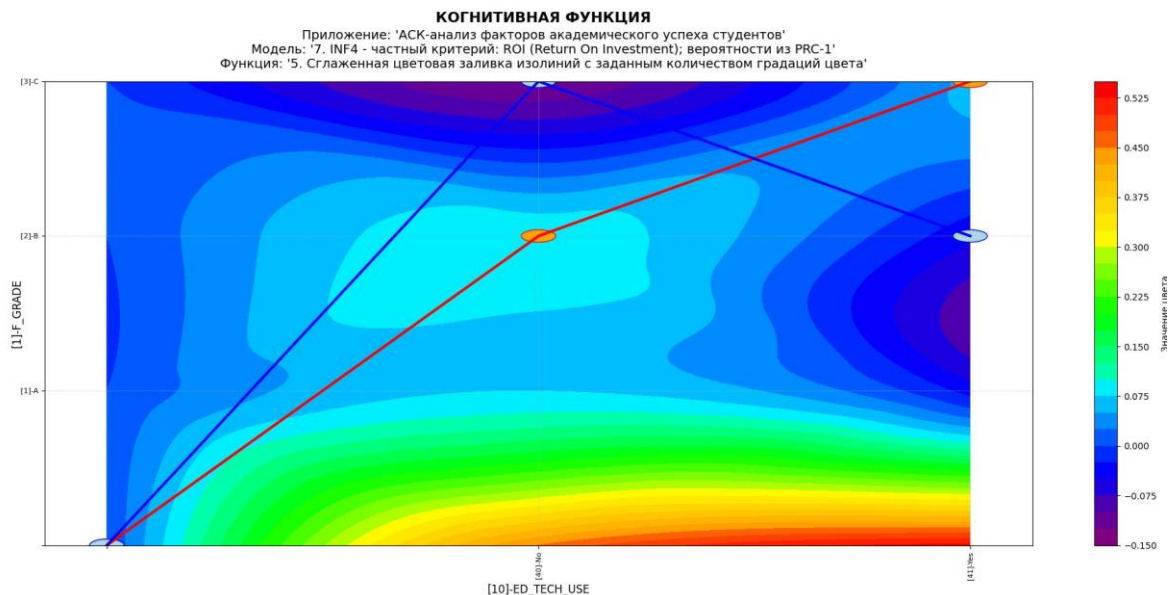
Прогноз времени исполнения

Начало: 19:14:15 Окончание: 19:16:50

100.00000%

Прошло: 0:02:34 Осталось: 0:00:00 Ok





#### 4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций. Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степени редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2011. - №03(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. . 2,688 у.п.л. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

Задайте нужный режим:

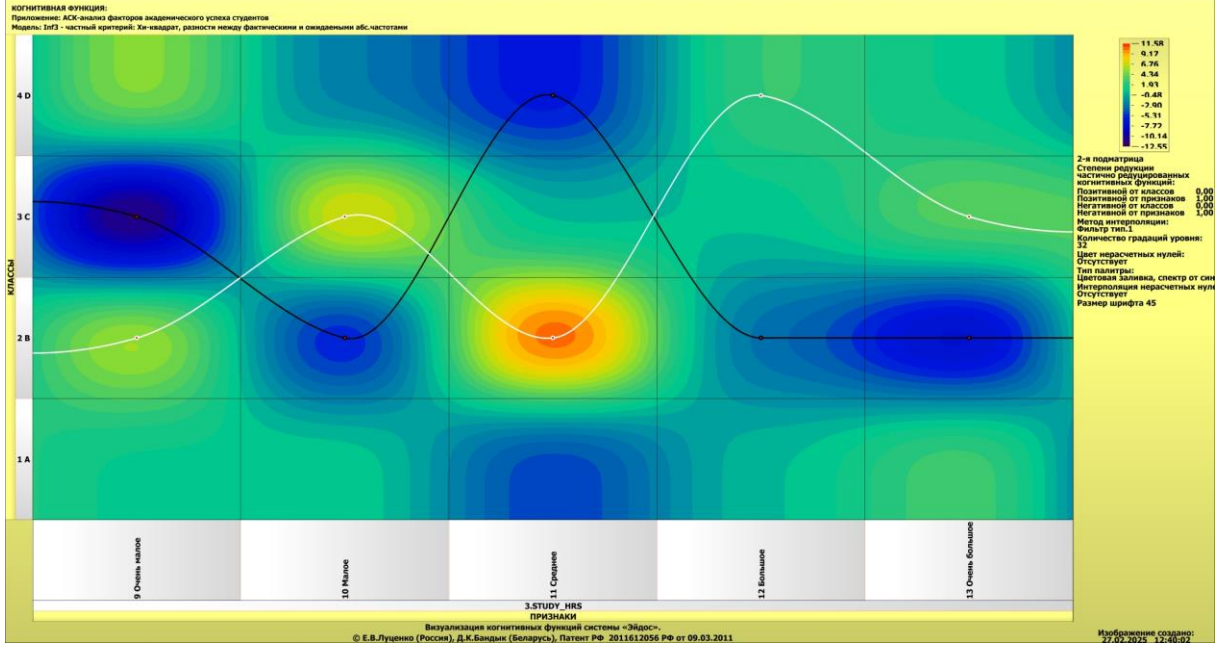
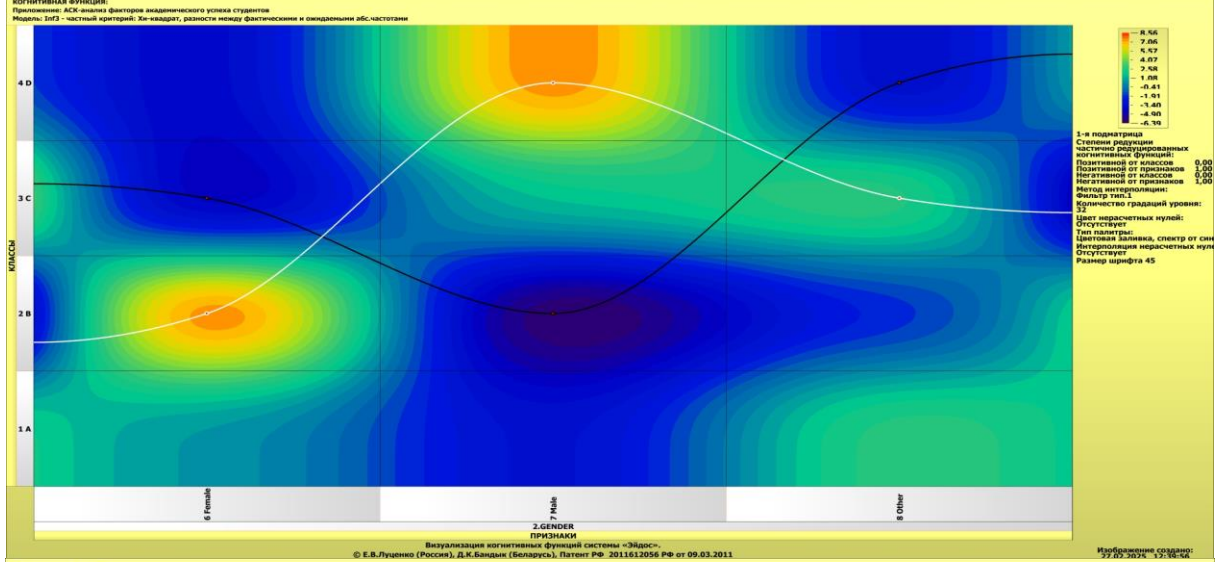
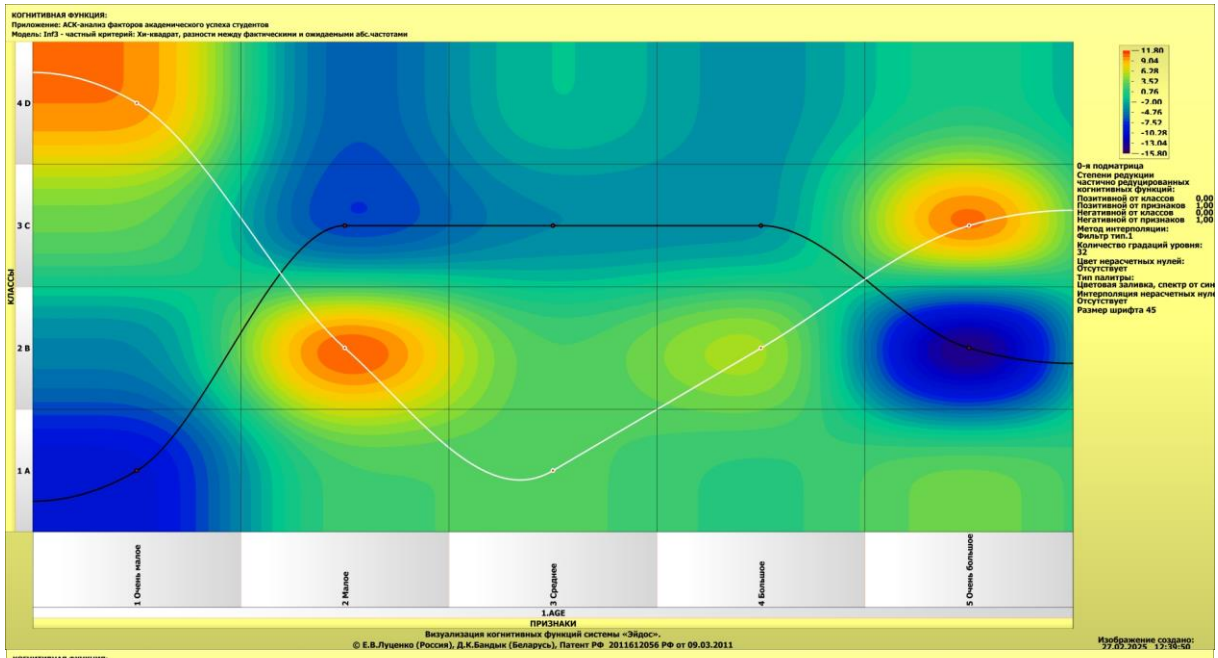
Визуализации когнитивных функций

