

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РФ
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный университет»

Грушевский С.П., Луценко Е.В.,
Назарова О.В., Бочаров А.В.

**СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ
ДОВУЗОВСКОГО ДОПОЛНИТЕЛЬНОГО МАТЕМАТИЧЕСКОГО
ОБРАЗОВАНИЯ НА УСПЕШНОСТЬ ОБУЧЕНИЯ В ВУЗЕ**

Монография

Под редакцией Е. В. Луценко

Краснодар
КубГАУ
2023

УДК 004.8 (075.8)

ББК 32.965

Л86

Рецензенты:

А. И. Орлов – профессор кафедры "Экономика и организация производства" Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана, доктор экономических наук, доктор технических наук, кандидат физико-математических наук, профессор

Коваленко А. В. –заведующая кафедрой анализа данных и искусственного интеллекта Кубанского государственного университета, доктор технических наук, кандидат экономических наук, доцент

Луценко Е.В.

Г91 Системно-когнитивный анализ влияния довузовского дополнительного математического образования на успешность обучения в вузе : монография / Грушевский С.П., Луценко Е.В., Назарова О.В., Бочаров А.В.; под ред. Е.В. Луценко – Краснодар : КубГУ, 2023. – 116 с.

ISBN

В монографии изучена зависимость учебных достижений студентов университета от их обучения на малом матфаке в период обучения в средней школе и результатов ЕГЭ. Исследовалась выборка по 129 студентам матфака Кубанского государственного университета направления подготовки 02.03.01 математика и компьютерные науки за 2019-2022 годы. Исследование проведено с применением автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Предназначено для всех изучающих эффективность подготовки школьников к обучению в высшем учебном заведении.

УДК 004.9:34(075.8)

ББК 67

© Грушевский С.П., Луценко Е.В.,
Назарова О.В., Бочаров А.В.,
2023

© ФГБОУ ВО «Кубанский
государственный университет ,
2023

ISBN

СОДЕРЖАНИЕ

1. ВВЕДЕНИЕ	4
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	4
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	4
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ	5
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ	8
2. МЕТОДЫ	8
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	8
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	9
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	9
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	12
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	18
3. РЕЗУЛЬТАТЫ	21
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	21
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	23
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....	34
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	47
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	51
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	53
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	54
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	55
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	56
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	58
3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ.....	61
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	61
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	64
3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	69
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	69
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	72
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	78
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	82
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	86
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	87
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	88
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	92
3.8.9. Когнитивные функции	94
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций.....	101
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	105
4. ОБСУЖДЕНИЕ	109
5. ВЫВОДЫ	111
ЛИТЕРАТУРА	111

1. ВВЕДЕНИЕ

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа является продолжением серии работ авторов по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для решения широкого спектра задач в различных предметных областях, в частности в области когнитивной педагогики [1-25].

В работе решается задача выявления зависимости учебных достижений студентов бакалавриата математического факультета Кубанского государственного университета от их обучения на малом матфаке в период обучения в старших классах средней школы и от результатов ЕГЭ.

На основе знания этих зависимостей решаются разнообразные задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели (СК-модель).

1.2. Объект и предмет исследования

В монографии изучена зависимость учебных достижений студентов университета от их обучения на малом матфаке в период обучения в средней школе и от результатов ЕГЭ. Исследовалась выборка по 129 студентам матфака Кубанского государственного университета направления подготовки 02.03.01 математика и компьютерные науки за 2019-2022 годы. Исследование проведено с применением автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Объект исследования – выявление зависимости учебных достижений студентов вузов от их обучения в средней школе.

Предмет исследования – выявление зависимостей между учебными достижениями студентов бакалавриата

математического факультета Кубанского государственного университета по различным дисциплинам от их обучения на малом матфаке в старших классах средней школы и от ЕГЭ.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

В настоящее время перед учащимися старших классов средней школы и их родителями стоит дилемма: готовить учащихся к сдаче ЕГЭ и, соответственно, к поступлению в вуз или готовить их к успешному освоению тех или дисциплин и наук уже при обучении в вузе.

Возникает естественный и закономерный вопрос: а разве это не одно и то же?

Многолетний опыт преподавания в вузах в период действия ЕГЭ убедительно показывает, что это практически совершенно не связанные друг с другом вещи, т.е. учащиеся, имеющие самые высокие баллы ЕГЭ совершенно не обязательно являются и лучшими по успеваемости по соответствующим дисциплинам, а наивысшие учебные достижения показывают те, кто не имел высоких баллов ЕГЭ.

Но этот парадокс и беда ЕГЭ давно известен не только преподавателям и руководителям вузов, но и учащимся и выпускникам средних школ, а также их родителям. Когда родители впервые встречаются с честным и ответственным репетитором, тот обычно сразу спрашивает, какую цель они преследуют: поступить в вуз или лучше освоить дисциплину.

А разве это не одно и то же, разве если абитуриент будет лучше знать предмет он не лучше сдаст ЕГЭ?

Оказывается, что нет. *Для того чтобы учащийся лучше сдал ЕГЭ его надо учить именно этому, а не знанию дисциплины. А чтобы он лучше разобрался в дисциплине и имел более высокие учебные достижения по этой дисциплине его тоже нужно учить именно этому, а не сдаче ЕГЭ.*

Конечно, возникает естественный и закономерный вопрос о том, что же в таком случае измеряет ЕГЭ и измеряет ли он вообще что-либо? Авторы считают, что измеряет, но не то, для измерения чего он предназначен и измерения чего что декларируется. В данной работе мы эти вопросы рассматривать не будем, и переадресуем их разработчикам ЕГЭ и его эксплуатантам.

Отметим также, что система ЕГЭ является централизованной федеральной государственной системой, имеющей полную многоплановую и всестороннюю поддержку государства на всех уровнях организации ЕГЭ, от федерального, до краевого, областного, районного и конкретной средней школы.

В отличие от ЕГЭ поддержка талантливой молодежи и ее подготовка к успешному обучению в вузе фактически оставлена на откуп самой этой молодежи и их родителей.

Отдельно стоит вопрос об организации и эффективности довузовской подготовки школьников к обучению в вузе.

Таким образом, приходится констатировать, что сложившаяся в настоящее время **фактическая** ситуация с довузовской подготовкой старшеклассников в успешному обучению в вузе далека от **идеала**.

Таким образом, *возникает проблема, противоречие между фактической и желаемой (целевой) ситуацией по подготовке старшеклассников в успешному обучению в вузе: организовывать для довузовскую подготовку или/и целенаправленно готовить к успешной сдаче ЕГЭ.*

Поскольку на содержание и инфраструктуру применения ЕГЭ мы никак повлиять не можем, то организовали малый матфак, который, по сути, является подразделением факультета математики и компьютерных наук по централизованной подготовке старшеклассников в успешному обучению в вузе.

На малом матфаке занятия ведут вузовские преподаватели факультета математики и компьютерных наук Кубанского

государственного университета, доктора и кандидаты наук, профессора и доценты.

В данном разделе, посвященном проблематике работы, авторами осознанно в острой форме поставлены вопросы, требующие ответов и решений.

Естественно, авторы имеют свою точку зрения по этим вопросам, основанную на многолетнем опыте преподавания и научной работы в вузе. Но эта точка зрения не будет влиять на результаты исследования, т.к. ответы на поставленные вопросы в работе ищутся в форме подтверждения или опровержения соответствующих *гипотез* путем интеллектуальной обработки эмпирических исходных данных по учебным достижениям студентов за несколько лет.

Возникает естественный вопрос о том, на сколько малый матфак эффективен в качестве структуры довузовской подготовки. В данной работе проверяется *главная гипотеза* о том, действительно ли студенты, прошедшие обучение на малом матфаке, систематически устойчиво демонстрируют более высокие учебные достижения, чем не имеющие этой подготовки

Кроме того в ней проверяется *дополнительная гипотеза* о наличии взаимосвязи между результатами ЕГЭ и успешностью обучения в вузе и конкретизируется характер этой взаимосвязи.

Данная работа, по-видимому, является одной из первых в которой для решения *проблема* оценки эффективности довузовской подготовки и адекватности ЕГЭ применяются методы искусственного интеллекта.

Это делает данную работу весьма актуальной.

Для решения поставленной проблемы в работе разрабатывается гибридная модель, включающая как текстовые (номинальные и порядковые), так и числовые измерительные шкалы и обеспечивающая *сопоставимость* обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

2. МЕТОДЫ

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

Из специфики поставленной проблемы и необходимости обеспечения сопоставимости обработки в одной модели эмпирических исходных данных, 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 очень 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 жестких требований к исходным данным, которые невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.

3. Метод должен 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 программных систем, *одновременно* удовлетворяющих ранее обоснованным требованиям показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время здесь нет [1-7].

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен *проф.Е.В.Луценко* в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов¹ и фундаментальной монографии [1].

*Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко. На тот момент он вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов*².

АСК-анализ включает:

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

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

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

аналитическая система «Эйдос» (интеллектуальная система «Эйдос»).

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [2] и ряде других [4-7]. Около половины из 675 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 352 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 19 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)³ [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США⁴.

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

Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»⁵. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных

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

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

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

специальностей ВАК РФ⁶). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных;
- 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], 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.

Сопоставимость обработки числовых и текстовых данных, представленных в разных единицах измерения, в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается **путем** метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [10]. Сама метризация номинальных шкал достигается **путем** вычисления количества информации, содержащегося в градациях описательных шкал о получении тех или иных значений классификационных шкал. Для работы с

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

лингвистическими переменными применяется лингвистический АСК-анализ [11].

2.4. Система «Эйдос» – инструментарий АСК-анализа

Существует много систем искусственного интеллекта. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» отличается от них следующими параметрами:

- 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>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 32 свидетельства РосПатента РФ);

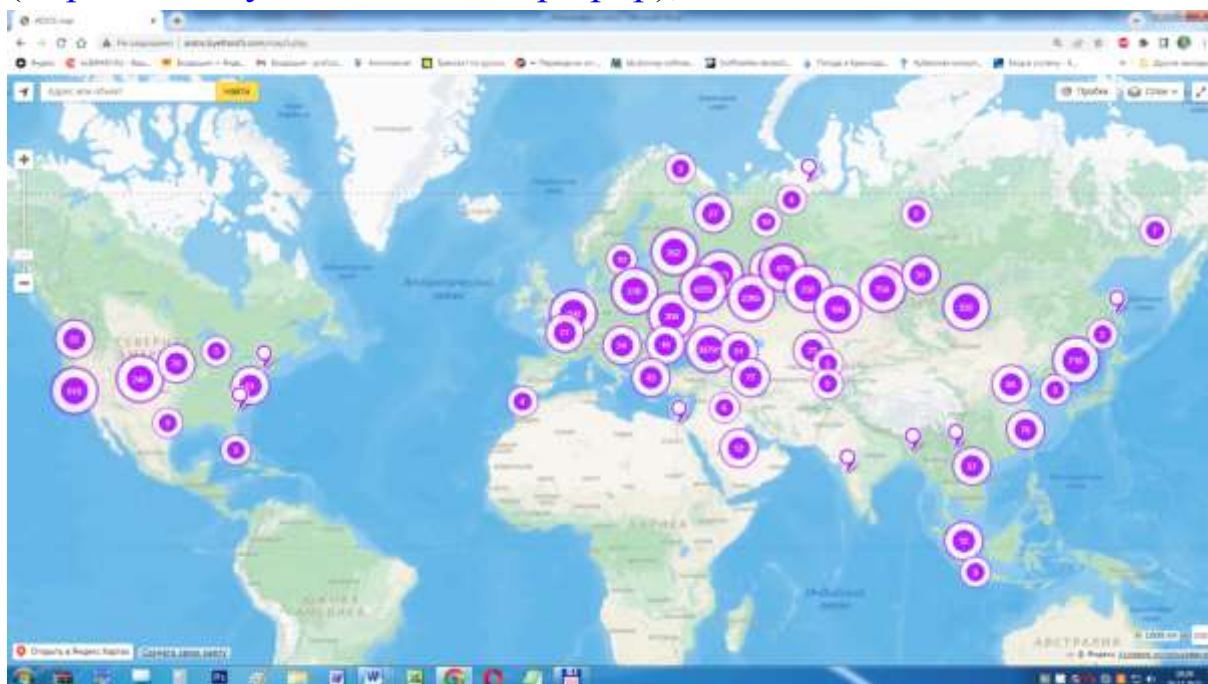
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть

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 локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 347, соответственно:
http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm)
(http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

– поддерживает on-line среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире
(<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);



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

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

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

– хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;

– 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 эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для 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 законах⁷.

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 по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>).

⁷ Ссылка на это краткое описание системы «Эйдос» на английском языке:
http://lc.kubagro.ru/aidos/The_Eidos_en.htm

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

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

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

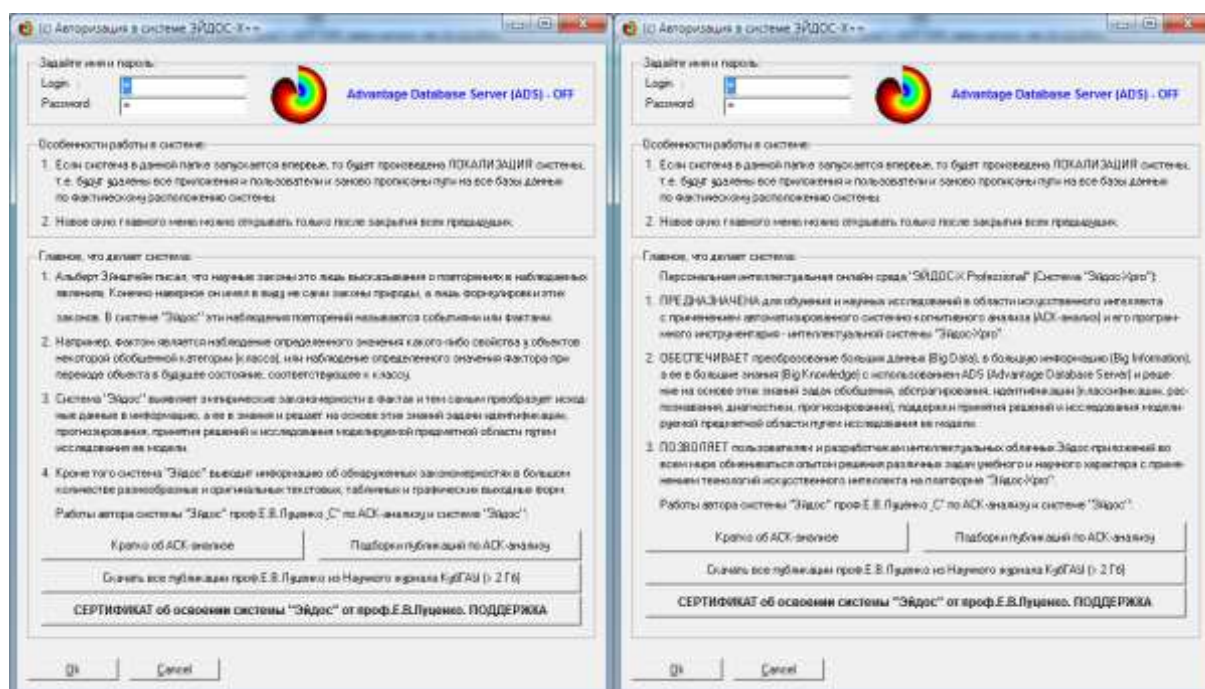
5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2022 года по настоящее время. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке Аляска+Экспресс, обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big

Knowledge) с использованием ADS (Advantage Database Server), а также на языке C# (Visual Studio | C#).

На рисунке 1 приведена титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос» (годы эксплуатации: 1992-2012), а на рисунке 2 – текущей версии системы «Эйдос» (годы эксплуатации: 2012- по настоящее время):



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



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

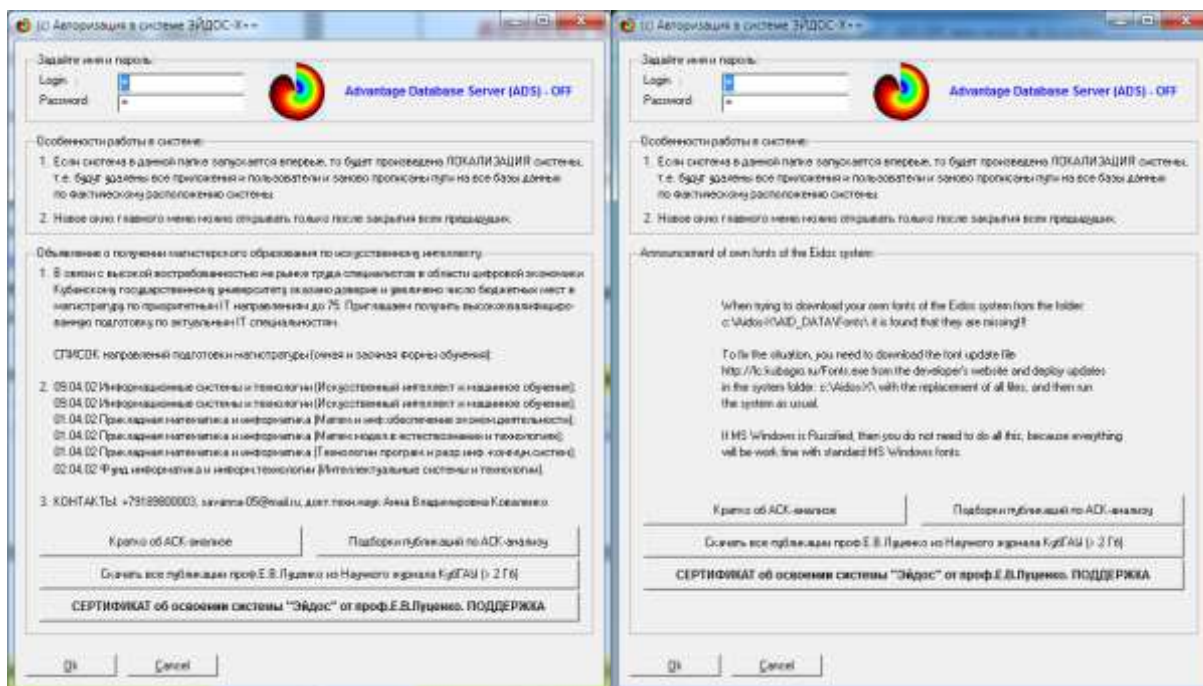


Рисунок 2. Титульные видеogramмы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Как уже показано выше, для работы с лингвистическими переменными целесообразно применить лингвистический АСК-анализ [11].

Достижение поставленной цели в АСК-анализе обеспечивается решением следующих **задач** и подзадач, которые являются **этапами** достижения цели:

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. Интегральные критерии знаний.