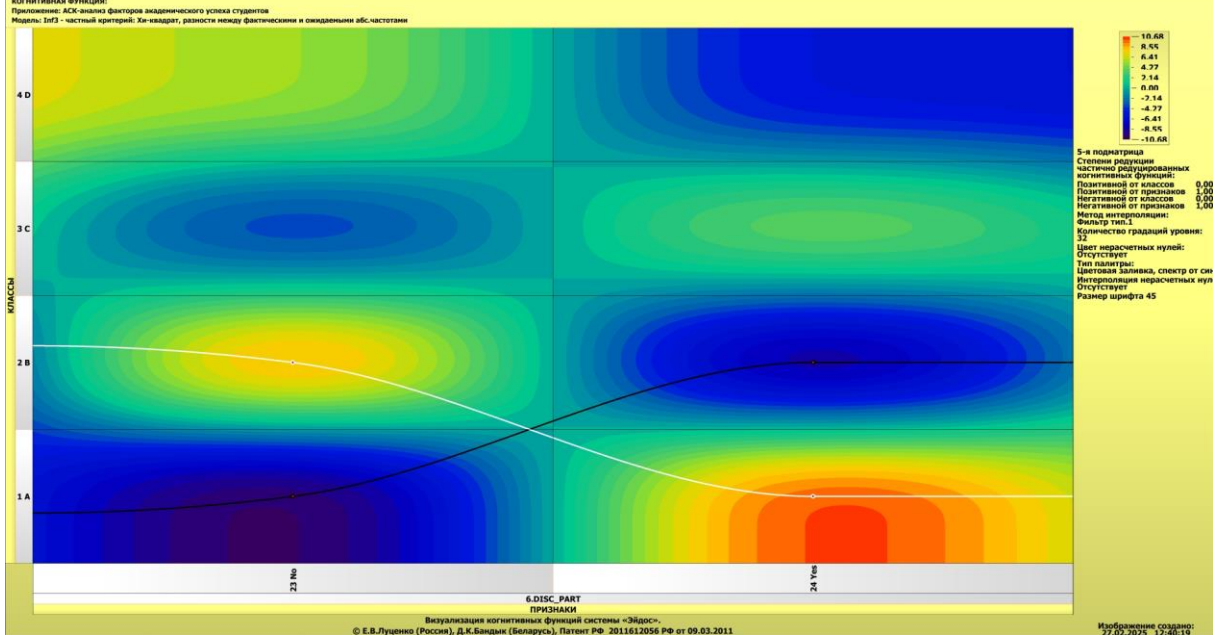
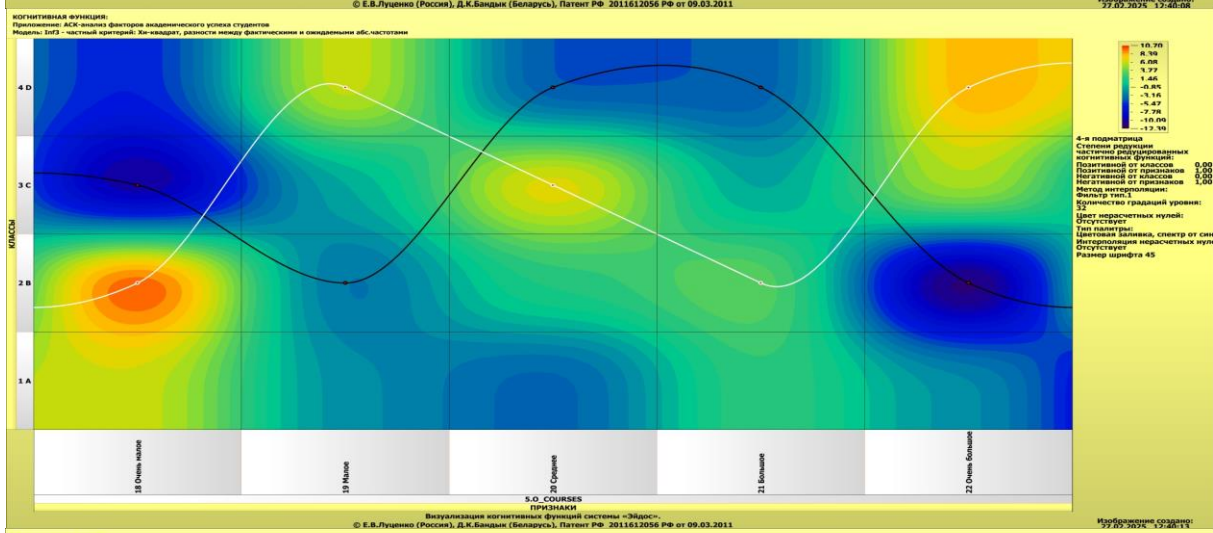
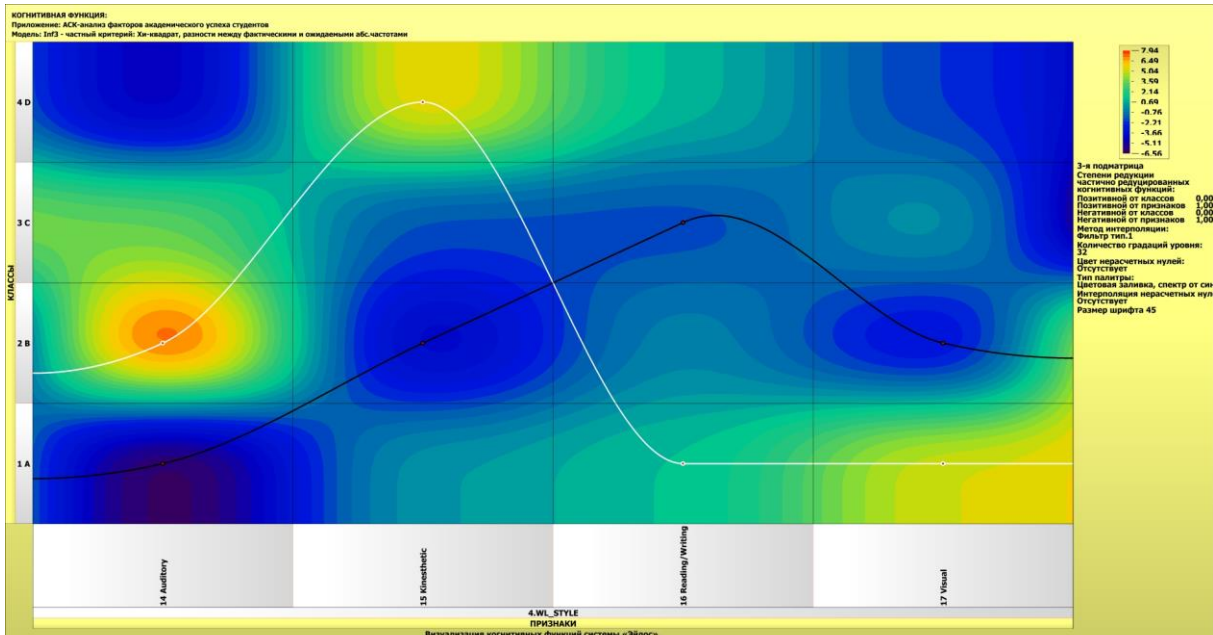
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

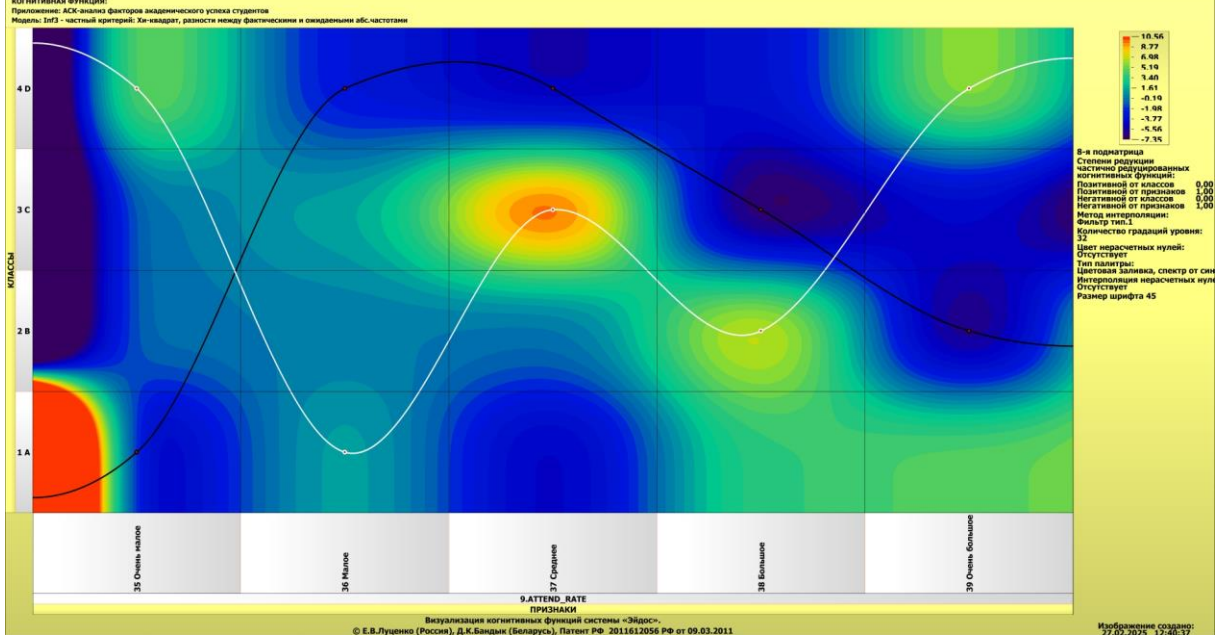
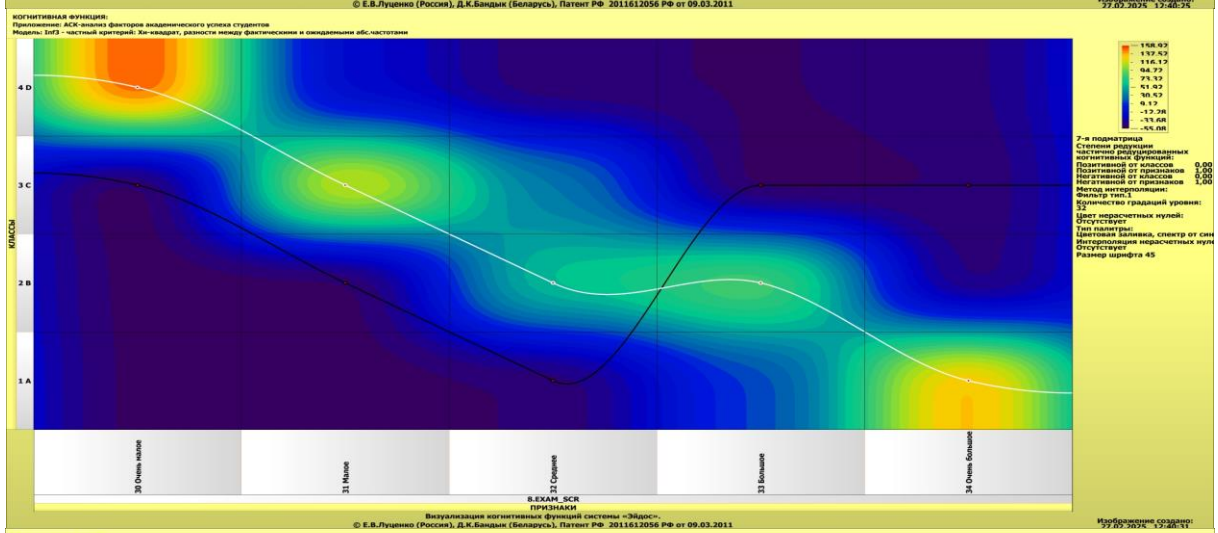
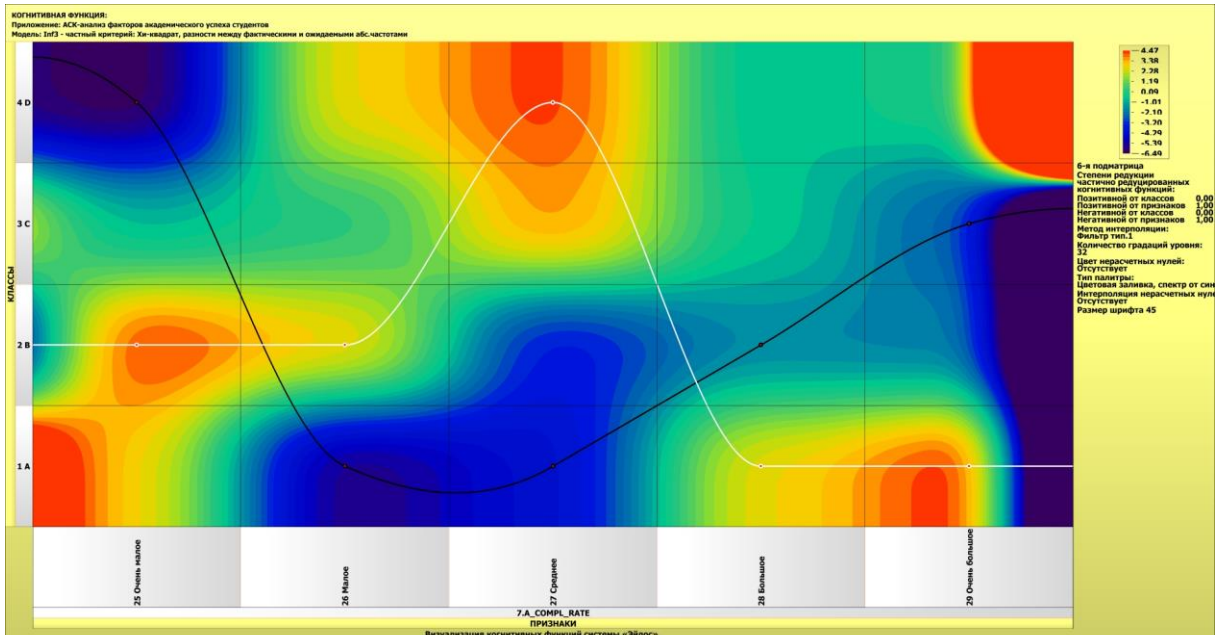
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