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:

- 1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);
- 2) кластерно-конструктивный анализ классов;
- 3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;
- 4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;
- 5) нелокальная нейронная сеть;
- 6) 3d-интегральные когнитивные карты;
- 7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 9) когнитивные функции;
- 10) значимость описательных шкал и их градаций;
- 11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

На рисунке 3 приведена последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»:

**Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»,
повышение уровня системности данных, информации и знаний,
повышение уровня системности моделей**

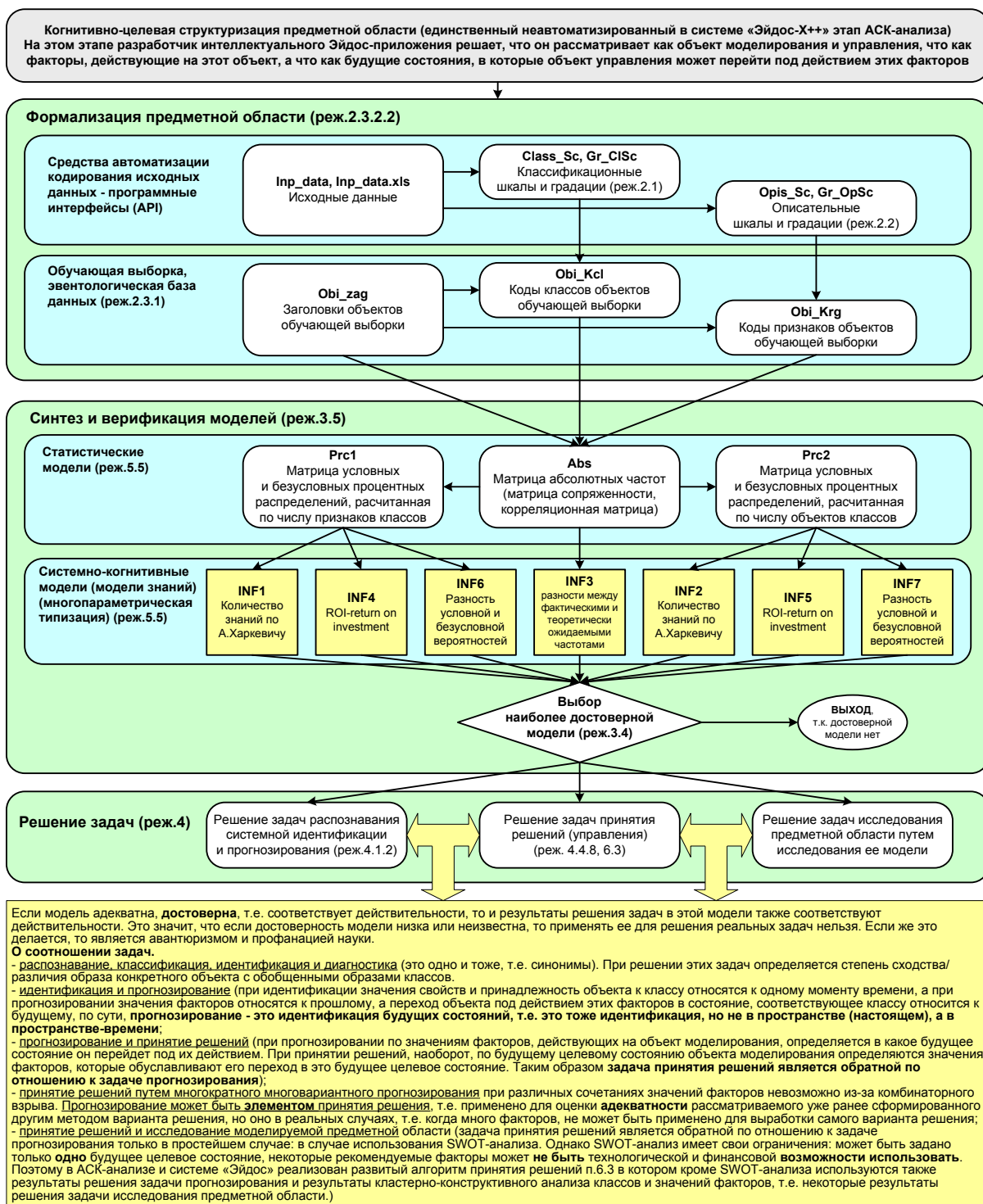


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

3. 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 (рисунок 3).

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 в качестве **объекта моделирования** выступают учащиеся вузов, в качестве **факторов** – обучение или отсутствие обучения в малом матфаке и результаты ЕГЭ, а также годы обучения (таблица 1), а в качестве **результатов** действия этих факторов – уровень предметной обученности и общая успеваемость (таблица 2):

В качестве результатов действия факторов взяты общая успеваемость и уровень предметной обученности по всем дисциплинам учебного плана, которые были во все исследуемые годы обучения.

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК
2	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ
3	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ
4	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ
5	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ
6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ

Разработка авторов

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

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

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ
2	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ
3	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ
4	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ
5	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ
6	ФИЛОСОФИЯ
7	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ
8	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ
9	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ
10	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ
11	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ
12	КР 4 СЕМ
13	ИН ЯЗ 4 СЕМ
14	ПЕДАГОГИКА
15	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ
16	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ
17	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ
18	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ
19	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ
20	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ
21	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ
22	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ
23	КР 6 СЕМ
24	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ
25	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ
26	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ
27	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ
28	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ
29	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ
30	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ
31	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ
32	ТИМОМИИ 8 СЕМ
33	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ
34	СРЕДНИЙ БАЛЛ
35	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ

Разработка авторов

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

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

В системе «Эйдос» формализация предметной области полностью автоматизируется разнообразными автоматизированными программными интерфейсами. Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований в самых различных направлениях науки и решения практических задач в самых различных предметных областях, практически почти везде, где человек применяет естественный интеллект.

**Таблица 3 – Таблица исходных данных
в стандарте системы «Эйдос» (фрагмент)**

The screenshot displays a Microsoft Excel spreadsheet titled "Урок 1-го урока". The interface shows the standard Excel ribbon with tabs for "Формулы", "Ссылки", "Справка", "Данные", "Вид", "Макросы", and "Сервис". The spreadsheet itself is a large grid with columns labeled A through Z and rows numbered 1 through 26. The data is organized into sections for different subjects or activities, with some cells containing text like "Урок 1-го урока" or "Урок 2-го урока". The interface includes the Excel ribbon at the top and a taskbar at the bottom.

24

Полностью скачать файл исходных данных в формате MS Excel можно скачать по ссылке: https://lc.kubagro.ru/Inp_data.xlsx.

Исходные данные (таблица 3) **обезличены** из этических соображений и необходимости нераспространения личных данных. Обезличивание не сказывается на результатах нашего исследования, т.к. в моделях отражаются только **обобщающие** закономерности предметной области, которые и интересуют авторов исследования.

Таблица 3 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 129 наблюдений, каждое из которых представляет собой информацию о каком-то конкретном учащемся;

- каждое **наблюдение** описывается одновременно **двумя** способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (желтый фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. учебными достижениями учащихся (бесцветный фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и в модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;

- 1-я колонка – наименование наблюдения (не является шкалой);

- колонки со 2-й по 7-ю – это **описательные** шкалы описывающие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 1);

- колонки с 8-й по 100-ю – это **классификационные** шкалы, описывающие результаты действия факторов (таблица 2). В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций всех классификационных шкал: их должно быть не более 2032.

Отметим, что учебные достижения учащихся по дисциплинам, по которым проводится экзамен, выражены в виде значений текстовых порядковых шкал, а не числовых шкал. Это

связано с тем, что, не смотря на то, что оценки за экзамен и выглядят числа, они на самом деле не являются числами. Если бы они являлись числами, то суммарные знания двух двоечников были бы равны знаниям хорошиста.

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 жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 3.

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 3, 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 и 6):

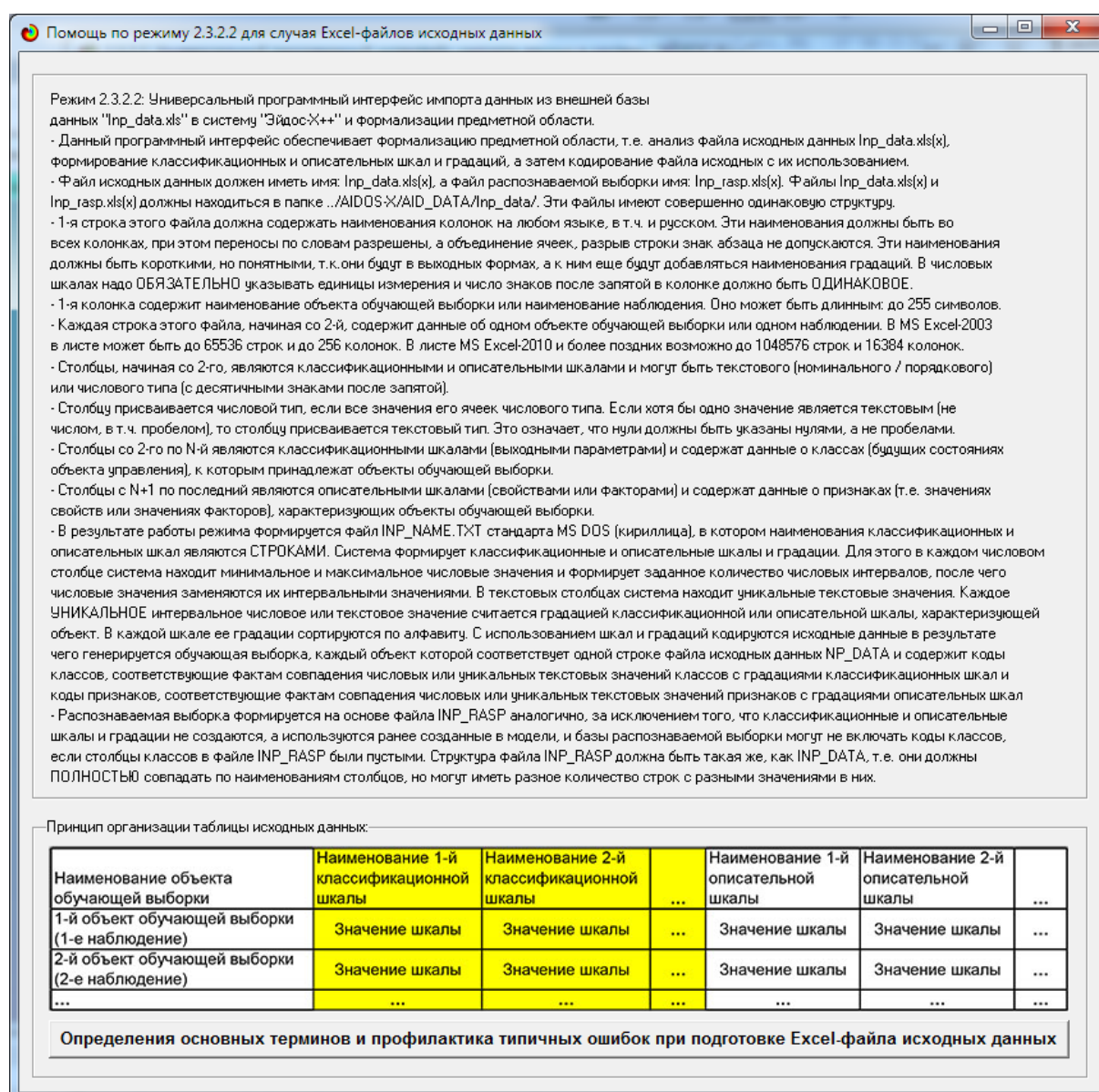


Рисунок 5. Хелп-1 API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

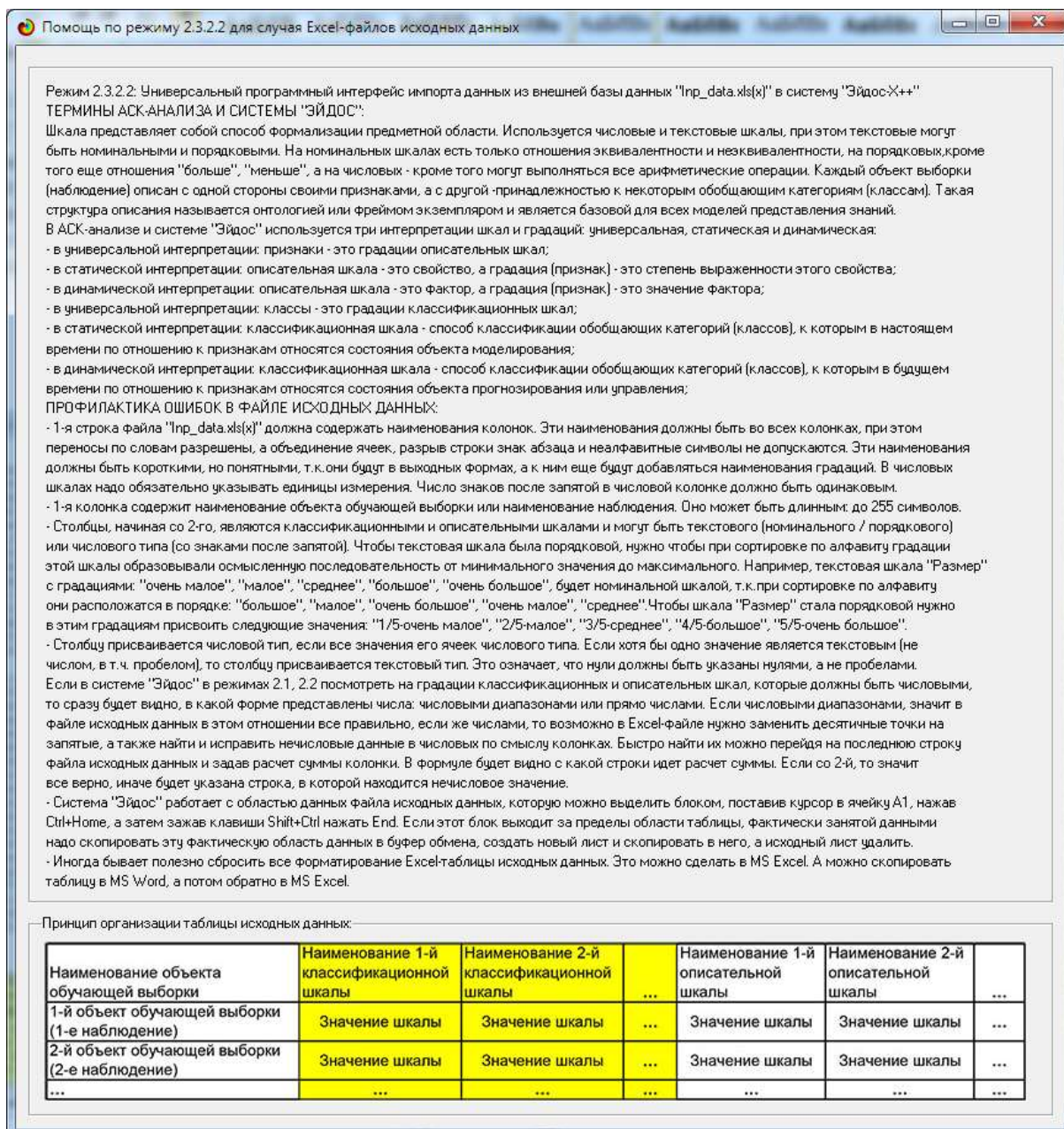


Рисунок 6. Хелп-2 API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с *реальными параметрами*, использованными в данной работе, приведены на рисунках 7.

В таблицах 4, 5, 6 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 7.

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☐ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
☒ XLSX- MS Excel-2007(2010) Стандарт XLS-файла
☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
☐ CSV - 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)")

Ok Cancel

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [163 классов x 17 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	2	6	3,00	4	12	3,00
Текстовые	91	157	1,73	2	5	2,50
ВСЕГО:	93	163	1,75	6	17	2,83

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

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации Выйти на создание модели

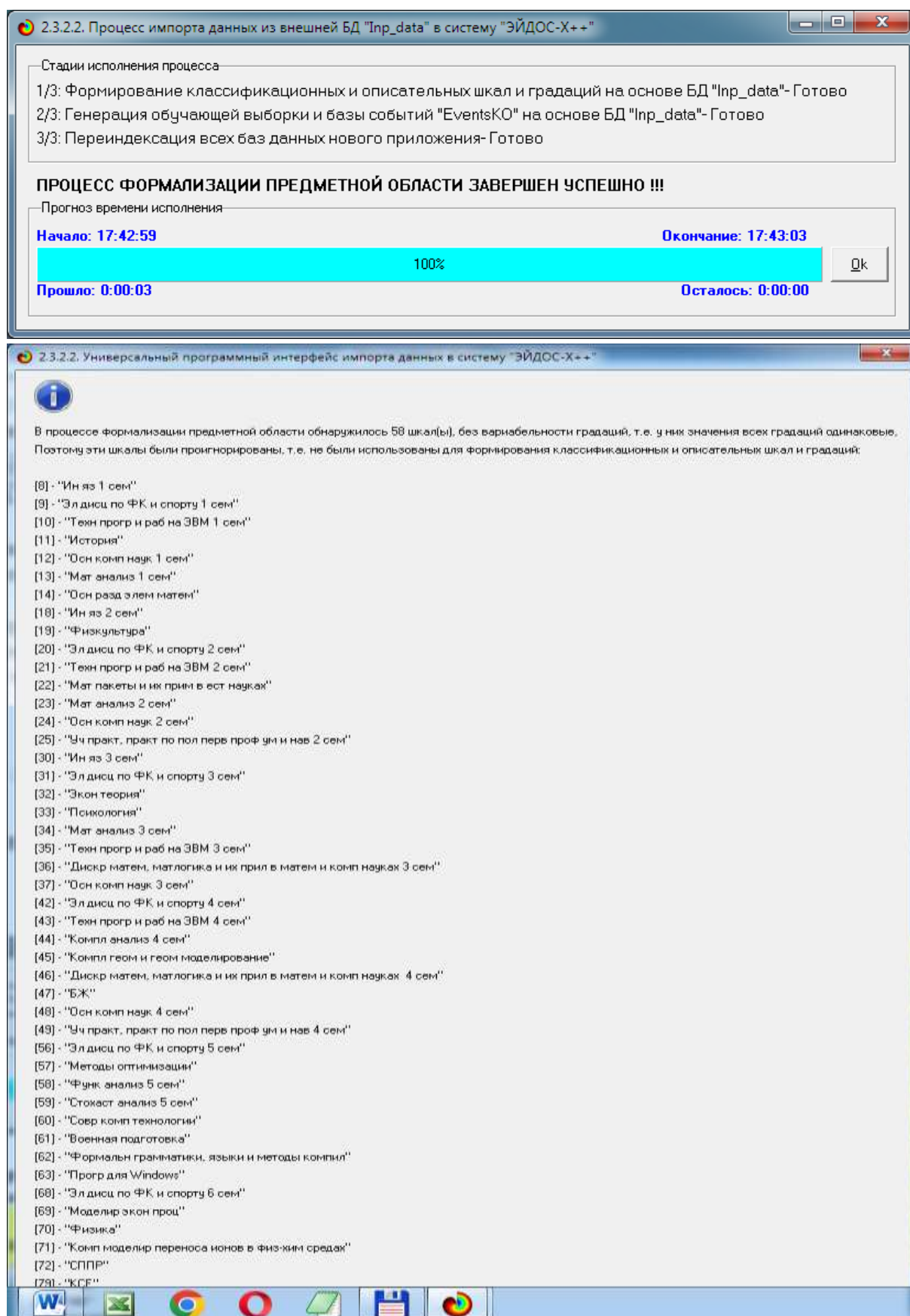


Рисунок 7. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

**Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации
(числовые шкалы)**

KOD_CLS	NAME_CLS
1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл
2	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор
3	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл
4	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-1/3-удовл
5	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-2/3-хор
6	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-3/3-отл
7	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-1/3-удовл
8	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-2/3-хор
9	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-3/3-отл
10	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-1/3-удовл
11	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-2/3-хор
12	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-3/3-отл
13	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл
14	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор
15	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл
16	ФИЛОСОФИЯ-1/3-удовл
17	ФИЛОСОФИЯ-2/3-хор
18	ФИЛОСОФИЯ-3/3-отл
19	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-1/3-удовл
20	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-2/3-хор
21	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-3/3-отл
22	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл
23	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор
24	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл
25	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-1/3-удовл
26	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-2/3-хор
27	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-3/3-отл
28	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ-1/3-удовл
29	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ-2/3-хор
30	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ-3/3-отл
31	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ-1/3-удовл
32	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ-2/3-хор
33	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ-3/3-отл
34	КР 4 СЕМ-1/3-удовл
35	КР 4 СЕМ-2/3-хор
36	КР 4 СЕМ-3/3-отл
37	ИН ЯЗ 4 СЕМ-1/3-удовл
38	ИН ЯЗ 4 СЕМ-2/3-хор
39	ИН ЯЗ 4 СЕМ-3/3-отл
40	ПЕДАГОГИКА-1/3-удовл
41	ПЕДАГОГИКА-2/3-хор
42	ПЕДАГОГИКА-3/3-отл
43	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл
44	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор
45	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл
46	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ-1/3-удовл
47	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ-2/3-хор
48	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ-3/3-отл
49	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-1/3-удовл
50	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-2/3-хор
51	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-3/3-отл
52	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ-1/3-удовл
53	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ-2/3-хор
54	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ-3/3-отл
55	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ-1/3-удовл
56	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ-2/3-хор
57	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ-3/3-отл
58	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ-1/3-удовл
59	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ-2/3-хор
60	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ-3/3-отл
61	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ-1/3-удовл
62	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ-2/3-хор
63	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ-3/3-отл
64	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ-1/3-удовл
65	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ-2/3-хор
66	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ-3/3-отл
67	КР 6 СЕМ-1/3-удовл

68	КР 6 СЕМ-2/3-хор
69	КР 6 СЕМ-3/3-отл
70	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-1/3-удовл
71	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-2/3-хор
72	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-3/3-отл
73	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ-1/3-удовл
74	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ-2/3-хор
75	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ-3/3-отл
76	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ-1/3-удовл
77	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ-2/3-хор
78	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ-3/3-отл
79	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ-1/3-удовл
80	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ-2/3-хор
81	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ-3/3-отл
82	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ-1/3-удовл
83	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ-2/3-хор
84	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ-3/3-отл
85	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ-1/3-удовл
86	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ-2/3-хор
87	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ-3/3-отл
88	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ-1/3-удовл
89	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ-2/3-хор
90	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ-3/3-отл
91	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ-1/3-удовл
92	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ-2/3-хор
93	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ-3/3-отл
94	ТИМОМИИ 8 СЕМ-1/3-удовл
95	ТИМОМИИ 8 СЕМ-2/3-хор
96	ТИМОМИИ 8 СЕМ-3/3-отл
97	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ-1/3-удовл
98	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ-2/3-хор
99	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ-3/3-отл
100	СРЕДНИЙ БАЛЛ-1/3-{3.0000000, 3.6666667}
101	СРЕДНИЙ БАЛЛ-2/3-{3.6666667, 4.3333333}
102	СРЕДНИЙ БАЛЛ-3/3-{4.3333333, 5.0000000}
103	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ-1/3-{3.1212121, 3.7474747}
104	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ-2/3-{3.7474747, 4.3737374}
105	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ-3/3-{4.3737374, 5.0000000}

Разработка авторов

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

**Таблица 5 – Описательные шкалы и градации
(лингвистические переменные)**

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Да
2	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Нет
3	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2019-2020
4	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2020-2021
5	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2021-2022
6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-1/3-{39.0000000, 55.6666667}
7	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-2/3-{55.6666667, 72.3333333}
8	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-3/3-{72.3333333, 89.0000000}
9	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-1/3-{42.0000000, 60.0000000}
10	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-2/3-{60.0000000, 78.0000000}
11	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-3/3-{78.0000000, 96.0000000}
12	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-1/3-{45.0000000, 62.0000000}
13	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-2/3-{62.0000000, 79.0000000}
14	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-3/3-{79.0000000, 96.0000000}
15	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-1/3-{154.0000000, 192.0000000}
16	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-2/3-{192.0000000, 230.0000000}
17	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-3/3-{230.0000000, 268.0000000}

Разработка авторов

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

Таблица 6 – Обучающая выборка (полностью)

[illegible]

Разработка авторов

Источник: c:\Aidos-X\AID DATA\A0000001\System\EventsKO.dbf

Обратим внимание на то, что на 4-м рисунке 7 приведены классификационные шкалы, в которых нет вариабельности, т.е. нет различий в значениях градаций. Это все шкалы по тем дисциплинам, по которым выставляется «зачет». Таким шкалы не могут быть использованы для прогнозирования учебных достижений, т.к. «незачет» не ставится. Поэтому, не смотря на то, что в файле исходных данных (таблица 3) 93 классификационных шкалы, в справочнике классификационных шкал лишь 35 шкал (таблица 2), т.к. остальные исключены из-за отсутствия вариабельности значений.

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». Все они открываются в MS Excel или могут быть конвертированы в файлы xls, xlsx с помощью онлайн-сервисов.

3.3. Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос».

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 [1-7]. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко, акцентируя внимание лишь на математической взаимосвязи коэффициента возврата инвестиций (ROI) с мерой χ -квадрат Карла Пирсона и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

Отметим, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций

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

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [3] 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 7).

На основе таблицы 7 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 8).

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 7 – 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				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

Таблица 8 – 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 обучающей выборки, относящихся к различным градациям одной

классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 7) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 8) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему **несбалансированности** данных (существенная неравномерность распределения значений шкал по диапазону изменения), т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 7), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 8), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход снимает также проблему обеспечения **сопоставимости** обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [10]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

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

В таблице 9 приведены формулы:

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

И это **сравнение** в таблицах 7 и 8 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Таблица 9– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; $\bar{N}_{ij}$ - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	N_{ij} – фактическая частота; $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу		
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$	
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.		
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$	
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j - значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W - суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

I_{ij} – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j -му значению будущего параметра;
 Ψ – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;
 P_i – безусловная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;
 P_{ij} – условная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра при j -м значении будущего параметра.

Таблица 10 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 9), 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 11).

Таблица 11– Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

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

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

конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра. *Под конфигуратором В.А.Лефевр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструктов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области* [1]⁹. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

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

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

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

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний. Ясно, что вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на

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

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 [10].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 10 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 9), 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 12):

Таблица 12 – 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	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Выводы

В разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений,

а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

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

В системе «Эйдос» синтез и верификация моделей осуществляется в режиме 3.5 (рисунки 8).

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 9-12.

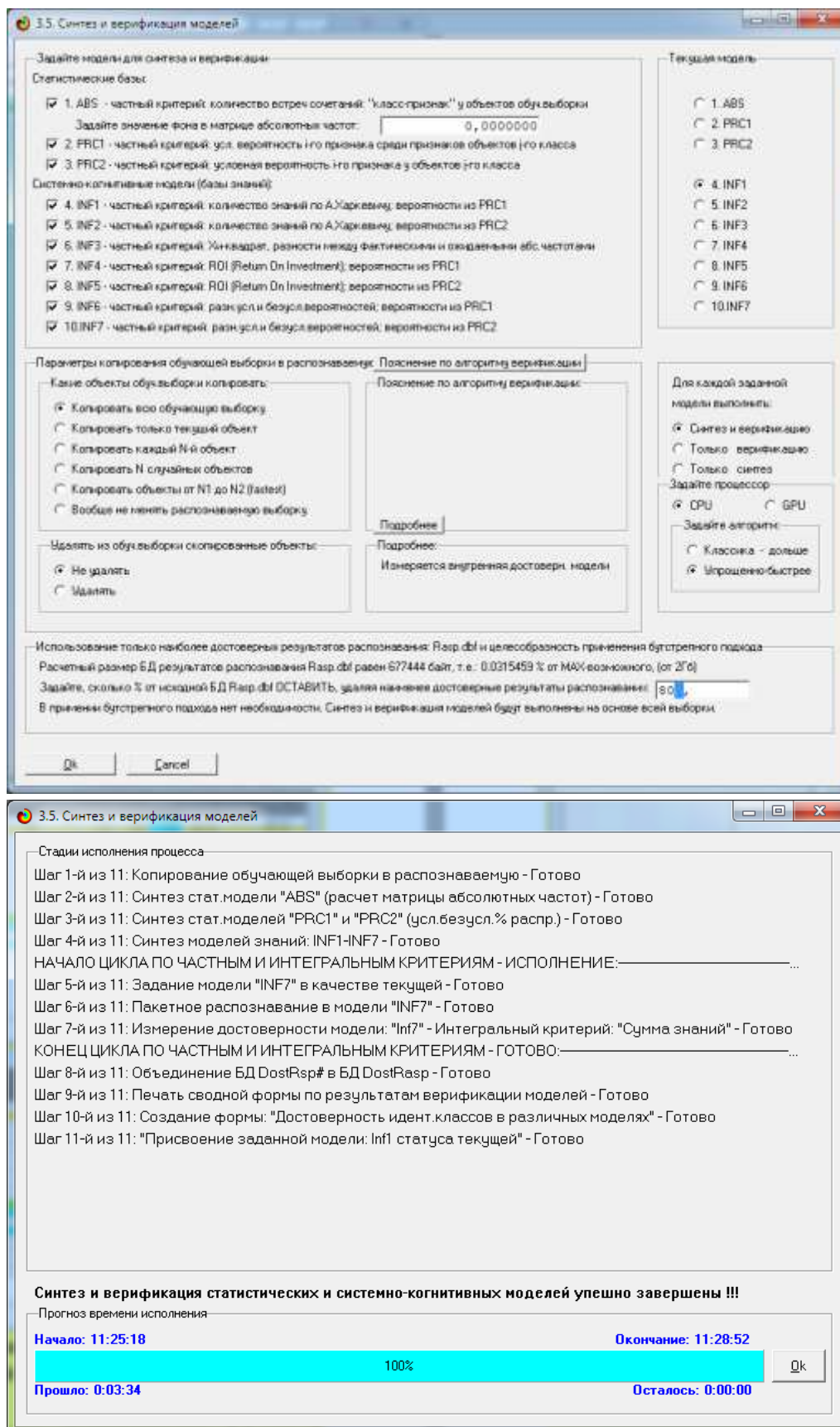


Рисунок 8. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

Параметр	1. МАТ	2. МАТ	3. МАТ	4. МАТ	5. МАТ	6. МАТ	7. МАТ	8. МАТ	9. МАТ	10. МАТ	11. МАТ	12. МАТ	13. МАТ	14. МАТ	15. МАТ	16. МАТ	17. МАТ
1. МАТ	1.000																
2. МАТ	-0.998	1.000															
3. МАТ	-0.998	-0.998	1.000														
4. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	1.000													
5. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000												
6. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000											
7. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000										
8. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000									
9. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000								
10. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000							
11. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000						
12. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000					
13. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000				
14. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000			
15. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000		
16. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000	
17. МАТ	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	-0.998	1.000

Рисунок 12 . Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону)

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

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [12].

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-критерием проф.Е.В.Луценко [12] наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: $L1=0.687$ (рисунок 13).

Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.

Наименование модели и критерий	Интегральный критерий	Сумма знаний, м.д. (F1)	Сумма знаний, м.д. (F2)	Сумма знаний, м.д. (F3)	Сумма знаний, м.д. (F4)	Сумма знаний, м.д. (F5)	Сумма знаний, м.д. (F6)	Сумма знаний, м.д. (F7)	Сумма знаний, м.д. (F8)	Сумма знаний, м.д. (F9)	Сумма знаний, м.д. (F10)	Сумма знаний, м.д. (F11)	Сумма знаний, м.д. (F12)
1. INF1 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
2. INF2 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
3. INF3 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
4. INF4 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
5. INF5 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
6. INF6 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
7. INF7 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
8. INF8 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
9. INF9 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
10. INF10 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
11. INF11 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
12. INF12 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597
13. INF13 - частный критерий: количество истинных решений	Корреляция: корр. с 100	0.221	0.011	0.409	0.922	0.589	2266.966	173.888	3013.708	44.488	0.433	0.903	0.597

Рисунок 13. Экранная форма режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 14 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в зависимости от уровня сходства (по оис X) в наиболее достоверной по L1-критерию проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3.

В целом картина этих частотных распределений очень разумна, логична и естественна, что подтверждает факт успешности создания достоверной модели, правильно отражающей причинно-следственные зависимости в моделируемой предметной области.

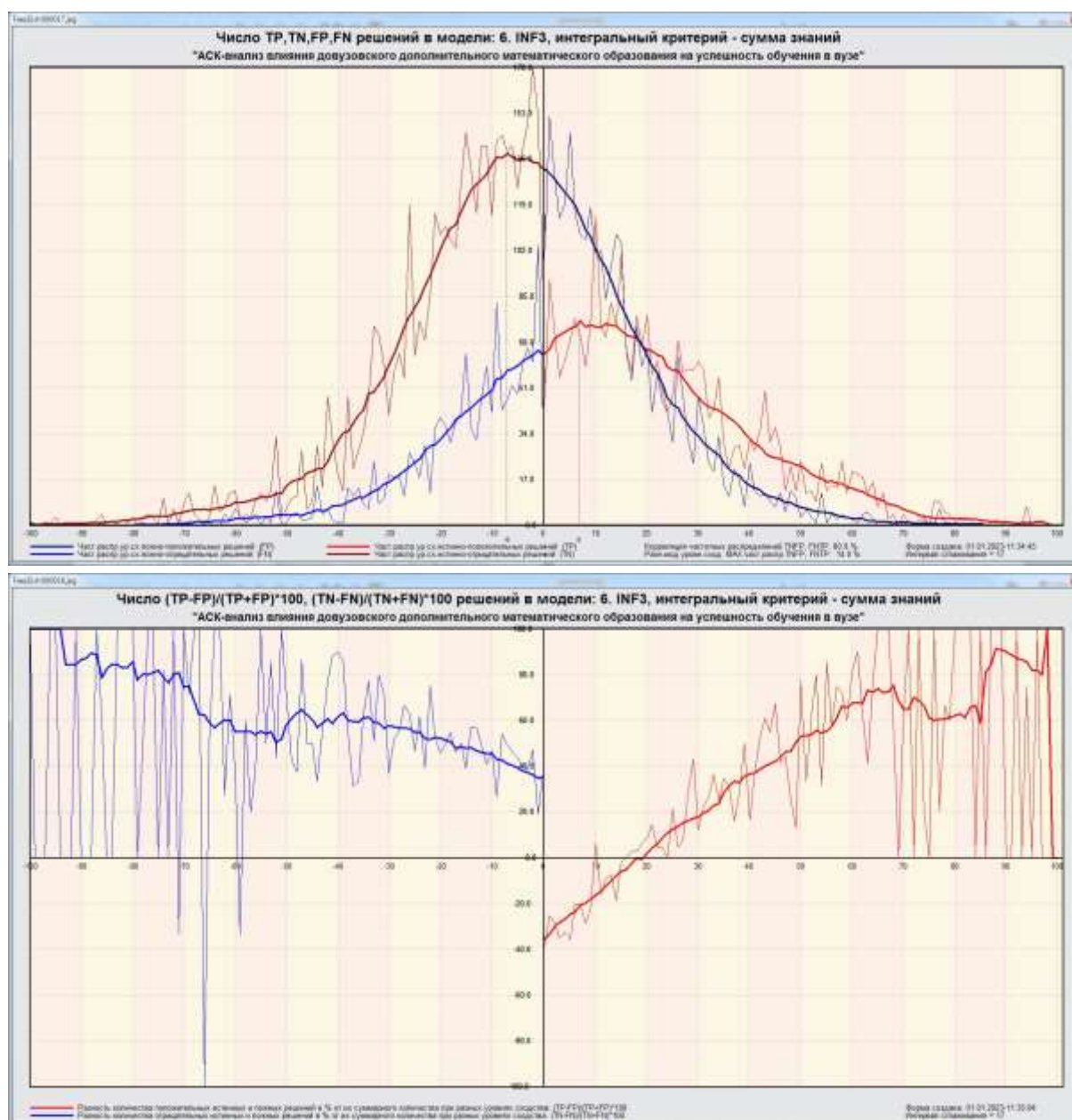


Рисунок 14. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-критерию проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3

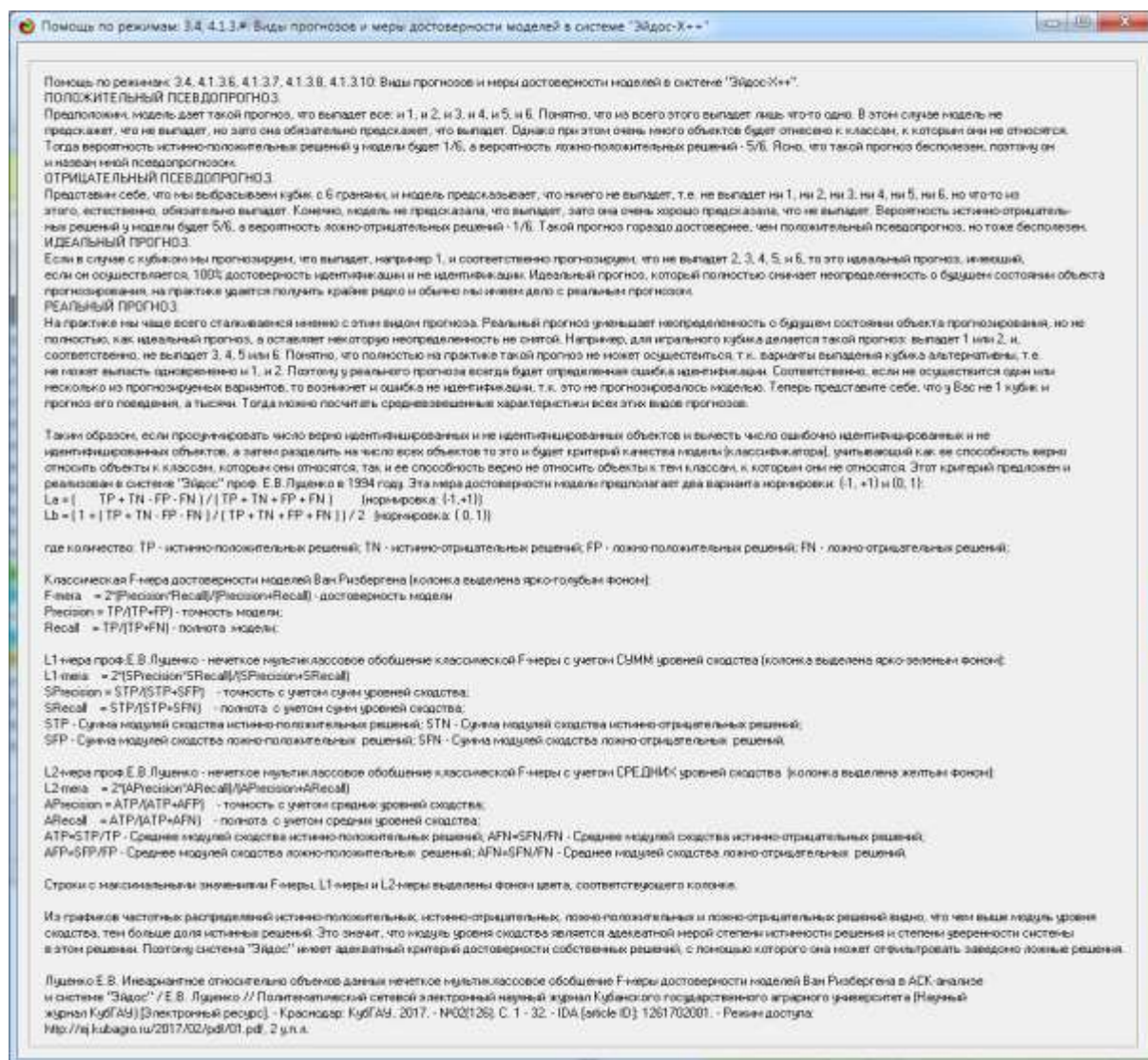
Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3:

- отрицательных ложных решений всегда значительно меньше, чем отрицательных истинных решений;
- при уровнях сходства меньше 20% преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства

преобладают истинные положительные решения. При уровнях сходства выше 60% ложных положительных решений вообще нет;

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

На рисунках 15 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в работе вместо более детального описания данного режима.