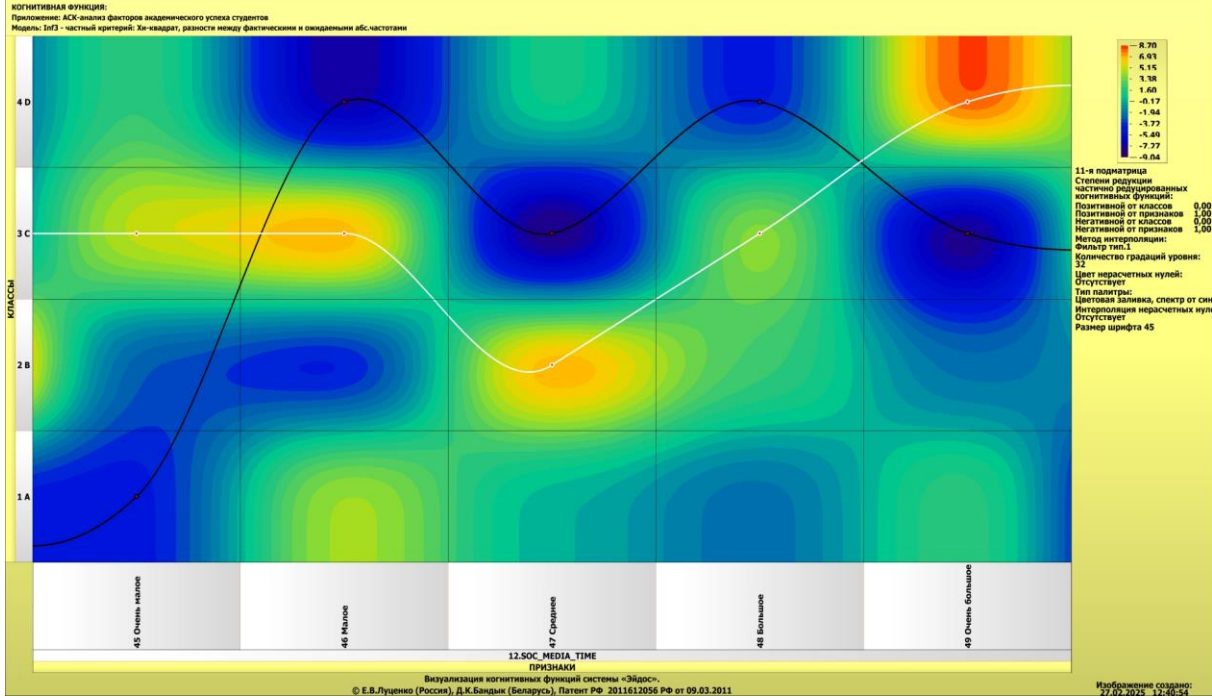
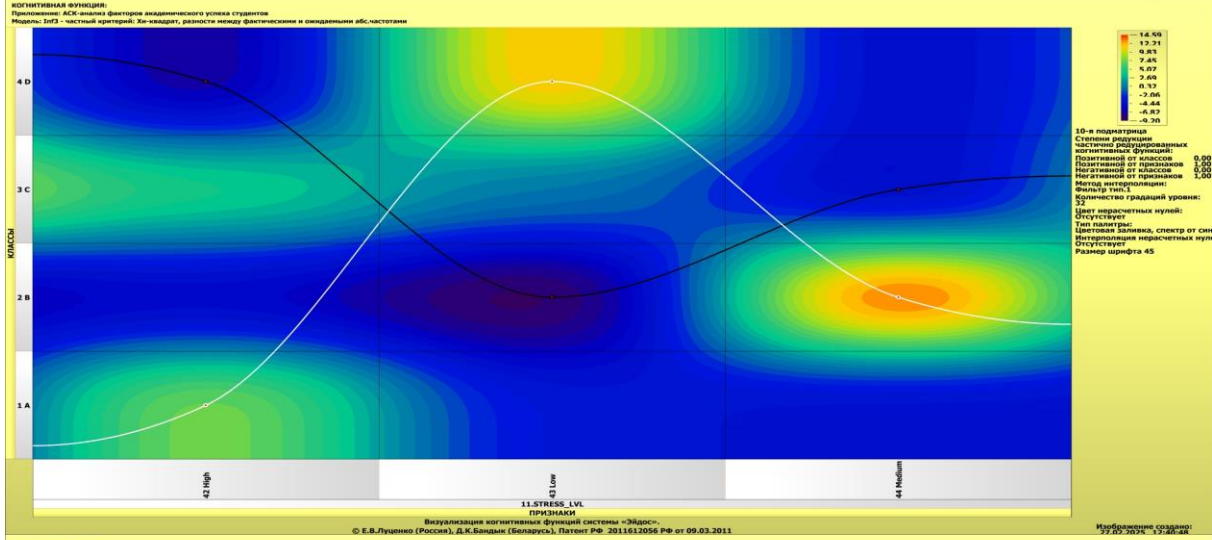
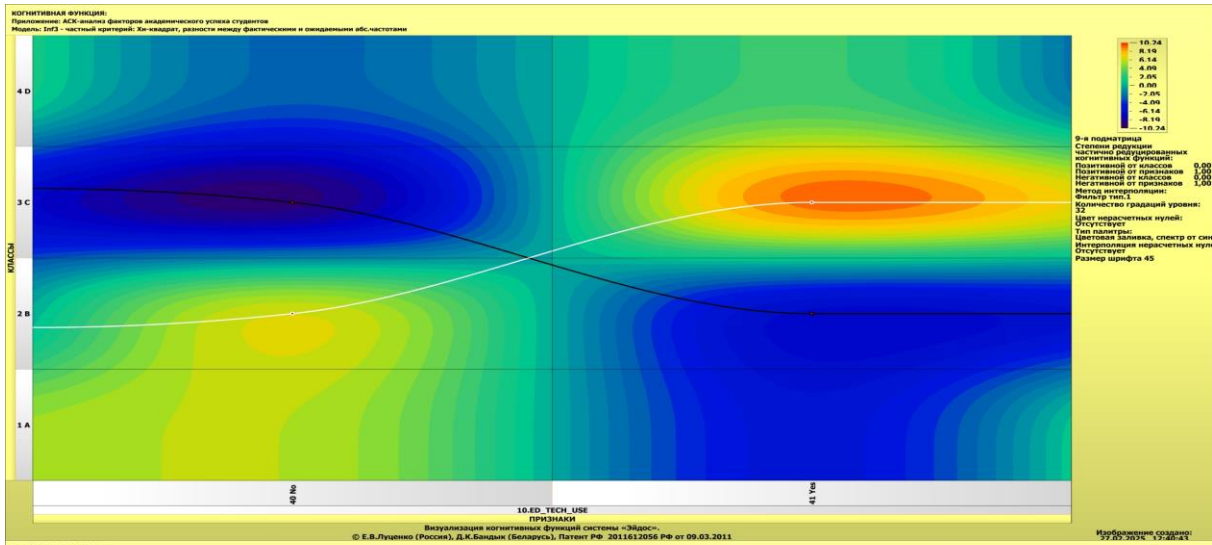
Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями