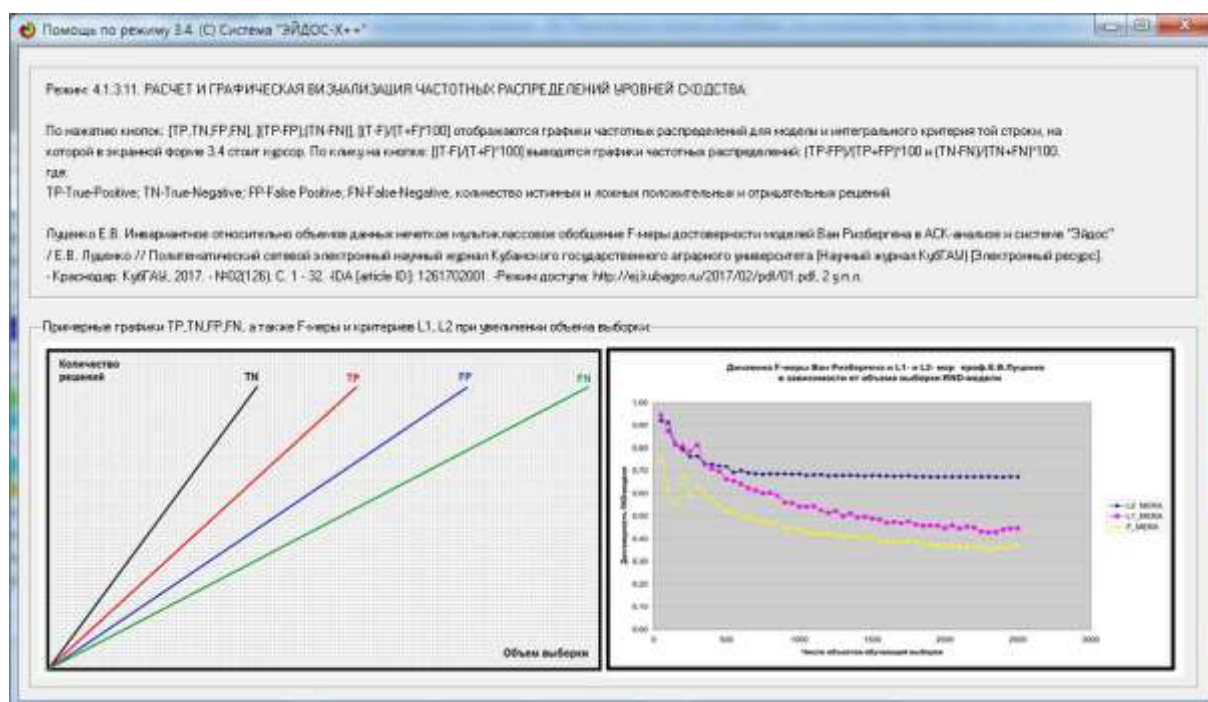


Рисунок 15. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

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 16). 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.

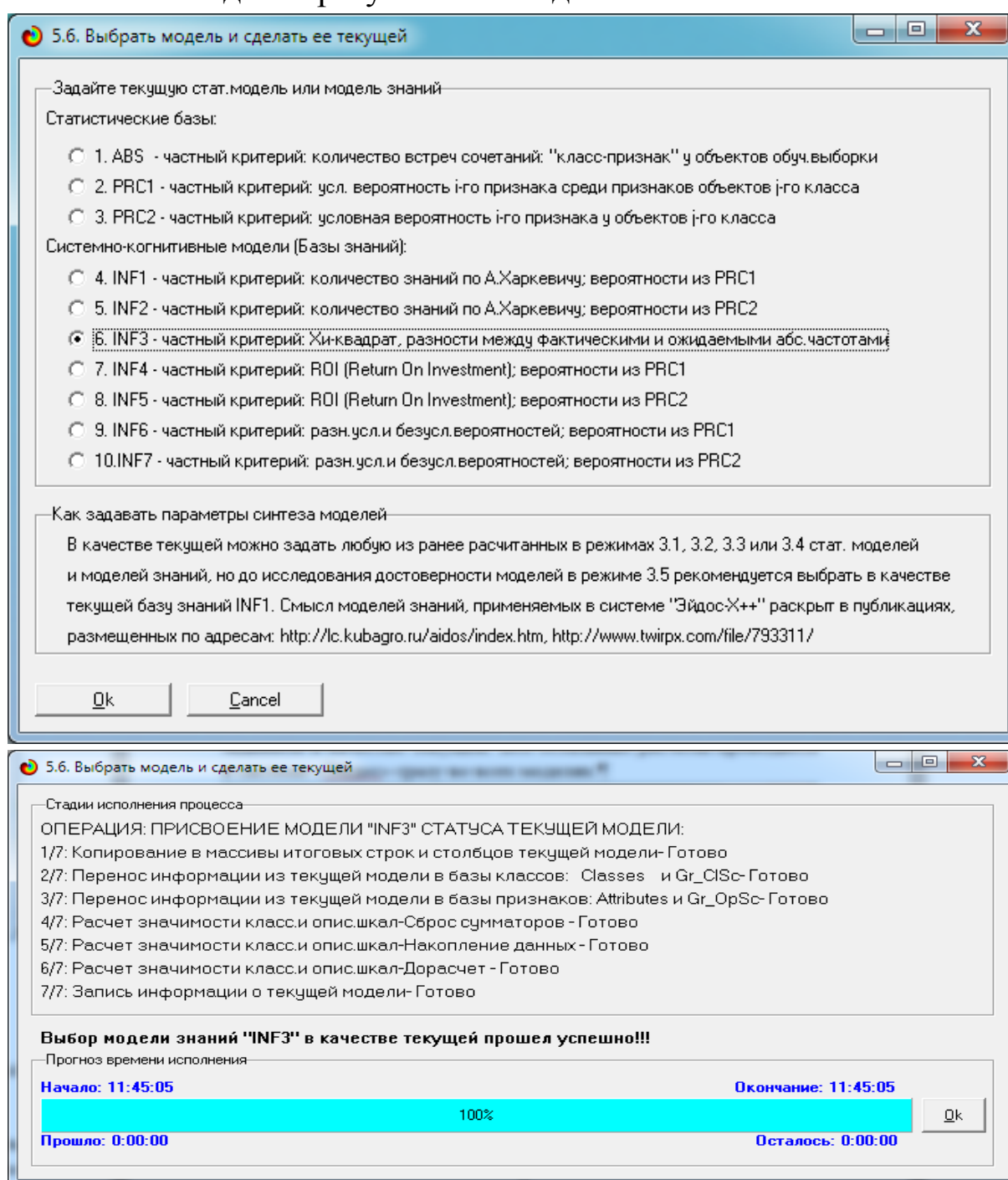


Рисунок 16. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

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 корректны¹⁰ в неортонормированных пространствах, которые всегда и

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

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.:

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

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n , если он присутствует у

объекта с интенсивностью n , т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» - один раз).

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}$. Поэтому по своей сути он также

является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности *линейной* интерполяции:

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

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

3.6.3. 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.

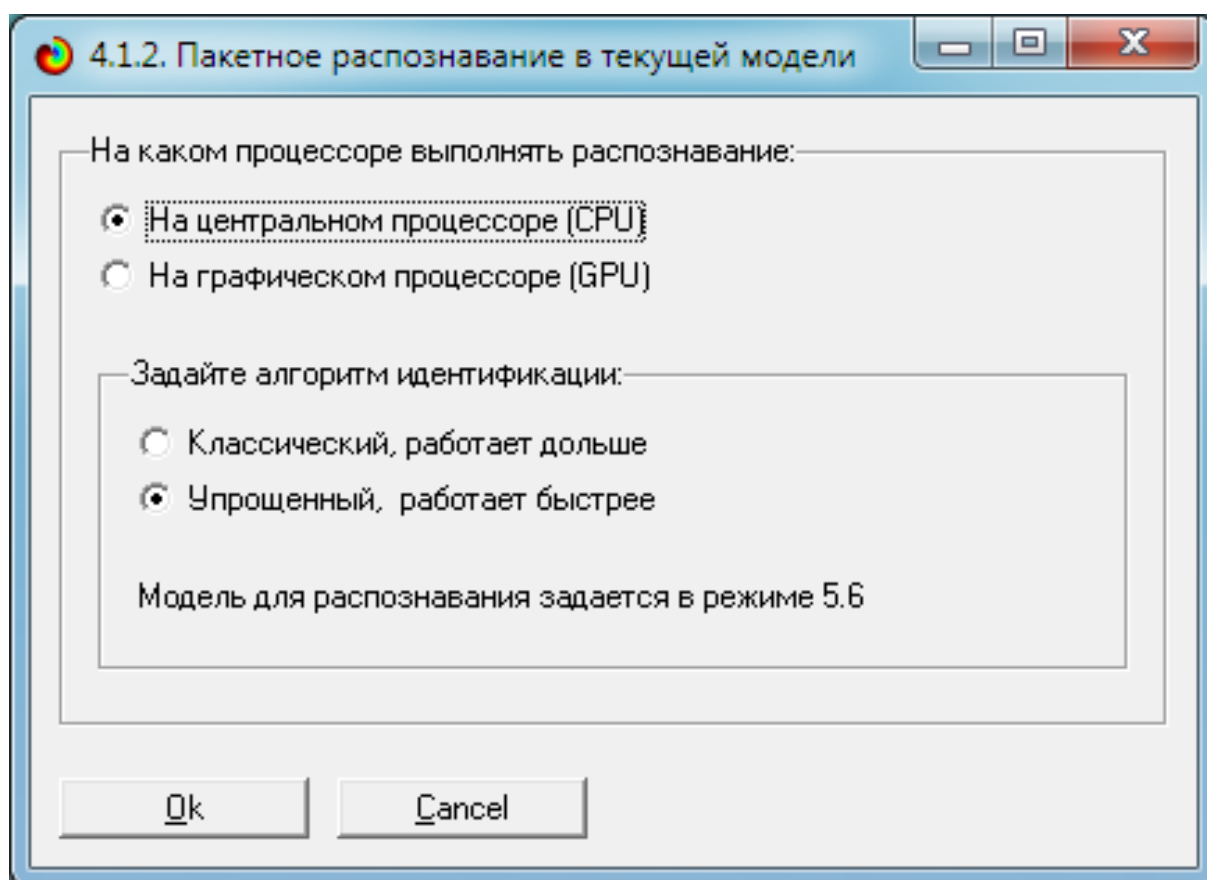
В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии [11, 12].

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

3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования 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. 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 [13, 14] и в ряде других¹¹.

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 17):



¹¹ См., например: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm

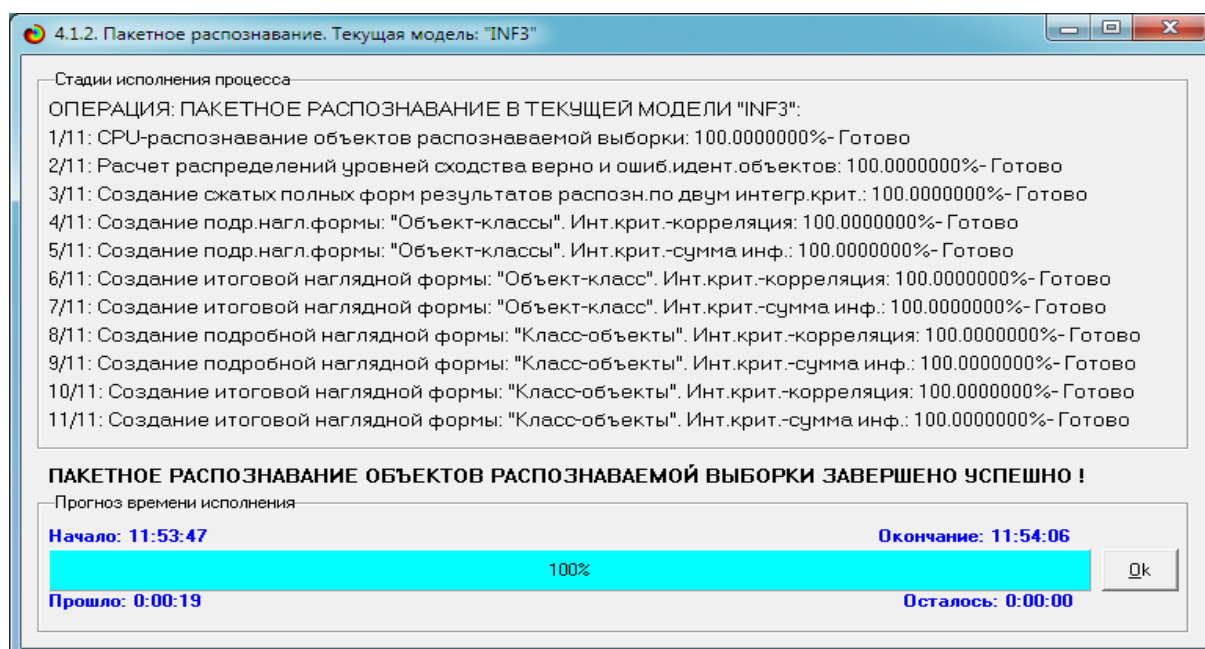


Рисунок 17. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 12 (рисунок 18):

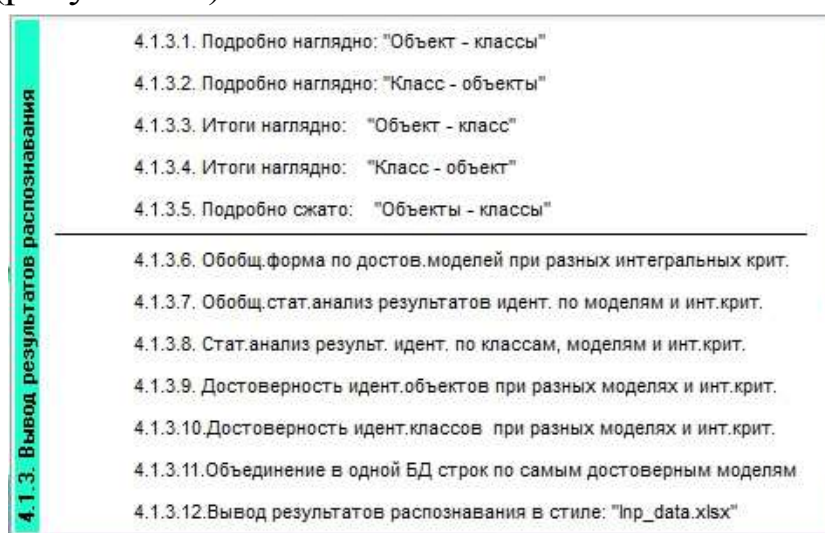


Рисунок 18. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 19):

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

Из этих экранных форм мы видим, что система «Эйдос» на основе модели, созданной на основе эмпирических данных, довольно уверенно прогнозирует учебные достижения учащихся на основе информации о годах обучения, результатов ЕГЭ и об обучении в малом матфаке.

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

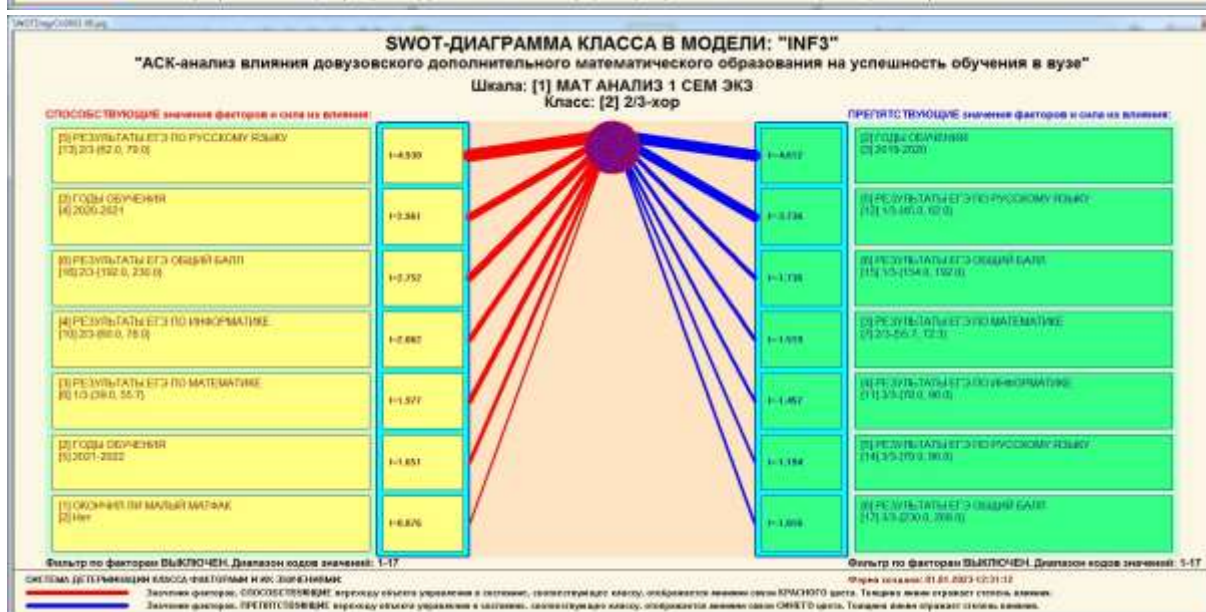
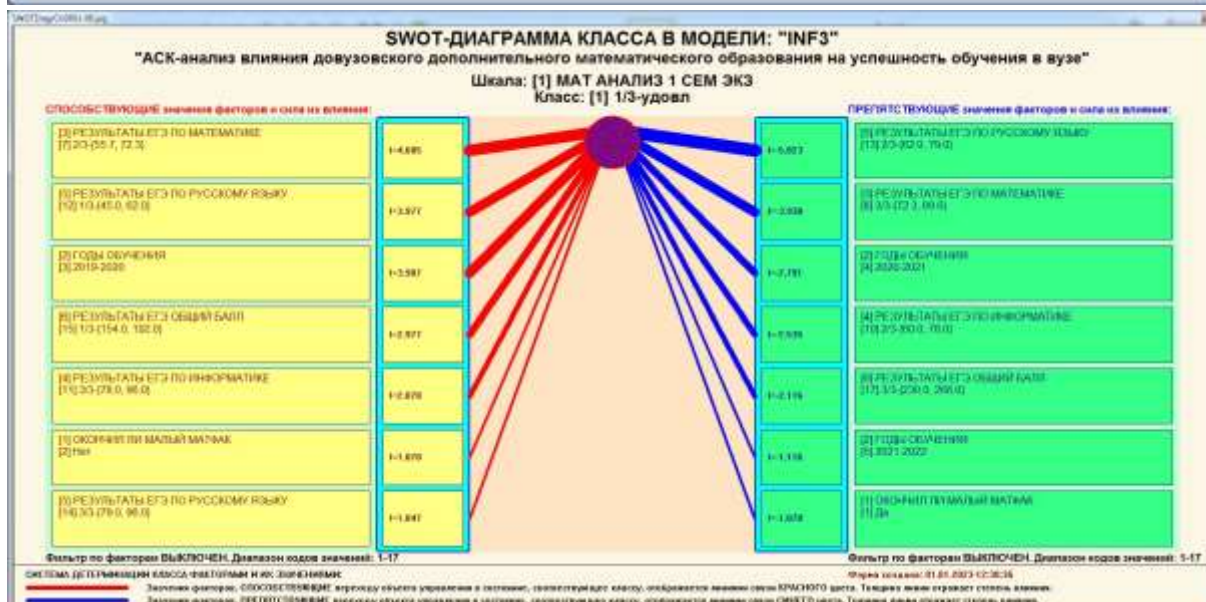
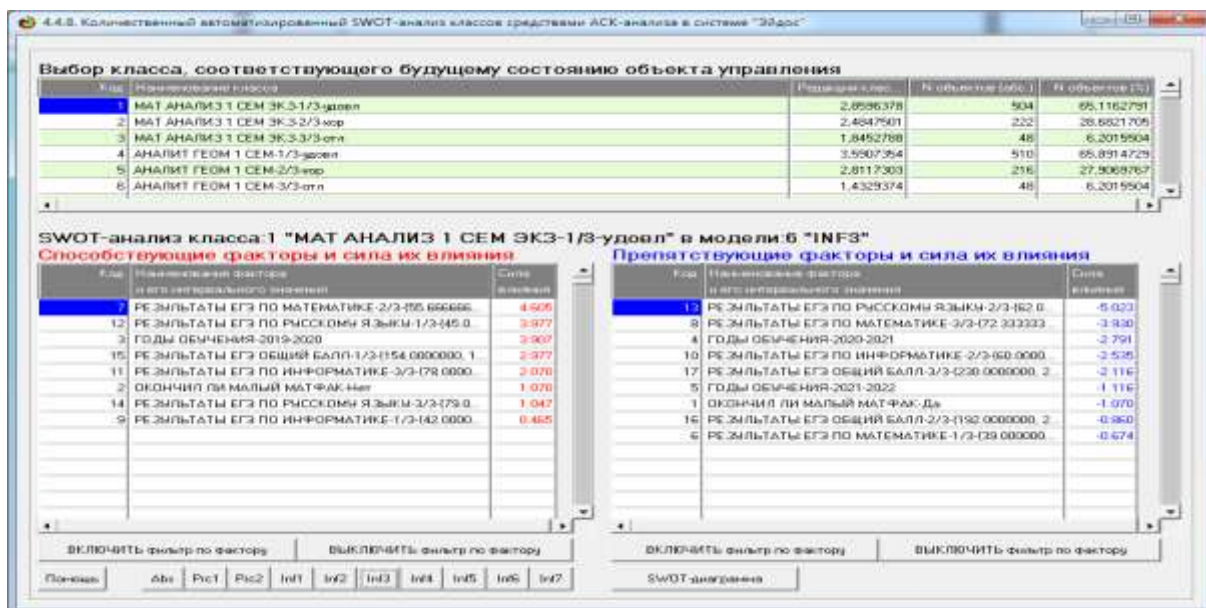
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ

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») [15] (рисунки 20).

Выходные формы, приведенные на рисунках 20, 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.



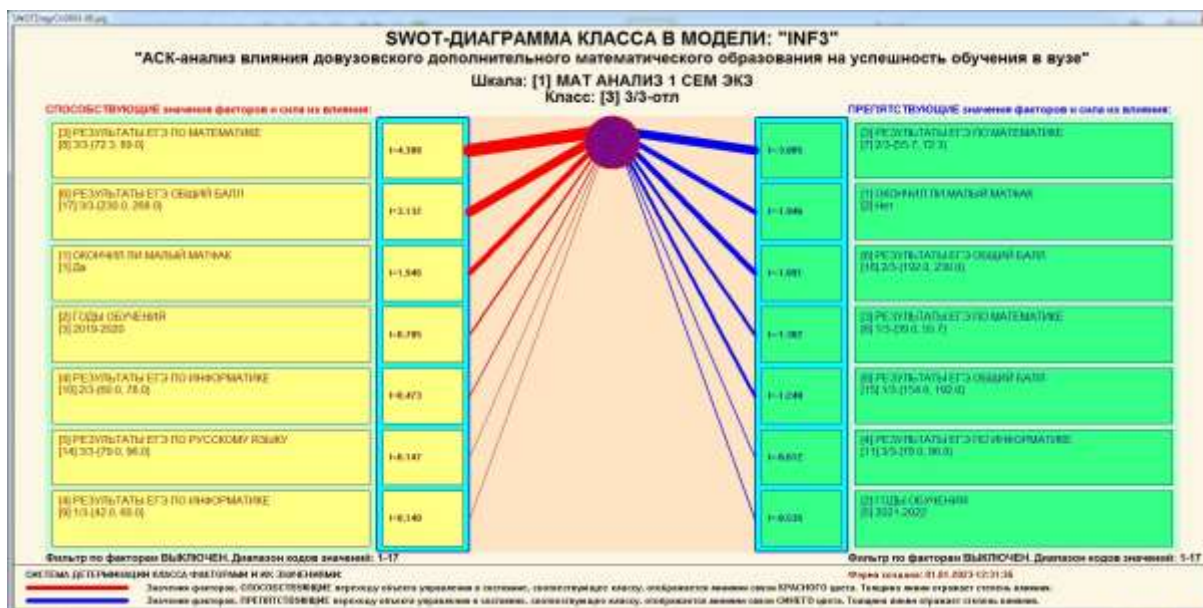


Рисунок 20. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

На первом рисунке 20 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.

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.

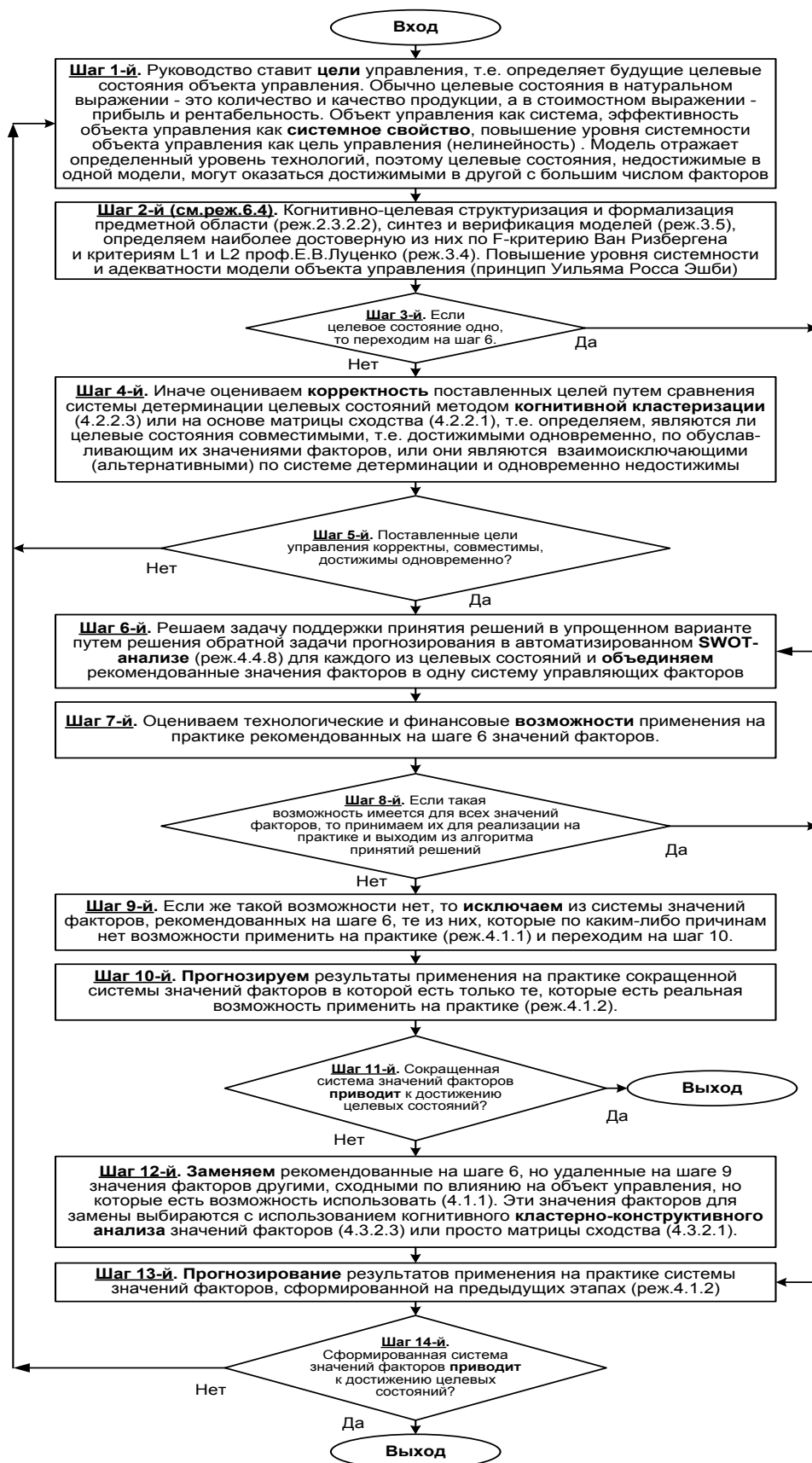
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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 [13, 14, 16] и в ряде других работ.

Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 21).

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 [13, 14, 16].



**Рисунок 21. Развитый алгоритм принятия решений
в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа
и системы «Эйдос»**

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) [10]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [16].

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

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

Шаг 5-й. Поставленные цели управления корректны, совместимы, достижимы одновременно? Если да – переход на шаг 6, иначе на шаг 1.

Шаг 6-й. Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем решения обратной задачи прогнозирования в автоматизированном **SWOT-анализе** (реж.4.4.8) для каждого из целевых состояний и **объединяем** рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов [15].

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) [18].

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 22.

Как мы видим в развитом алгоритме принятия решений широко используются результаты 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 задач, которые необходимо решать в развитом алгоритме принятия решений. Потому ниже кратко рассмотрим решение этих и некоторых других задач.

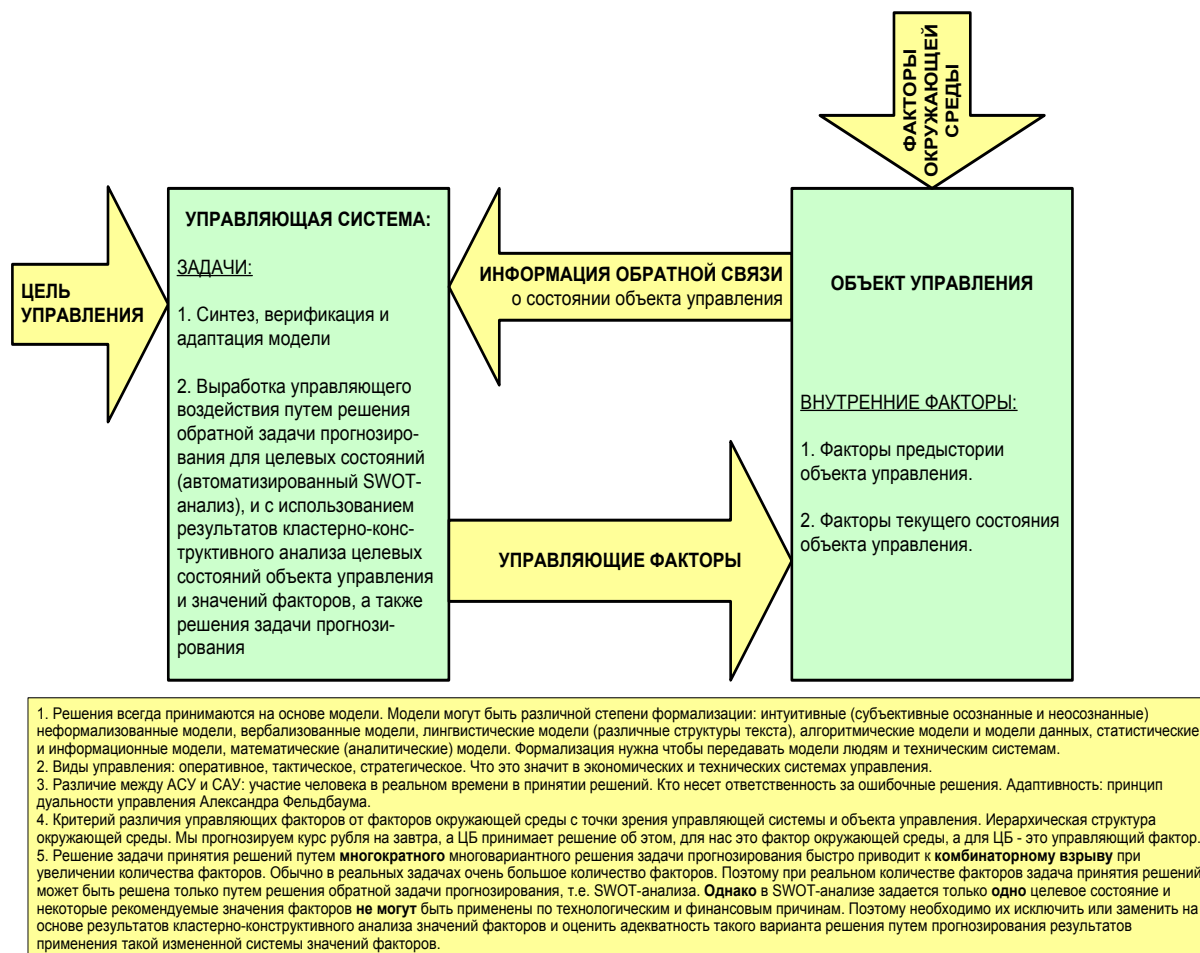


Рисунок 22. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

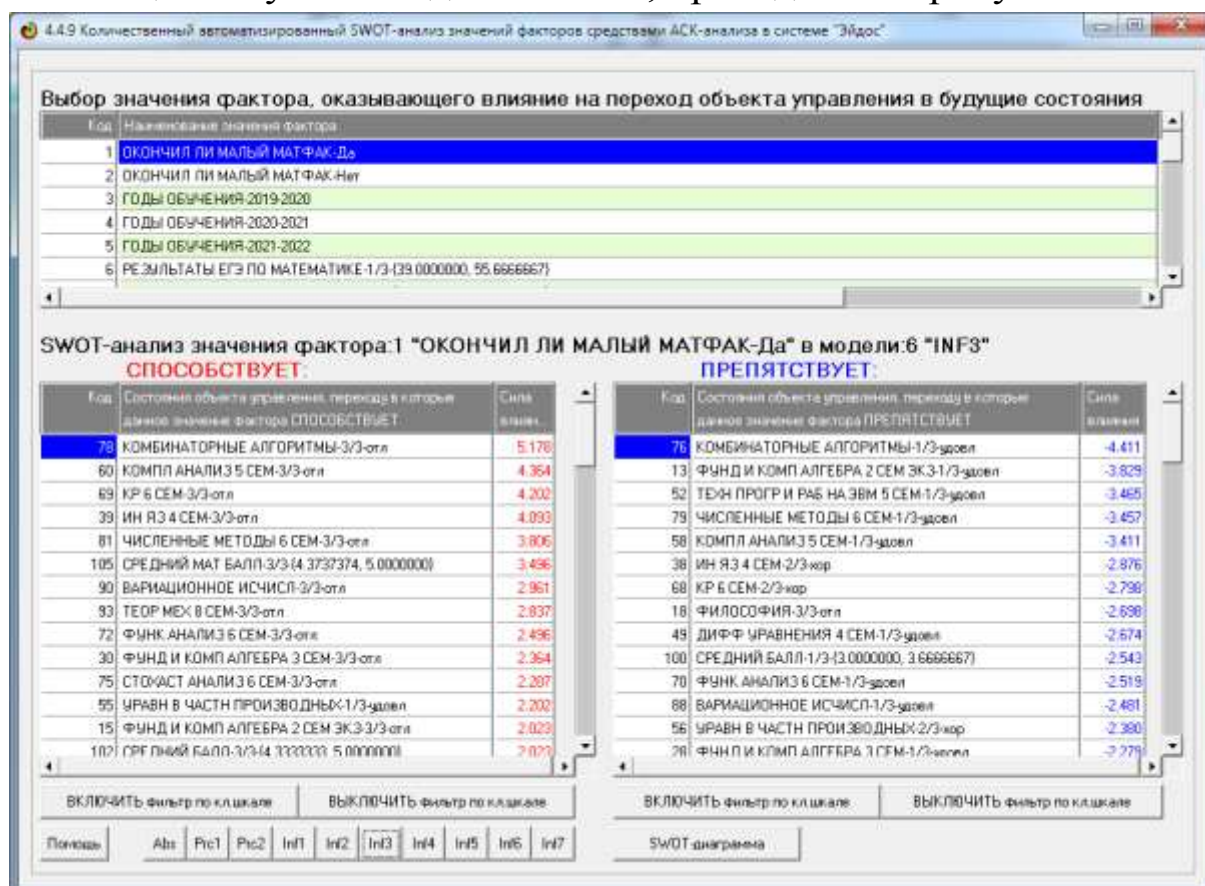
Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [20, 21].

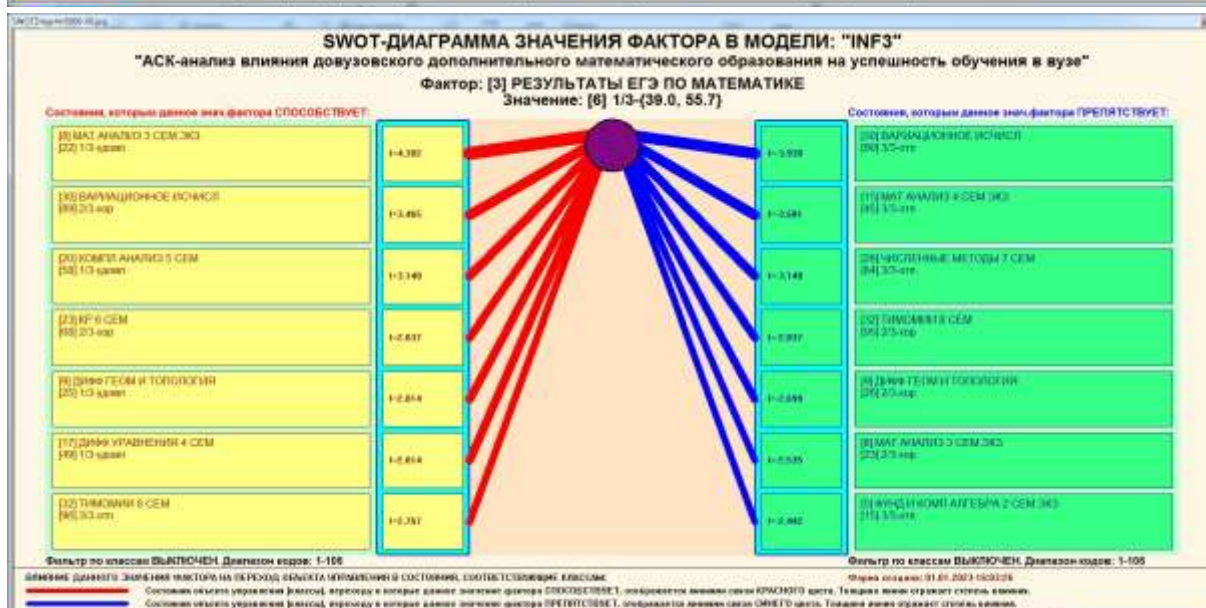
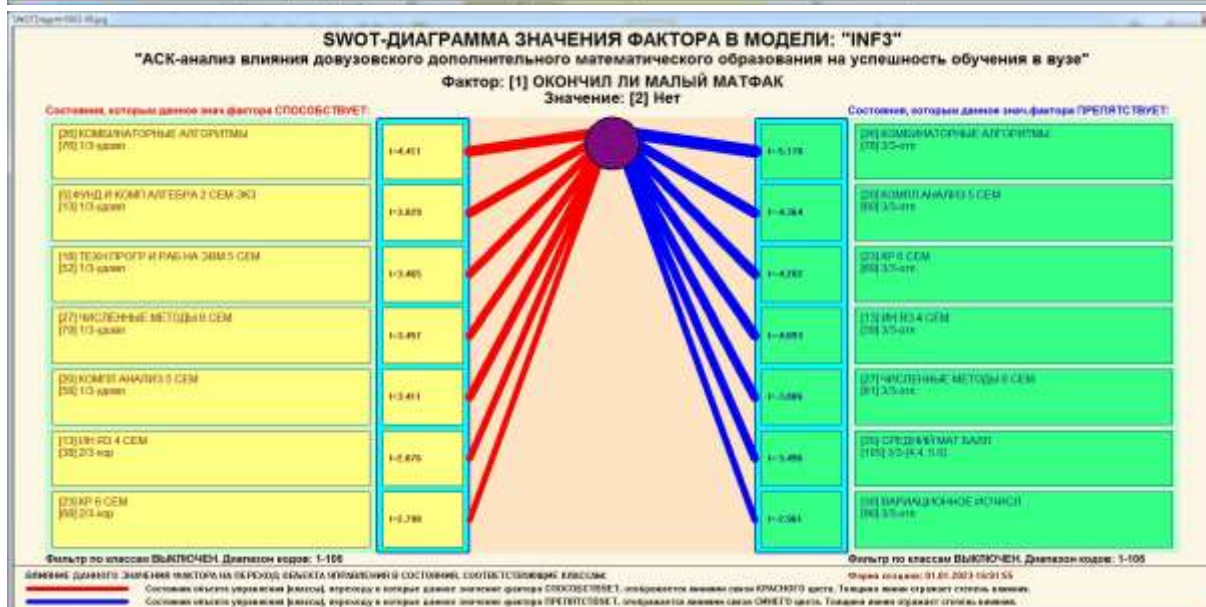
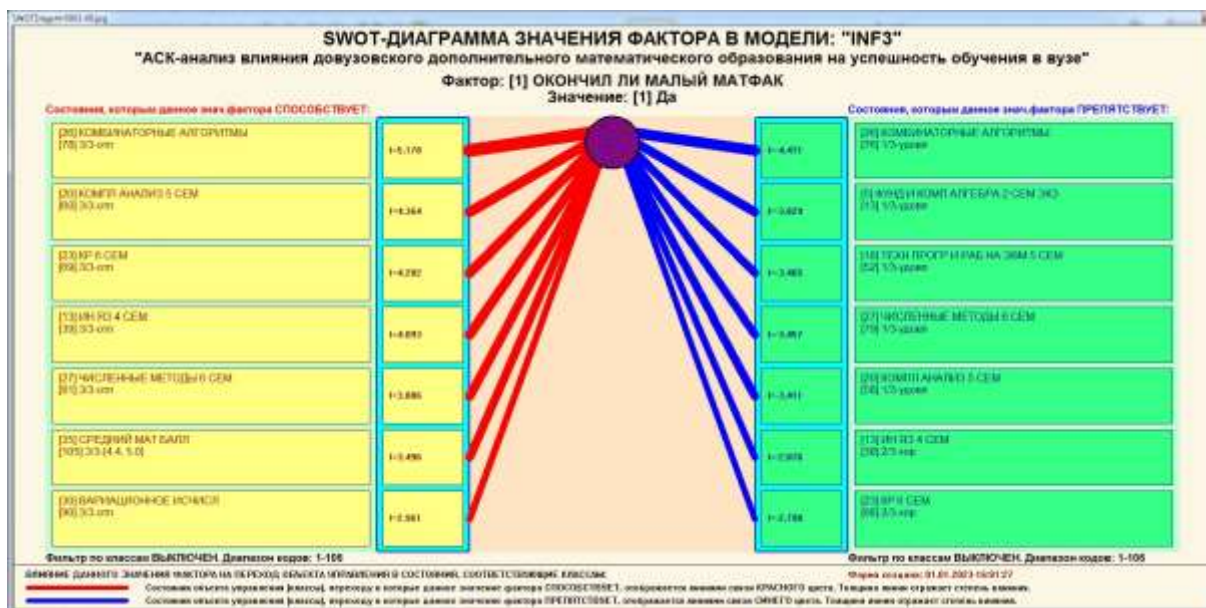
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

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

Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [15]), 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».