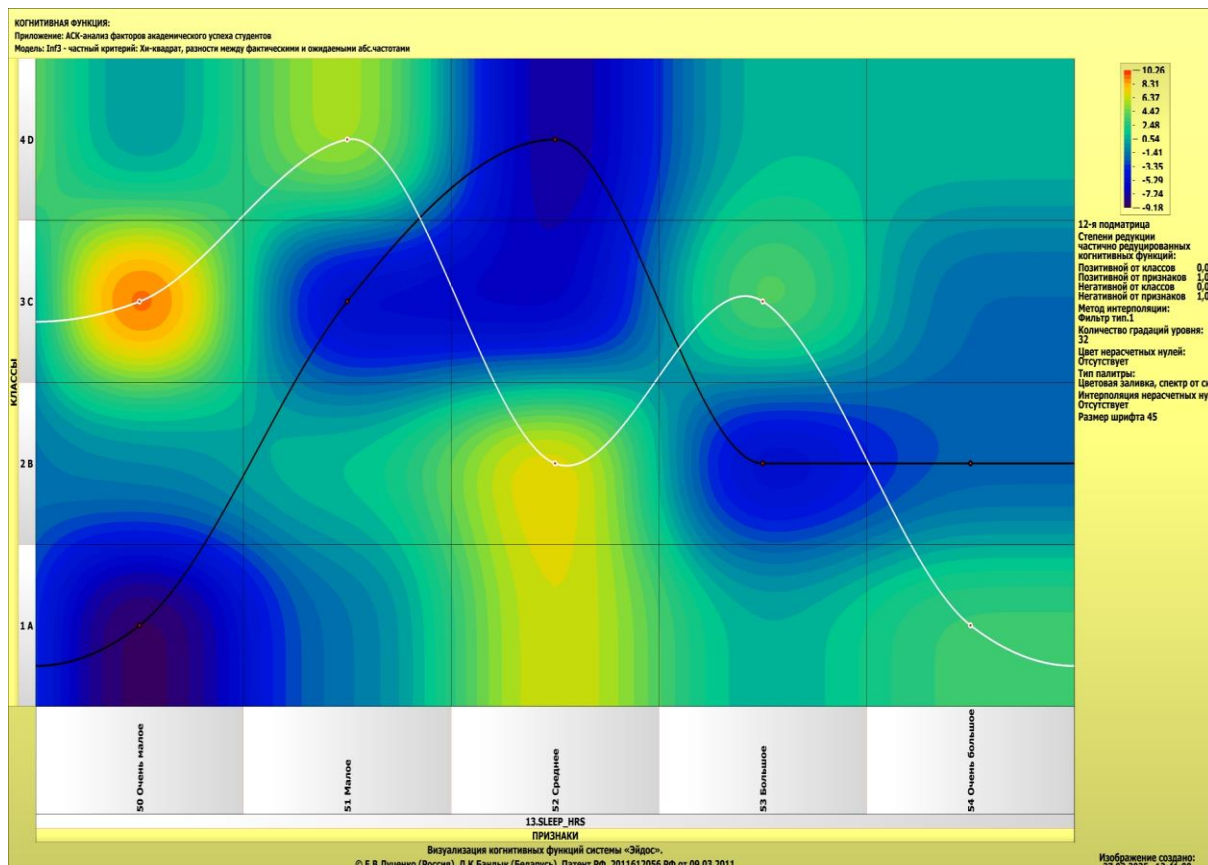












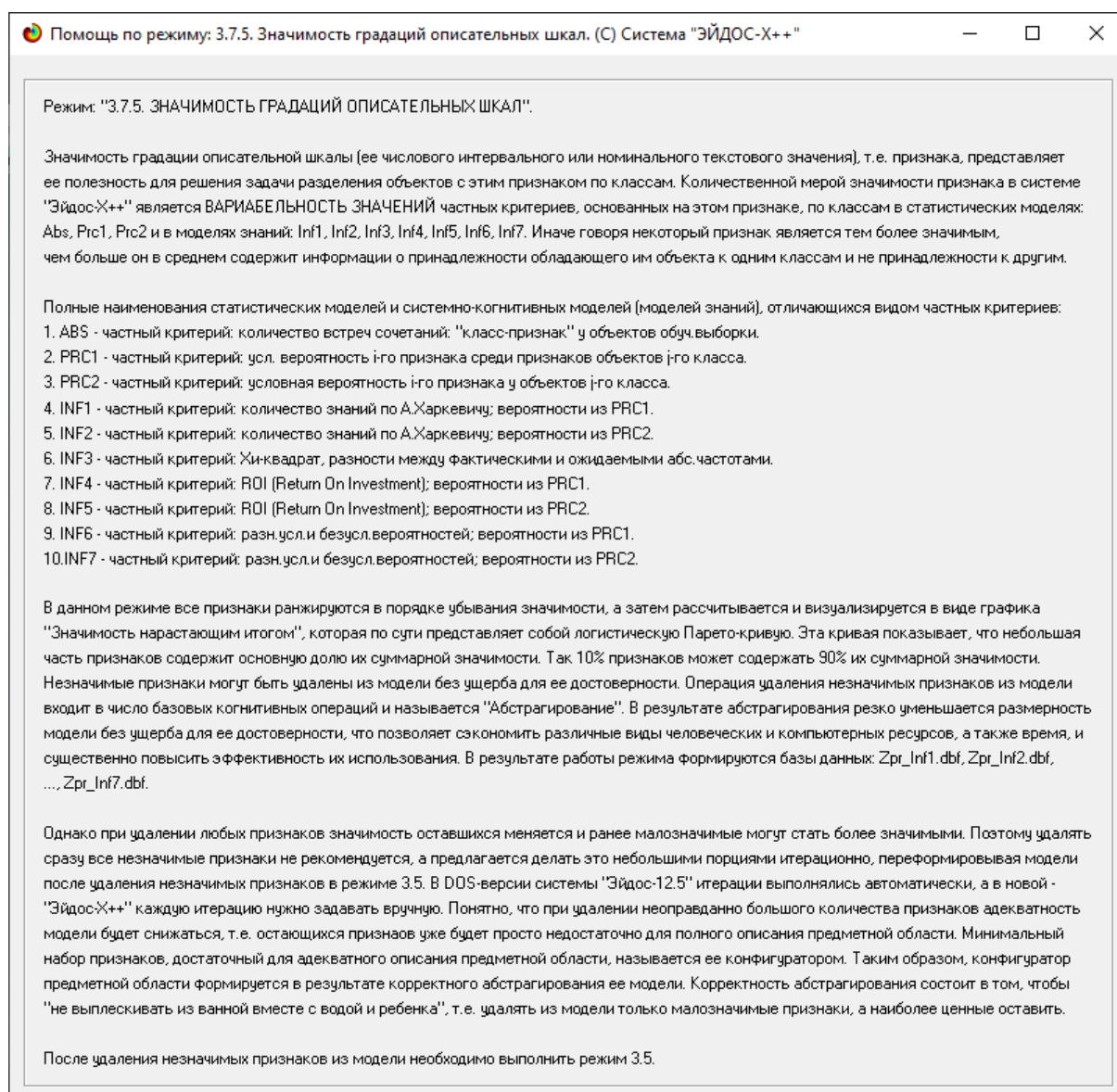
**Рисунок 35. Примеры когнитивных функций в СК-модели INf4**

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

### 3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

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):

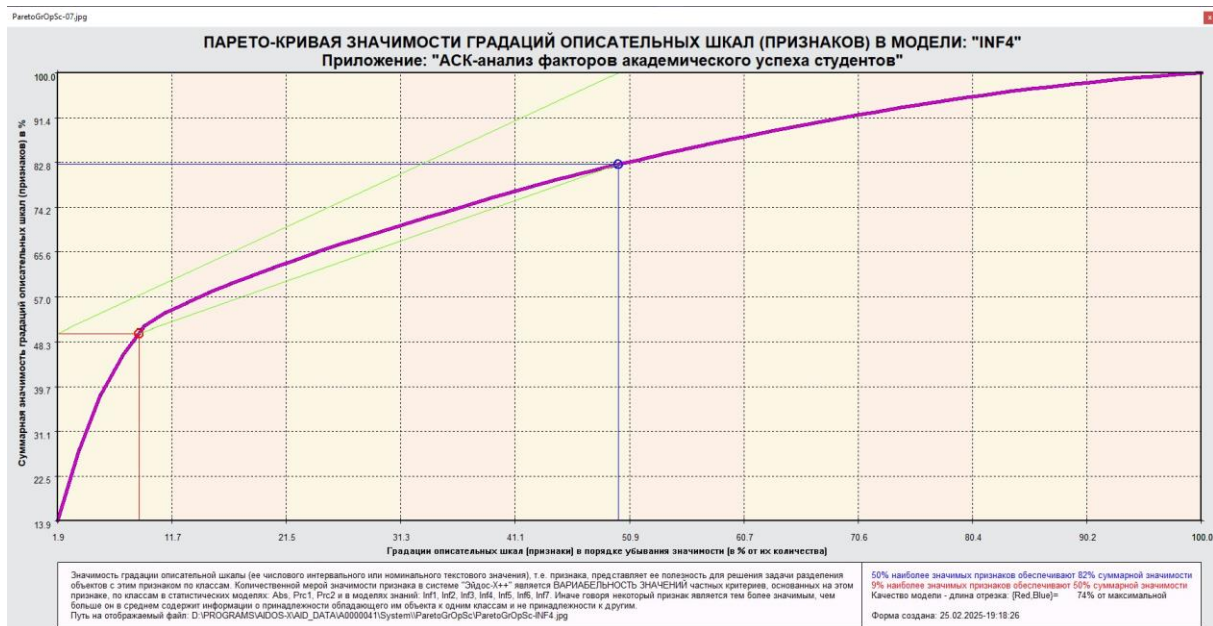


**Рисунок 36. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал**

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.

На рисунке 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4:



**Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4**

Из рисунка 38 видно, что 9 наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 50% 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 13 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 38. Из таблицы 13 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

3.7.5. Значимость градаций описательных шкал и абстрагирование

Задайте модель, в которой удалить наименее значимые признаки:  
Отображение Парето-диаграммы значимости признаков завершено!

Результаты расчета силы влияния (значимости) признаков или значений факторов содержится в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "Zpr\_Abs.xlsx", "Zpr\_Prc1.xlsx", "Zpr\_Prc2.xlsx", "Zpr\_Inf1.xlsx", "Zpr\_Inf2.xlsx", "Zpr\_Inf3.xlsx", "Zpr\_Inf4.xlsx", "Zpr\_Inf5.xlsx", "Zpr\_Inf6.xlsx", "Zpr\_Inf7.xlsx" в папке текущего приложения: D:\PROGRAMS\AIDOS\X\AID\_DATA\A0000041\Subitem\Ранжирование\ГрафикОрбис-INF4.jpg

Эти MS Excel файлы создаются в режиме 5.12. Они практически готовы для печати и получения графиков.

Сила влияния (значимости) признака или значения фактора представляет собой вариабельность количества информации в этом признаке о переходе объекта моделирования во все будущие состояния, соответствующие классам, имеющимся в модели, т.е. это "жесткость", с которой данное значение фактора обуславливают (детерминируют) переход объекта моделирования в различные состояния, соответствующие классам.