Инвертированные SWOT-диаграммы для некоторых наиболее важных для данного исследования, значений факторов, влияющих на учебные достижения, приведены на рисунках 23:





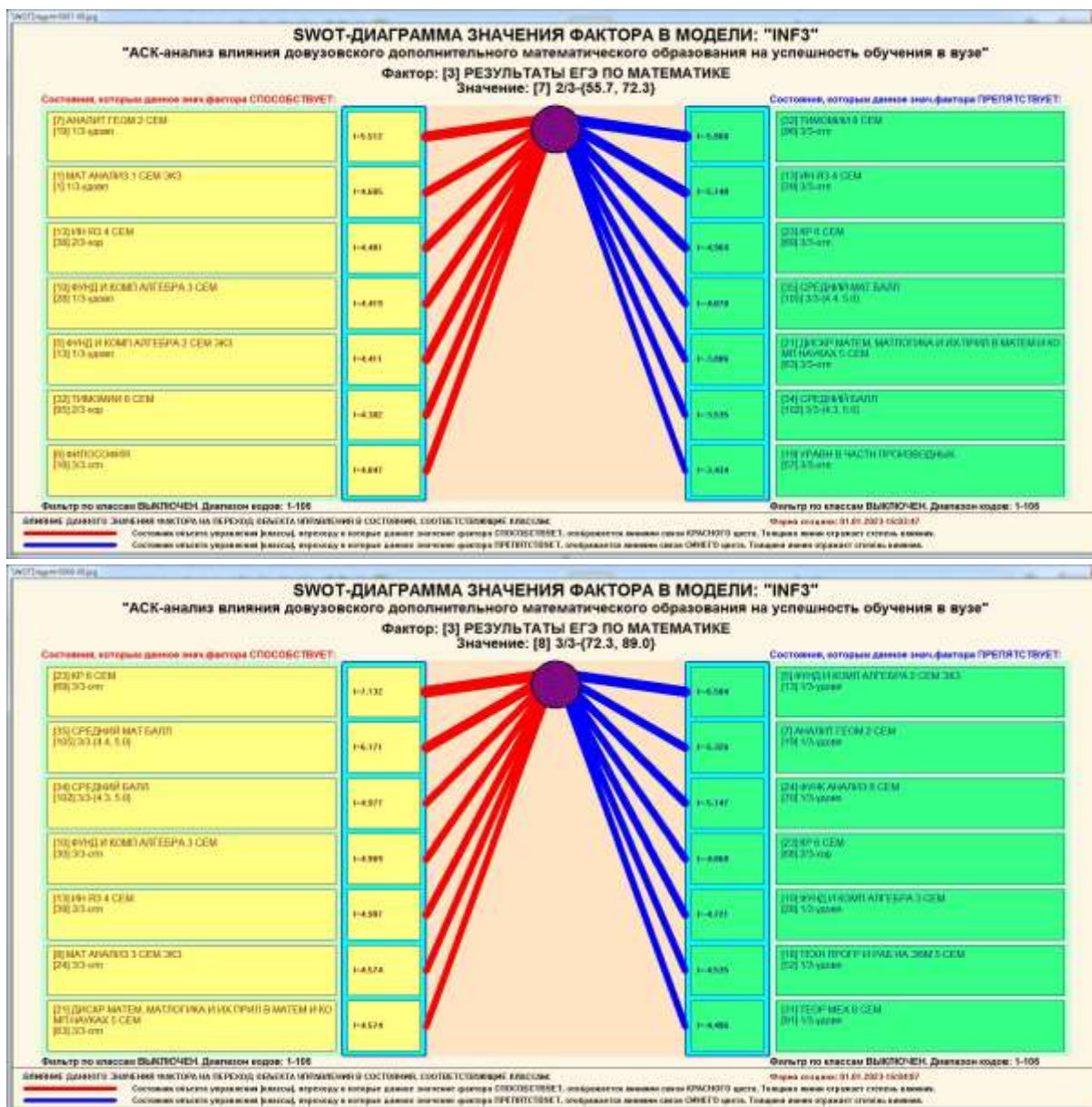


Рисунок 23. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунках 23 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

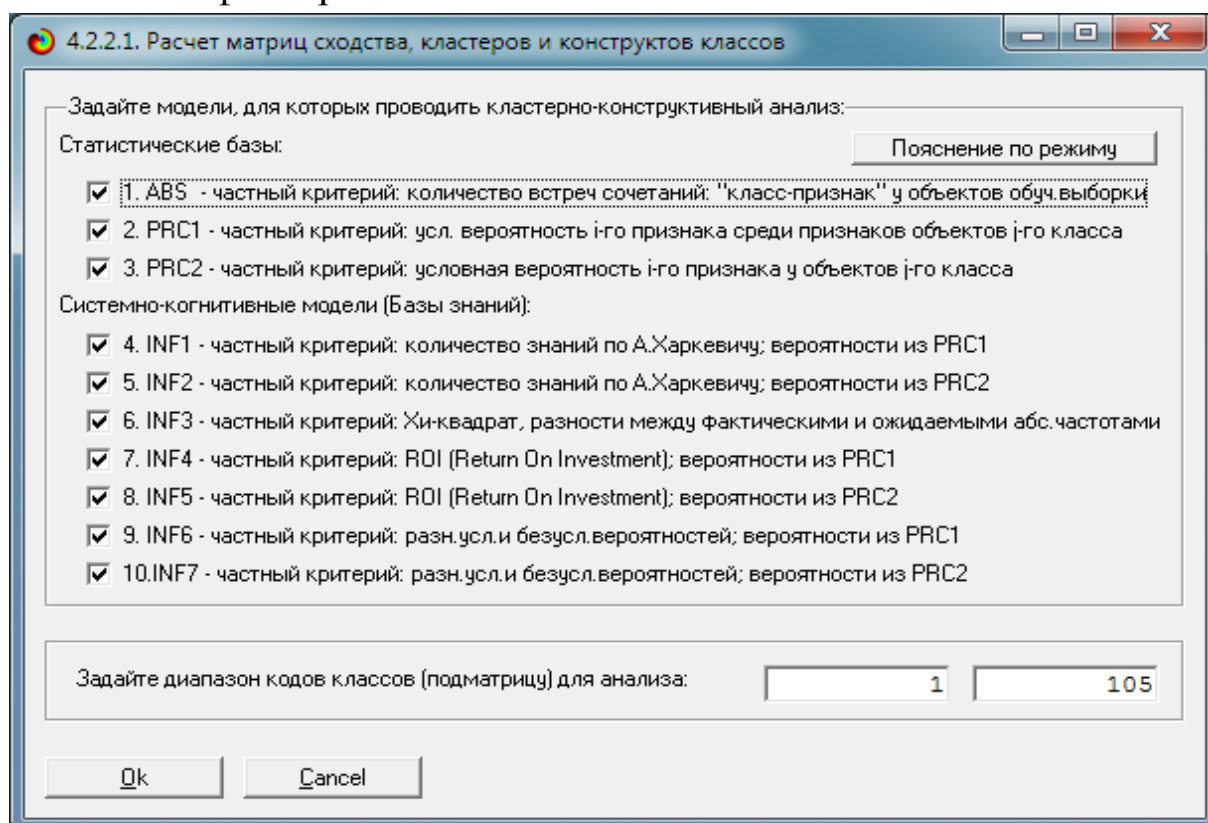
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 24) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 25);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [18]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 26);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 27).

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

На рисунке 25 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

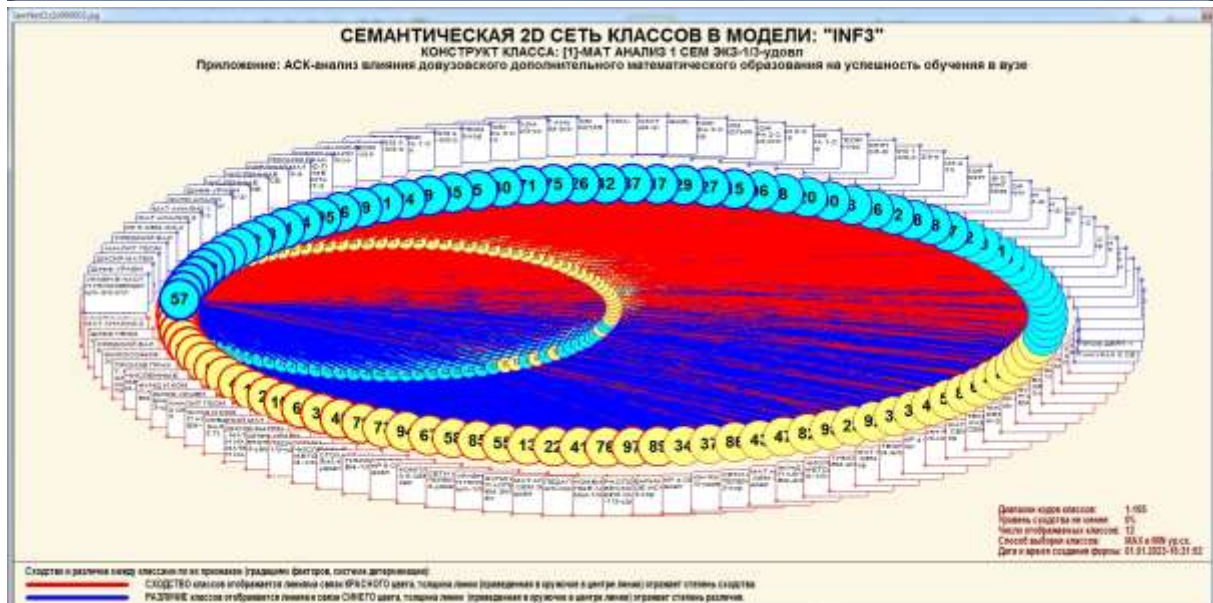


4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: "МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл" в модели: "INF3"

Удов.	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	1	1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	100,000
2	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	2	4	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-1/3-удовл	96,778
3	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	3	70	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-1/3-удовл	94,219
4	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-1/3-удовл	4	10	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-1/3-удовл	85,254
5	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-2/3-хор	5	25	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ 1/3-удовл	83,332
6	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-3/3-отл	6	100	СРЕДНИЙ БАЛЛ-1/3-(3 000000, 3.6966667)	80,164
7	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-1/3-удовл	7	18	ФИЛОСОФИЯ-3/3-отл	78,132
8	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-2/3-хор	8	65	ПРОИЗВ ПРАКТ. ПРАКТ ПО ПОП ПРОФ ИМЕНЕЙ И ОПЫТА ПР	77,959
9	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-3/3-отл	9	83	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ-2/3-хор	75,564
10	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-1/3-удовл	10	7	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-1/3-удовл	75,349
11	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-2/3-хор	11	45	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-1/3-удовл	75,139
12	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-3/3-отл	12	19	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-1/3-удовл	74,992
13	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	13	28	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ-1/3-удовл	74,166
14	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	14	103	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ-1/3-(3 1212121, 3.7474747)	73,777
15	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	15	61	ДИСКР МАТЕМ. МАТ ЛОГИКА И ИС ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НА	69,059
16	ФИЛОСОФИЯ-1/3-удовл	16	31	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ-1/3-удовл	62,762
17	ФИЛОСОФИЯ-2/3-хор	17	40	ПЕДАГОГИКА-1/3-удовл	66,759
18	ФИЛОСОФИЯ-3/3-отл	18	79	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ-1/3-удовл	65,159
19	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-1/3-удовл	19	73	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ-1/3-удовл	58,941
20	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-2/3-хор	20	94	ТИМОНИИ Я СЕМ-1/3-удовл	58,204
21	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-3/3-отл	21	67	КР 6 СЕМ-1/3-удовл	55,169
22	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	22	58	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ-1/3-удовл	57,625
23	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	23	85	СЕТИ И САСИ ТЕЛЕКОММ-1/3-удовл	56,167
24	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	24	55	УРАВН В ЧАСТИ ПРОИЗВОДНЫХ 1/3-удовл	54,214
25	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-1/3-удовл	25	13	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	54,045

Поиск... Abt Pst1 Pst2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График СКЛ. фильтр по классам ВБЛ. фильтр по классам Параметры Показать ВСЕ



4.2.2.2. Задание классов для отображения

Задание параметров отображения классов:

Задайте число отображаемых классов:

Задайте MIN модуль уровня сходства отображаемых классов:

Задайте способ выбора классов для отображения:

☒ Классы с MAX и MIN уровнями сходства

☐ Классы с MAX по модулю уровнем сходства

Задайте размер изображения в пикселях (не более 4K):

Размер по X:

Размер по Y:

Ok Cancel

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 1 "МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл" в модели: 6 "INF3"

Код	Наименование класса	Код	Наименование класса	Сходство
1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	100.000
2	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	2	4 АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-1/3-удовл	86.773
3	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	3	70 ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-1/3-удовл	86.313
4	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-1/3-удовл	4	10 МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-1/3-удовл	85.284
5	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-2/3-хор	5	25 ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-1/3-удовл	83.333
6	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-3/3-отл	6	100 СРЕДНИЙ БАЛЛ-1/3-(3.0000000, 3.6666667)	80.164
7	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-1/3-удовл	100	69 КР 6 СЕМ-3/3-отл	-78.821
8	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-2/3-хор	101	102 СРЕДНИЙ БАЛЛ-3/3-(4.3333333, 5.0000000)	-82.622
9	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-3/3-отл	102	6 АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-3/3-отл	-82.845
10	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-1/3-удовл	103	63 ДИСКР МАТЕМ. МАТ ЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НА	-83.378
11	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-2/3-хор	104	51 ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-3/3-отл	-83.809
12	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-3/3-отл	105	57 УРАВН В ЧАСТИ ПРОИЗВОДНЫХ-3/3-отл	-84.933
13	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл			
14	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор			
15	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл			
16	ФИЛОСОФИЯ-1/3-удовл			
17	ФИЛОСОФИЯ-2/3-хор			
18	ФИЛОСОФИЯ-3/3-отл			
19	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-1/3-удовл			
20	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-2/3-хор			
21	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-3/3-отл			
22	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл			
23	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор			
24	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл			
25	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-1/3-удовл			

Поиск Abs Pcs1 Pcs2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График Вкл. фильтр по кластерам Выкл. фильтр по кластерам Параметры Показать ВСЕ

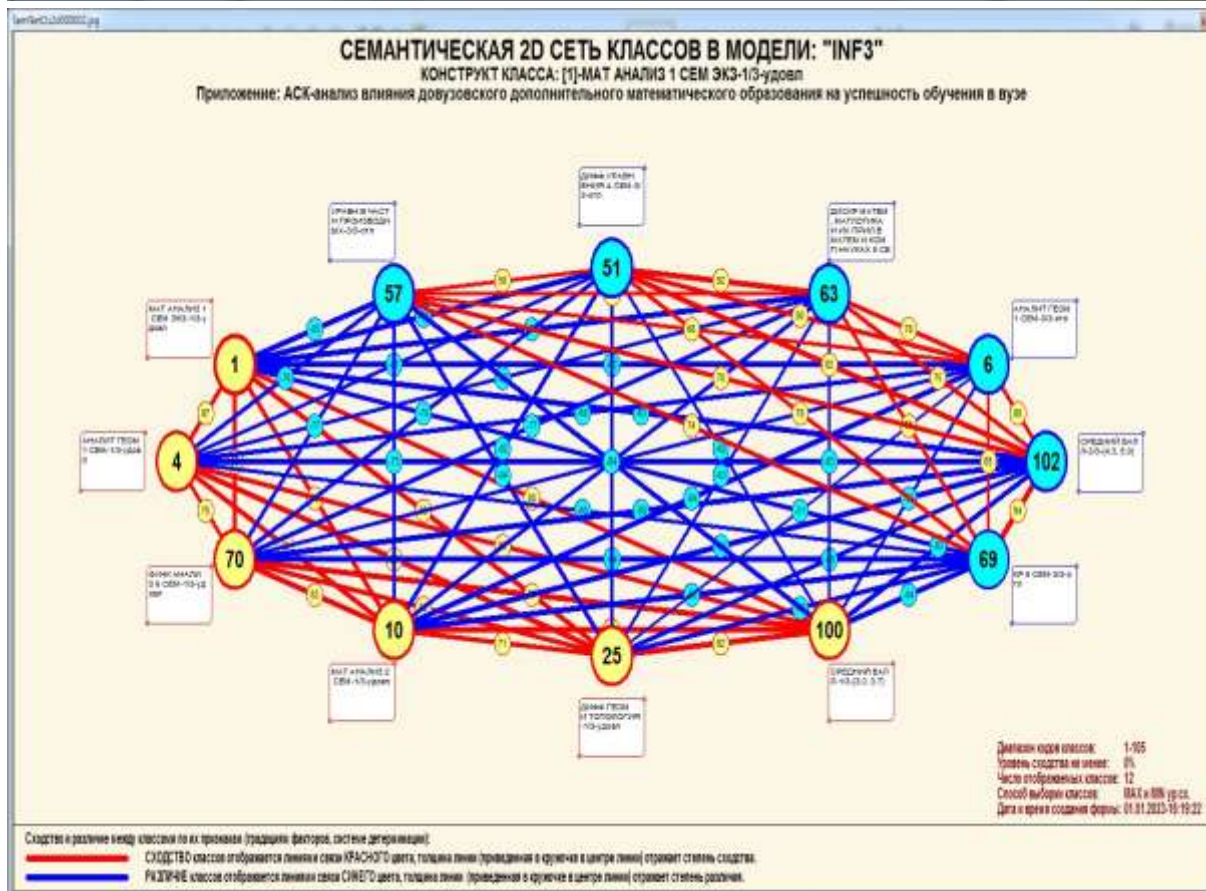


Рисунок 25. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
"АСК-анализ влияния довузовского дополнительного математического образования на успешность обучения в вузе"

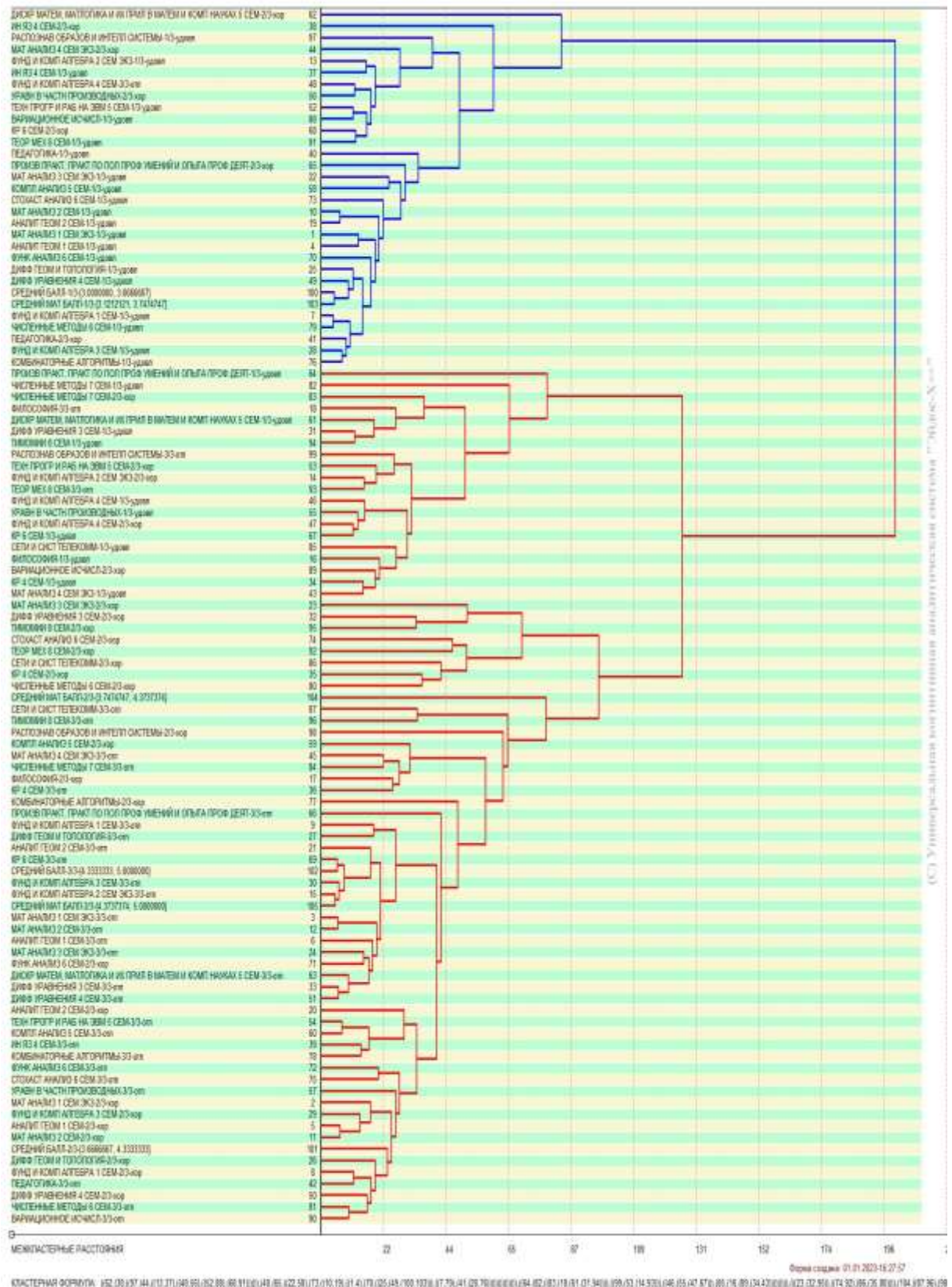


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунки 28) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 14) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

- конструкт значения фактора (режим 4.3.2.2) рисунок 29);
- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 30);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации признаков* (предложена автором в 2011 году в работе [18]) (режим 4.3.2.3) рисунок 32);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 33).

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

Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3 (полностью) отражает в количественной форме сходство/различие значений факторов по их смыслу, т.е. по влиянию на поведение объекта моделирования, по тому, какие количество информации содержится в этих значениях факторов о переходах объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам.

На рисунках 28 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.

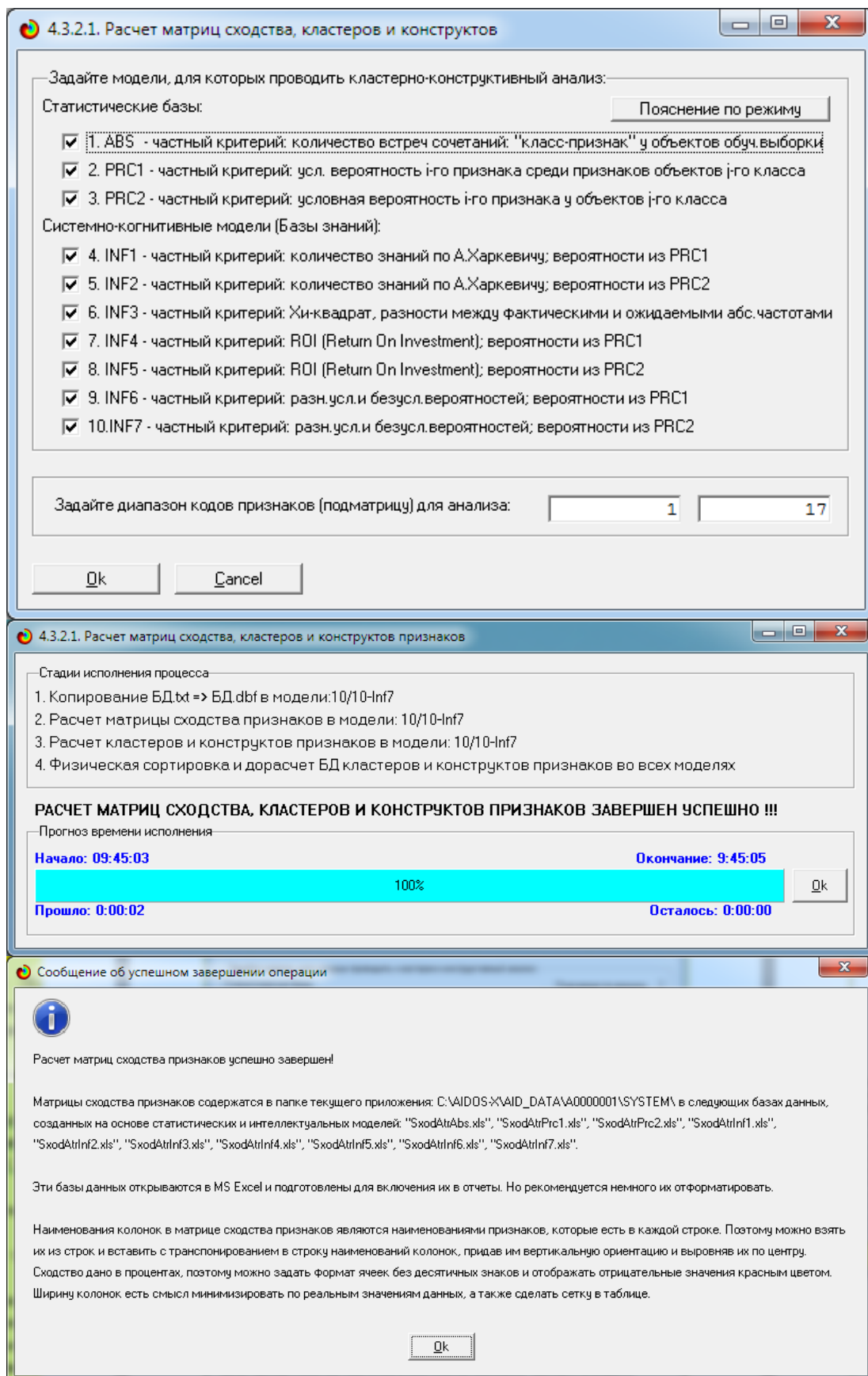


Рисунок 28. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

**Таблица 14 – Матрица сходства значений факторов
в СК-модели INF3 (полностью)**

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
				ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Да	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Нет	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2019-2020	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2020-2021	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2021-2022	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-1/3-(39.0000000, 55.6666667)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-2/3-(55.6666667, 72.3333333)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-3/3-(72.3333333, 89.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-1/3-(42.0000000, 60.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-2/3-(60.0000000, 78.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-3/3-(78.0000000, 96.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-1/3-(45.0000000, 62.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-2/3-(62.0000000, 79.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-3/3-(79.0000000, 96.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-1/3-(154.0000000, 192.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-2/3-(192.0000000, 230.0000000)	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-3/3-(230.0000000, 268.0000000)
1	KOD_ATR	KOD_OPSC	NAME_ATR																	
2	1	1	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Да	100	-100	4	62	-56	-46	-61	74	-18	48	-36	-29	48	-31	-71	36	60
3	2	1	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Нет	-100	100	-4	-62	56	46	61	-74	18	-48	36	29	-48	31	71	-36	-60
4	3	2	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2019-2020	4	-4	100	-16	-54	5	8	-9	-22	-52	71	70	-30	-39	10	-17	5
5	4	2	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2020-2021	62	-62	-16	100	-75	-24	-48	51	-35	68	-44	-35	57	-37	-70	56	38
6	5	2	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2021-2022	-56	56	-54	-75	100	17	35	-37	44	-23	11	-17	-28	58	53	-36	-36
7	6	3	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-1/3-(39.0000000, 55.6666667)	-46	46	5	-24	17	100	7	-59	-1	-32	35	26	-34	16	49	-25	-42
8	7	3	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-2/3-(55.6666667, 72.3333333)	-61	61	8	-48	35	7	100	-85	23	-38	21	44	-65	37	59	-5	-77
9	8	3	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-3/3-(72.3333333, 89.0000000)	74	-74	-9	51	-37	-59	-85	100	-17	48	-36	-49	70	-38	-74	17	85
10	9	4	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-1/3-(42.0000000, 60.0000000)	-18	18	-22	-35	44	-1	23	-17	100	-43	-34	1	-28	37	50	-39	-77
11	10	4	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-2/3-(60.0000000, 78.0000000)	48	-48	-52	68	-23	-32	-38	48	-43	100	-71	66	68	-16	-71	62	32
12	11	4	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-3/3-(78.0000000, 96.0000000)	-36	36	71	-44	-11	35	21	-36	-34	-71	100	68	-48	-13	35	-34	-12
13	12	5	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-1/3-(45.0000000, 62.0000000)	-29	29	70	-35	17	26	44	-49	1	-66	68	100	-69	-22	51	-28	-41
14	13	5	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-2/3-(62.0000000, 79.0000000)	48	-48	-30	57	-28	-34	-65	70	-26	68	-48	-69	100	-55	-63	30	56
15	14	5	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-3/3-(79.0000000, 96.0000000)	-31	31	-39	-37	58	16	37	-38	37	-16	13	-22	-55	100	27	-8	-28
16	15	6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-1/3-(154.0000000, 192.0000000)	-71	71	10	-70	53	49	59	-74	50	-71	35	51	-63	27	100	-71	-63
17	16	6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-2/3-(192.0000000, 230.0000000)	36	-36	-17	56	-36	-25	-5	17	-39	62	-34	-28	30	-8	-71	100	-10
18	17	6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-3/3-(230.0000000, 268.0000000)	60	-60	5	38	-36	-42	-77	85	-27	32	-12	-41	56	-28	-63	-10	100

Разработка авторов.

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SxodAtrInf3.xlsx

Конструкт признака	Сходство
1 ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Да	100,000
2 ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Нет	18,799
3 ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2019-2020	62,299
4 ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2020-2021	60,469
5 ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2021-2022	48,040
6 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-1/3-(39.0000000, 55.6666667)	47,891
7 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-2/3-(55.6666667, 72.3333333)	30,597
8 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-3/3-(72.3333333, 89.0000000)	4,373
9 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-1/3-(42.0000000, 60.0000000)	-18,248
10 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-2/3-(60.0000000, 78.0000000)	-29,303
11 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-3/3-(78.0000000, 96.0000000)	-31,054
12 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-1/3-(45.0000000, 62.0000000)	-35,600
13 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-2/3-(62.0000000, 79.0000000)	-45,837
14 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-3/3-(79.0000000, 96.0000000)	-55,851
15 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-1/3-(154.0000000, 192.0000000)	-61,098
16 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-2/3-(192.0000000, 230.0000000)	-70,603
17 РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-3/3-(230.0000000, 268.0000000)	-105,000

Рисунок 29. Конструкт значения фактора: «Окончил малый матфак-Да» в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

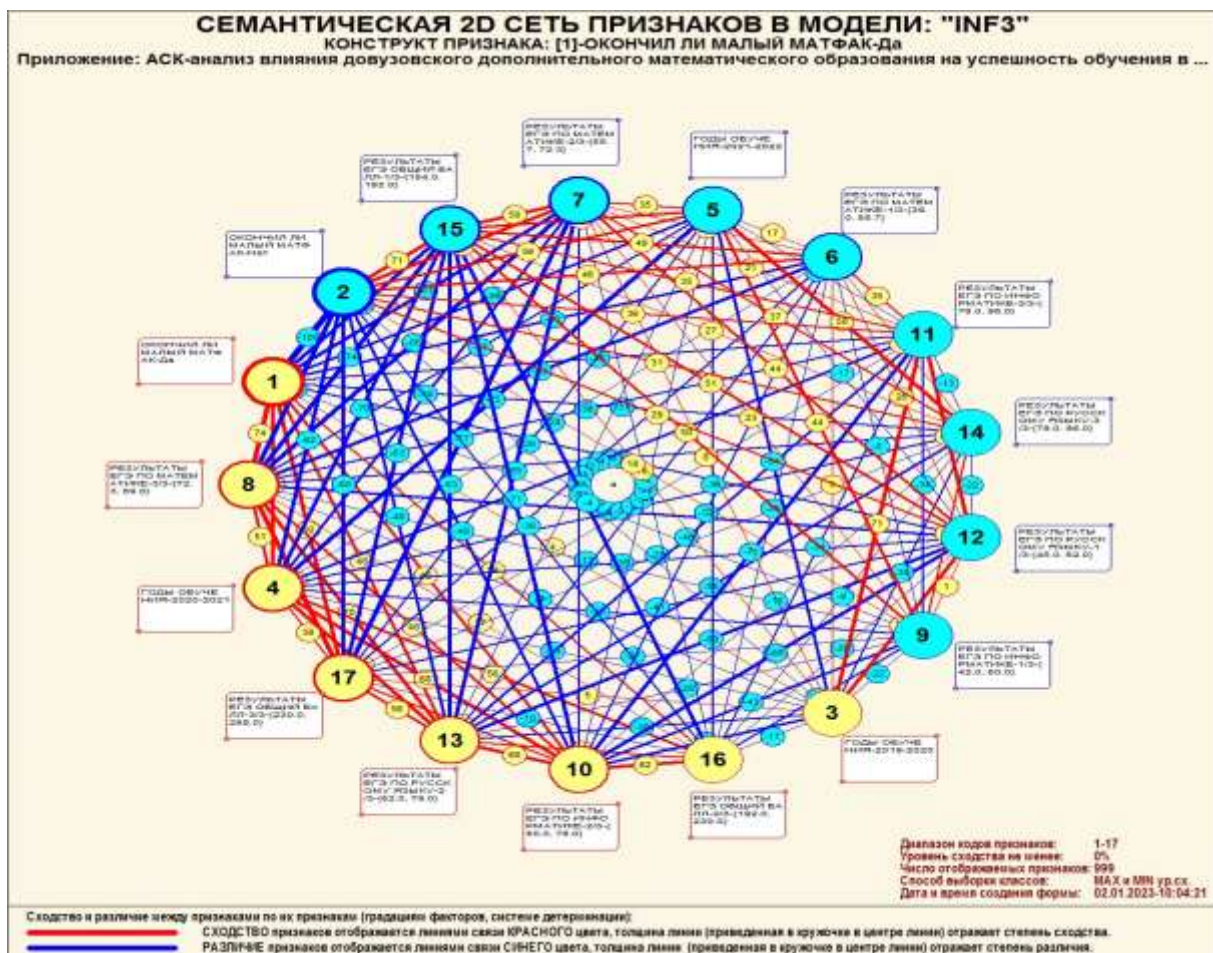


Рисунок 30. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

4.3.2.2. Задание признаков для отображения

Задание параметров отображения признаков:

Задайте число отображаемых признаков:

Задайте MIN модуль уровня сходства отображаемых признаков:

Задайте способ выбора признаков для отображения:

☒ Признаки с МАХ и MIN уровнями сходства

☐ Признаки с МАХ по модулю уровнем сходства

Задайте размер изображения в пикселях (не более 4K):

Размер по X:

Размер по Y:

Рисунок 31. Параметры визуализации круговой 2d-когнитивной диаграммы значений факторов в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2), приведенной на рисунке 30