Рейтинг: модель:	Задайте модель, в которой удалить наименее значимые признаки:
76.401%	<input type="checkbox"/> 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетания: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
76.847%	<input type="checkbox"/> 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса
76.748%	<input type="checkbox"/> 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-го класса
57.023%	<input type="checkbox"/> 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
57.023%	<input type="checkbox"/> 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
76.877%	<input type="checkbox"/> 6. INF3 - частный критерий: Хэнквардт; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
74.078%	<input type="checkbox"/> 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
74.078%	<input type="checkbox"/> 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
71.032%	<input type="checkbox"/> 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
71.032%	<input type="checkbox"/> 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте какой % наиболее значимых признаков ОСТАВИТЬ в модели:

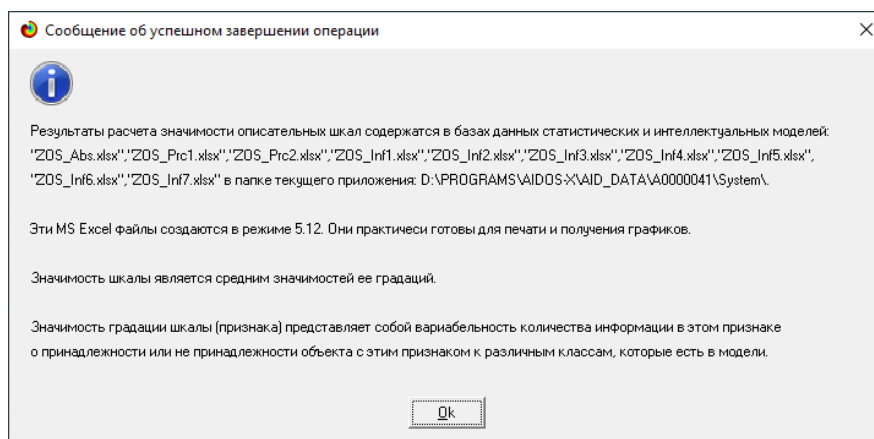
**Рисунок 38. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей и имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в этих моделях**

**Таблица 13 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4**

№	№%	Код значения фактора	Наименование фактора и его значения	Кода фактора	Значимость, %	Значимость кумулятивно, %
1	1,8518519	30	EXAM_SCR-Очень малое	8	13,90	13,9021434
2	3,7037037	34	EXAM_SCR-Очень большое	8	13,67	27,5802544
3	5,5555556	31	EXAM_SCR-Малое	8	10,5	38,1437630
4	7,4074074	33	EXAM_SCR-Большое	8	7,5	45,7150036
17	31,4814815	47	SOC_MEDIA_TIME-Среднее	12	1,2818998	70,8465234
18	33,3333333	20	O_COURSES-Среднее	5	1,2423568	72,0888802
19	35,1851852	38	ATTEND_RATE-Большое	9	1,2371527	73,3260329
51	94,4444444	36	ATTEND_RATE-Малое	9	0,3878135	99,0975530

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Zpr\_Inf4.xlsx

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 14 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF4.

**Таблица 14 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF4**

№	Код	Наименование фактора	Значимость фактора, %	Значимость фактора кумулятивно, %
1	5	EXAM_SCR	46,9907512	46,9907512
2	5	AGE	5,8290305	52,8197817
3	3	GENDER	5,4636775	58,2834592
4	5	O_COURSES	5,3651420	63,6486012

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\ZOS\_Inf4.xlsx



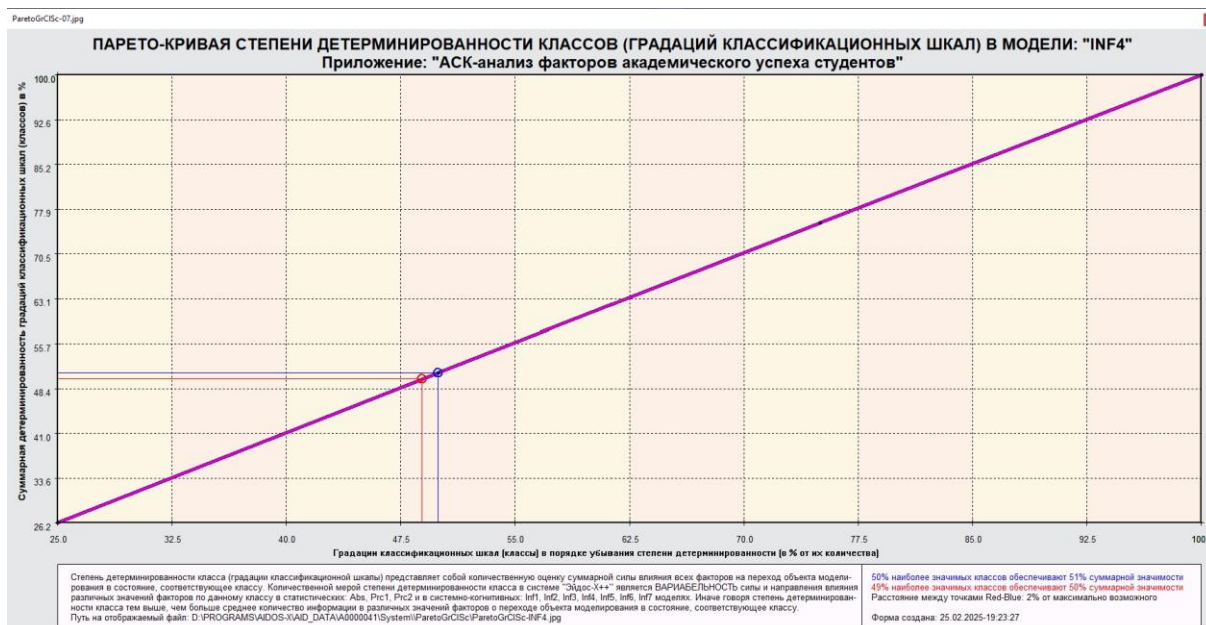
### 3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