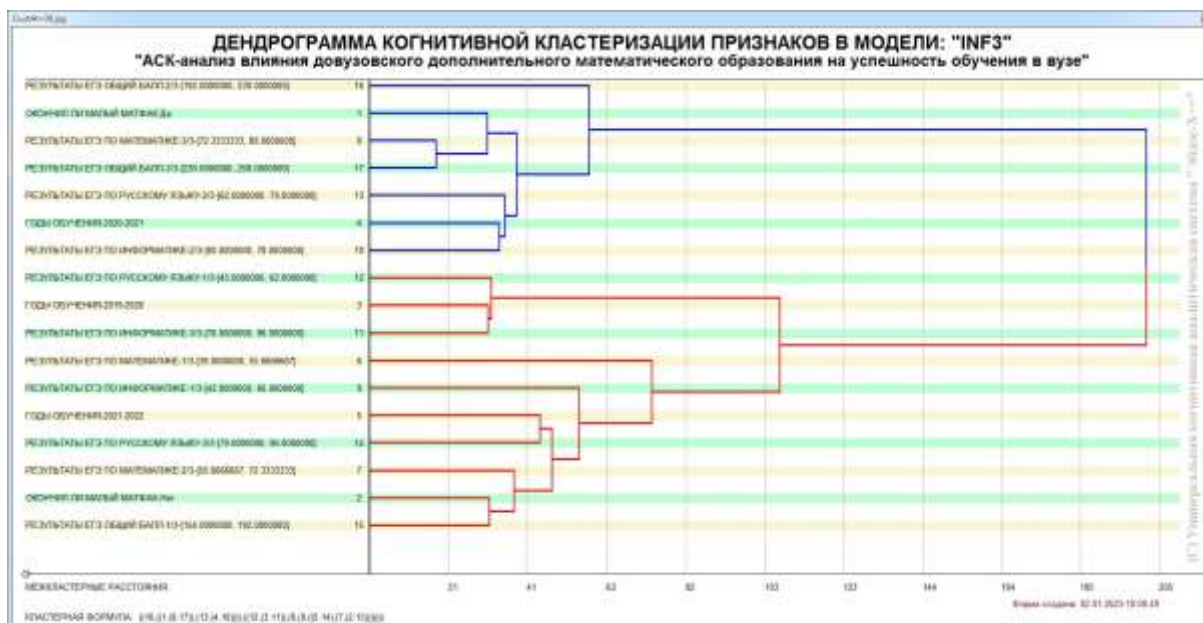


Рисунок 32. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

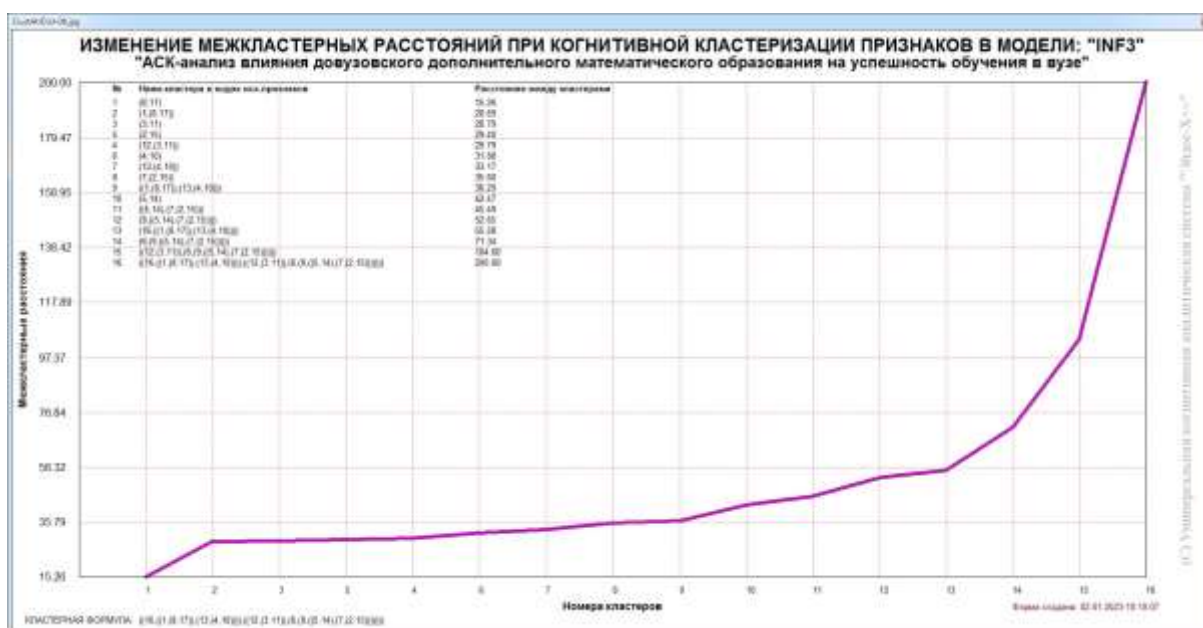


Рисунок 33. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

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.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [19]:

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 34). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

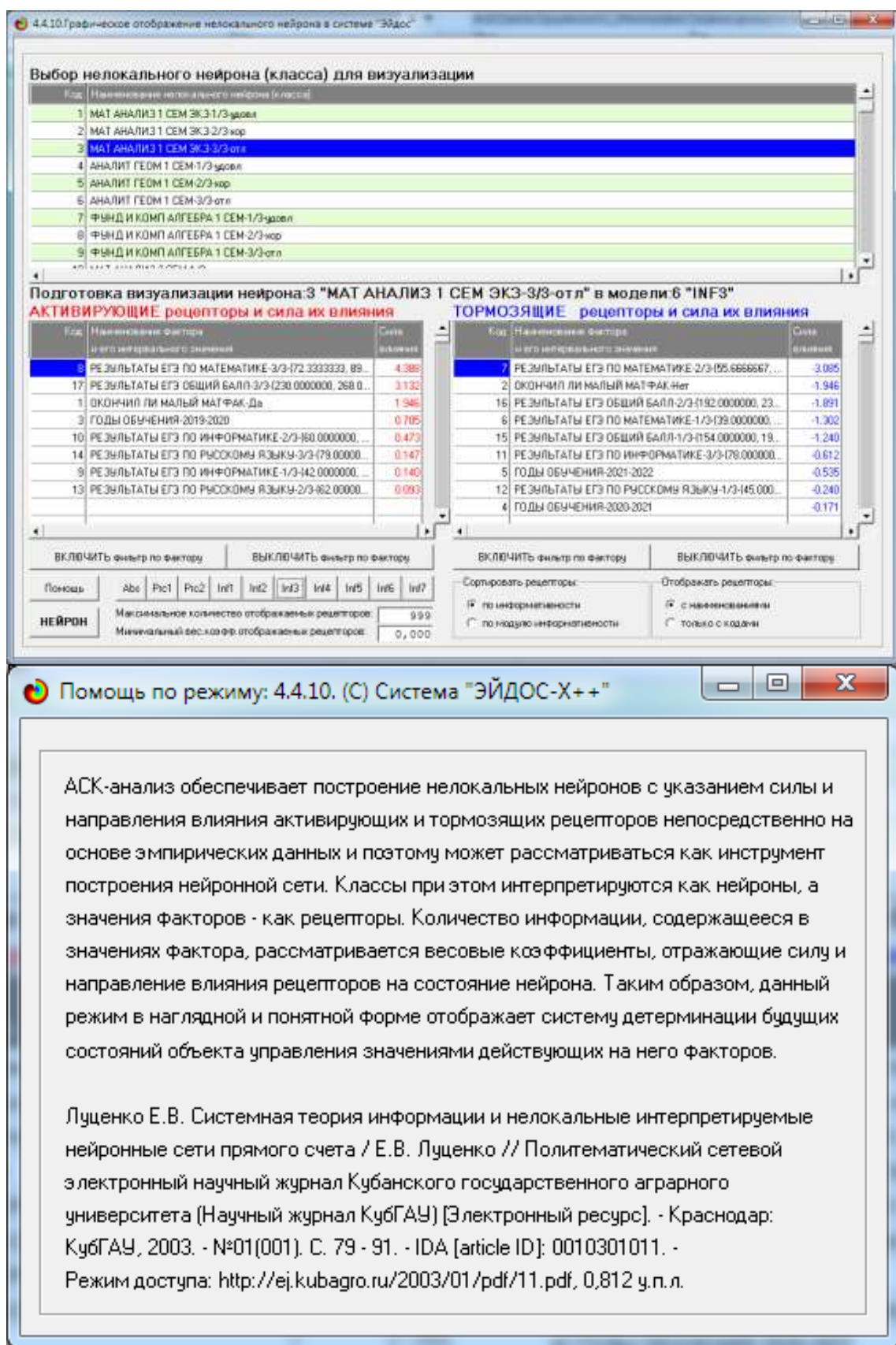


Рисунок 34. Экранная форма управления визуализацией нелокальных нейронов, соответствующие классам и help данного режима

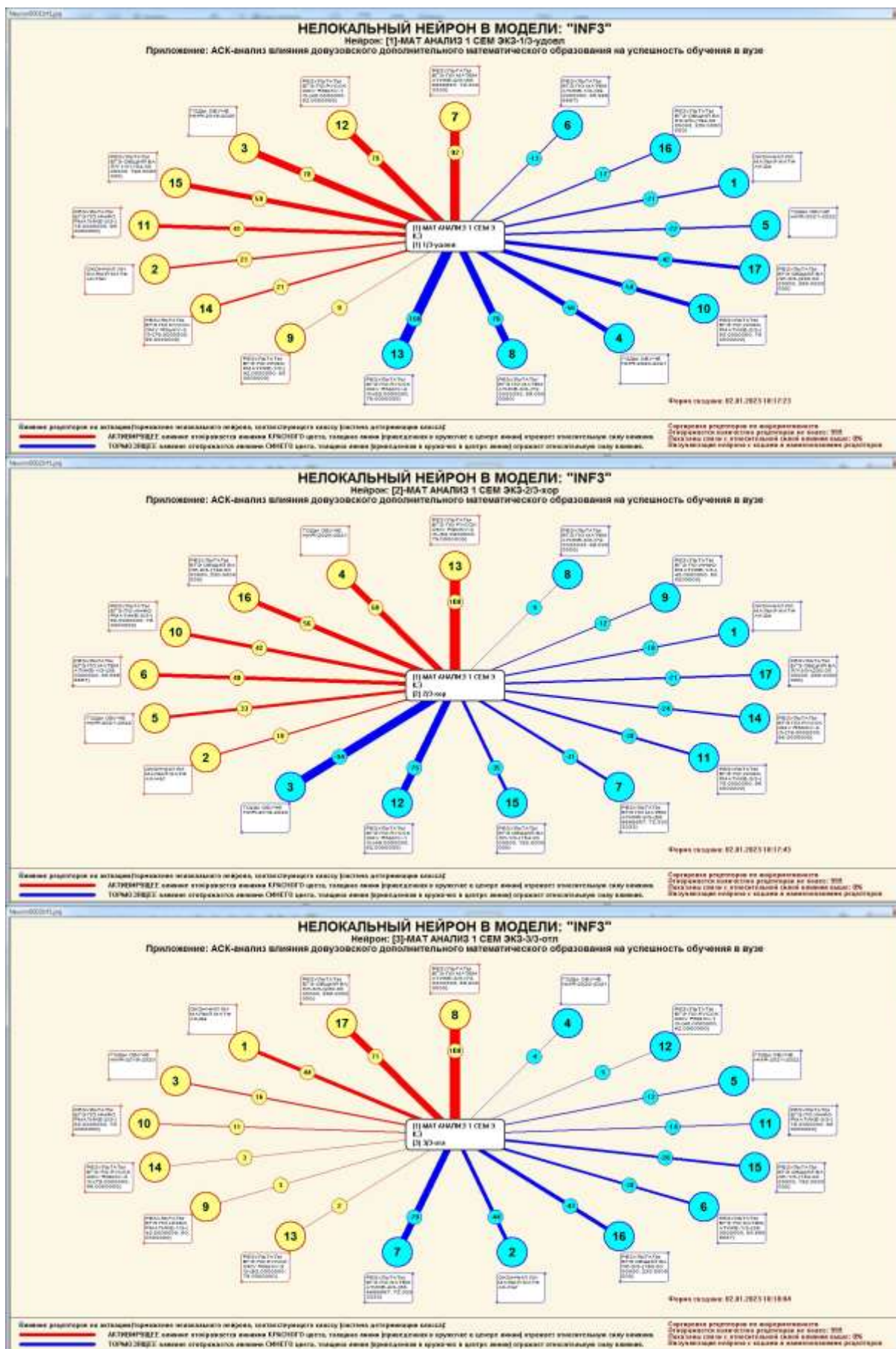


Рисунок 35. Примеры нелокальных нейронов (режим 4.4.10)

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [19].

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 значениями рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 35). 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

Set	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
☒	1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл
☐	2	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор
☐	3	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл
☐	4	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-1/3-удовл
☐	5	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-2/3-хор
☐	6	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-3/3-отл
☐	7	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-1/3-удовл
☐	8	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-2/3-хор
☐	9	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-3/3-отл

Помощь | Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 | ClearSet | Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 | 105
Максимальное количество отображаемых связей: 1000 | Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 | 17

Подготовка визуализации нейрона: 1 "МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
7	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-2/3-155.666667, 72...	4.609
12	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-1/3-145.00000...	3.977
3	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2019-2020	3.907
15	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-1/3-1154.0000000, 192.0...	2.977
11	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-3/3-78.0000000, ...	2.070
2	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Нет	1.070
14	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-3/3-179.00000...	1.047
9	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-1/3-42.0000000, ...	0.465

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-2/3-162.000...	-5.023
8	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-3/3-172.2333333, ...	-3.930
4	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2020-2021	-2.791
10	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-2/3-80.0000000, ...	-2.535
17	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-3/3-1230.0000000, 26...	-2.116
5	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2021-2022	-1.116
1	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Да	-1.070
16	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-2/3-1192.0000000, 23...	-0.860
6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-1/3-39.0000000, ...	-0.674

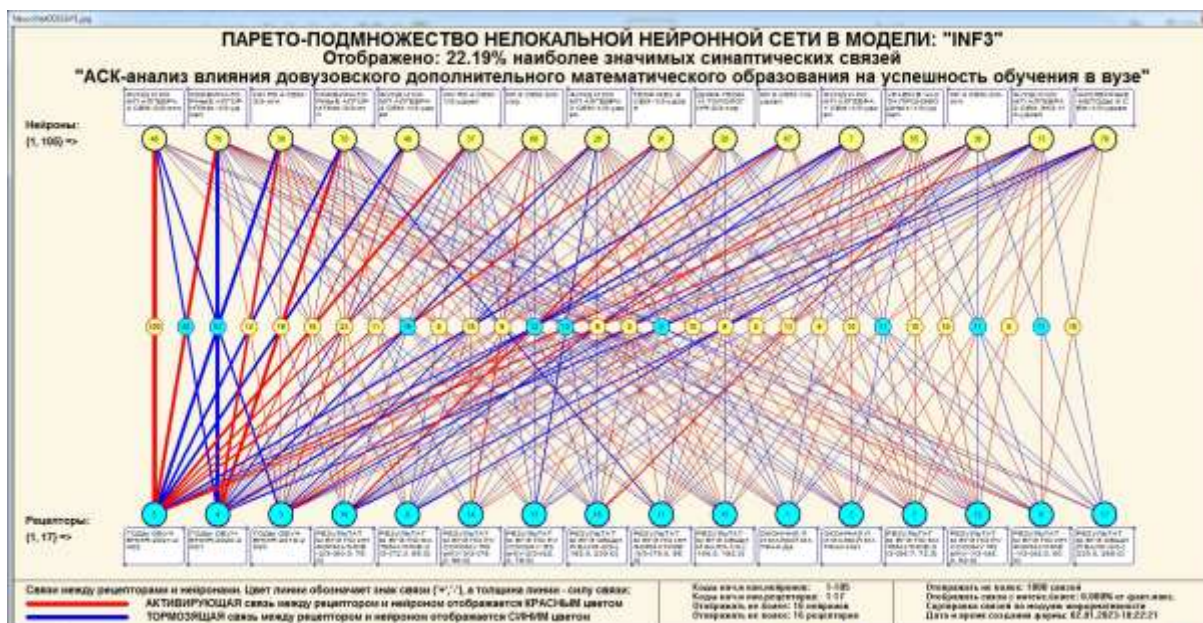
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть

Сортировать связи:
☒ по модулю информативности
☐ по информативности и знаку

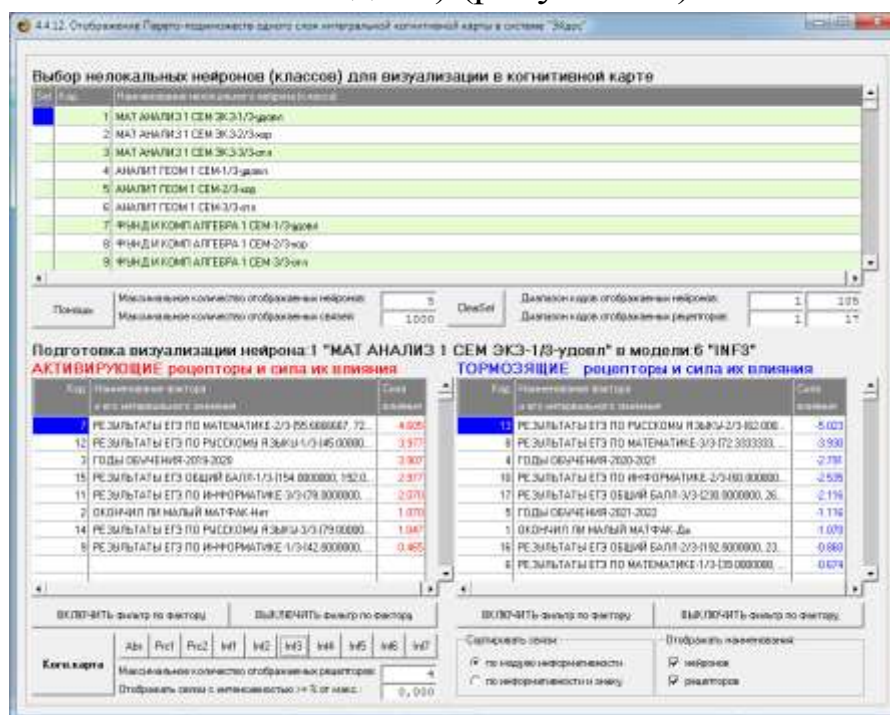
Отображать наименования:
☒ нейроны
☒ рецепторы

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16
Отображать связи с интенсивностью $\geq$ % от макс.: 0,000



3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке фрагмента модели, включающего когнитивную диаграммы классов (рисунок 25) вверху и когнитивную диаграмму значений факторов (рисунок 30) внизу, а также соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 36) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 37):



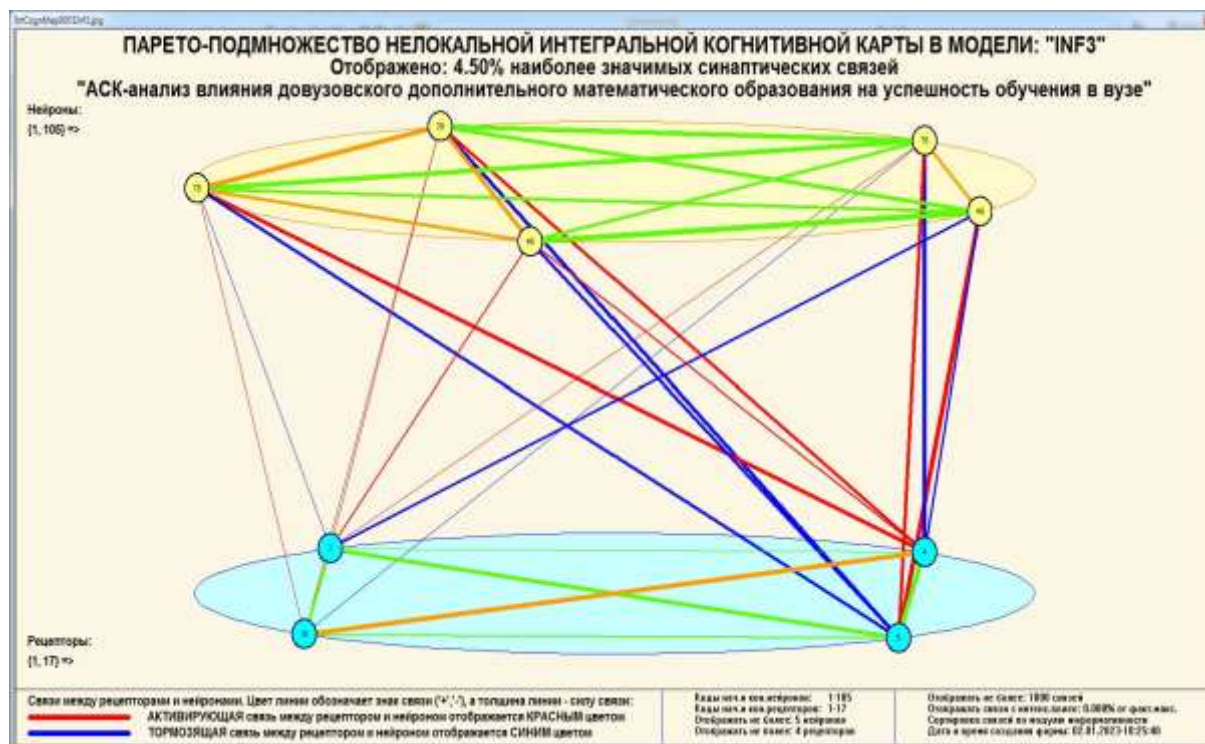


Рисунок 37. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков в СК-модели INF3 (режим 4.4.12)

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 [22]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [1] на странице 521¹². Позже об этом писалось в работе [2]¹³ и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 39. Всего системой в данной модели генерируется $105 \times 105 = 11025$ подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся. Но пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №348, а затем и получить в нем все выходные формы, как описано в данной работе.

¹² https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

¹³ <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