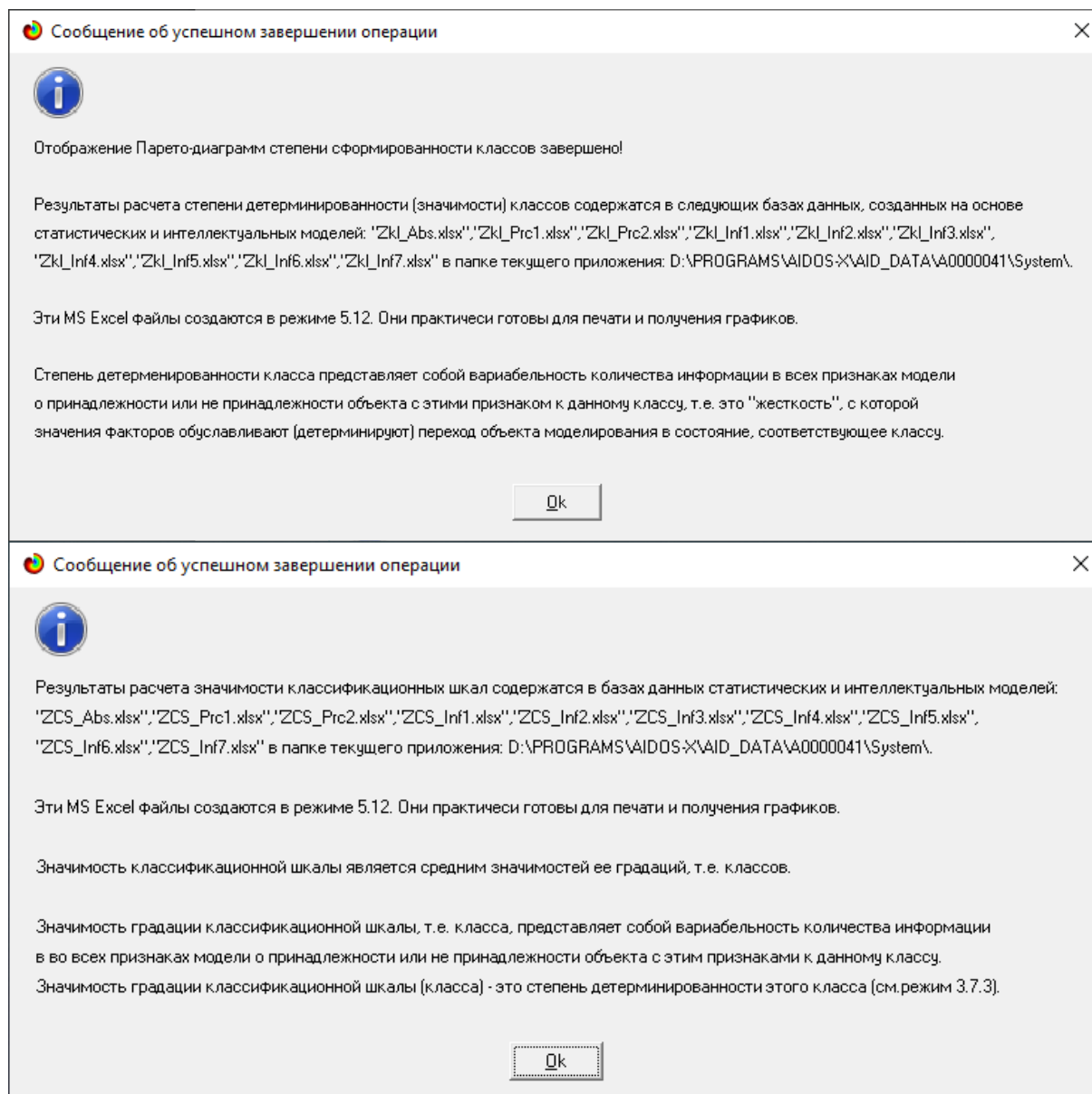
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью варибельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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»).

На рисунках 41 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»**

49% наиболее жестко детерминированных классов суммарно обеспечивают примерно 50% степень детерминированности, а 50% суммарной детерминированности обеспечивают 51% наиболее жестко детерминированных классов.

**Таблица 15 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF4**

№	Код	Наименование класса	Значимость, %	Значимость кумулятивно, %
1	3	F_GRADE-C	26,2262262	26,2262262
2	2	F_GRADE-B	24,8248248	51,0510511
3	1	F_GRADE-A	24,6246246	75,6756757
4	4	F_GRADE-D	24,3243243	100,0000000

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Zkl\_INF4.xlsx

В таблице 15 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF4. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

#### **4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)**

Исследование факторов, влияющих на академический успех студентов, с использованием методологии Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и интеллектуальной системы «Эйдос», продемонстрировало значительный потенциал данного подхода. Разработанные модели способны объединять разнородные данные, включая как традиционные числовые показатели успеваемости, так и более абстрактные характеристики, такие как мотивация, интересы и личностные качества.

Полученные результаты не только коррелируют с выводами классических исследований в данной области, но и существенно расширяют возможности для прогнозирования образовательных достижений. Применение АСК-анализа позволяет выявить комплекс взаимосвязей между множеством факторов, что открывает новые перспективы для развития современных образовательных технологий.

Дальнейшее развитие данного направления исследований предполагает углубленный анализ дополнительных параметров, охватывающих широкий спектр аспектов студенческой жизни – от учебной деятельности до внеклассных интересов и социальных связей. Особое внимание стоит уделить созданию многоуровневых моделей, которые смогут учитывать психологические, социальные и экономические факторы, влияющие на успешность обучения.

Разработка дифференцированных методик оценки потенциала студентов, учитывающих различные формы проявления их способностей, имеет огромное значение для совершенствования образовательного процесса, создания персонализированных программ обучения и оптимизации использования ресурсов в образовательных учреждениях. Такой комплексный подход может существенно повысить эффективность образовательных систем и способствовать развитию более качественной подготовки специалистов.

#### **5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)**

В условиях современных образовательных вызовов и высокой конкуренции важно повысить академическую успеваемость студентов. Однако этому могут препятствовать различные стрессоры, такие как учебная нагрузка, психологическое давление и личные обстоятельства. В ряде научных работ профессором Т.Н. Дорошенко с коллегами

подчёркивается перспективность применения определённых стратегий – таких как развитие навыков управления временем и менторская поддержка – для повышения устойчивости студентов к учебным стрессорам. Для анализа эмпирических данных в этих исследованиях использовались традиционные методы, которые показали, что внедрение таких стратегий способствует улучшению академических результатов студентов, хотя разные группы студентов реагируют на эти меры по-разному.

В данной статье для анализа эмпирических данных в области образования предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример, который включает разнообразные наглядные табличные и графические формы и может быть использован для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в научных исследованиях, а также для разработки практических рекомендаций и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей, влияющих на академическую успеваемость.

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные представляют собой как качественные (категориальные) переменные, так и количественные, измеряемые в различных единицах. Поэтому для решения этой задачи применяется АСК-анализ, который позволяет создавать гибридные модели, включающие как текстовые (номинальные), так и числовые шкалы, измеряемые в разных единицах.

Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в различных шкалах и единицах измерения, достигается за счёт метризации номинальных шкал, то есть повышения их уровня формализации до числовых шкал [8]. Это осуществляется путём вычисления объёма информации, содержащегося в градациях номинальных шкал, и анализа их влияния на академические результаты.

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

Данная работа может служить основой для лабораторных занятий и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа, для решения задач в области когнитивного анализа образовательных процессов.

## REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

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

2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHС.

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

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

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

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

7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=123162](https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162).

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

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

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

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

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

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

14. Луценко, Е. В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный

журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2020. – № 163. – С. 100-134. – DOI 10.21515/1990-4665-163-009. – EDN SWKGWY.

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

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

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

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

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С<sup>о</sup> по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_identification\\_presentation\\_and\\_use\\_of\\_knowledge.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm)

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

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

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

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

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

25. Монографии по АСК-анализу: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#\\_Toc128746370](http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746370)

26. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#\\_Toc128746372](http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746372).

27. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#\\_Toc128746371](http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746371).

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

29. Работы по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_emergence.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm) .

30. Работы по АСК-анализу изображений: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_ASK-analysis\\_of\\_images.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_images.htm)

31. Работы по АСК-анализу текстов: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_ASK-analysis\\_of\\_texts.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm)

32. Работы по когнитивным функциям: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_functions.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm)

33. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_identification\\_presentation\\_and\\_use\\_of\\_knowledge.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm)

34. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_the\\_study\\_of\\_the\\_influence\\_of\\_the\\_space\\_environment\\_on\\_various\\_processes\\_on\\_Earth.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm)

35. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Information\\_and\\_communication\\_technologies\\_in\\_research\\_activities\\_and\\_education.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm)

36. Работы по виртуальной реальности: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual\\_reality\\_publications.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm)

37. Работы по когнитивной ветеринарии: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications\\_on\\_cognitive\\_veterinary\\_medicine.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm)

38. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампеграфии: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_agronomy.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm)

39. Работы по тематике, связанной с АПК: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_with\\_agricultural.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm)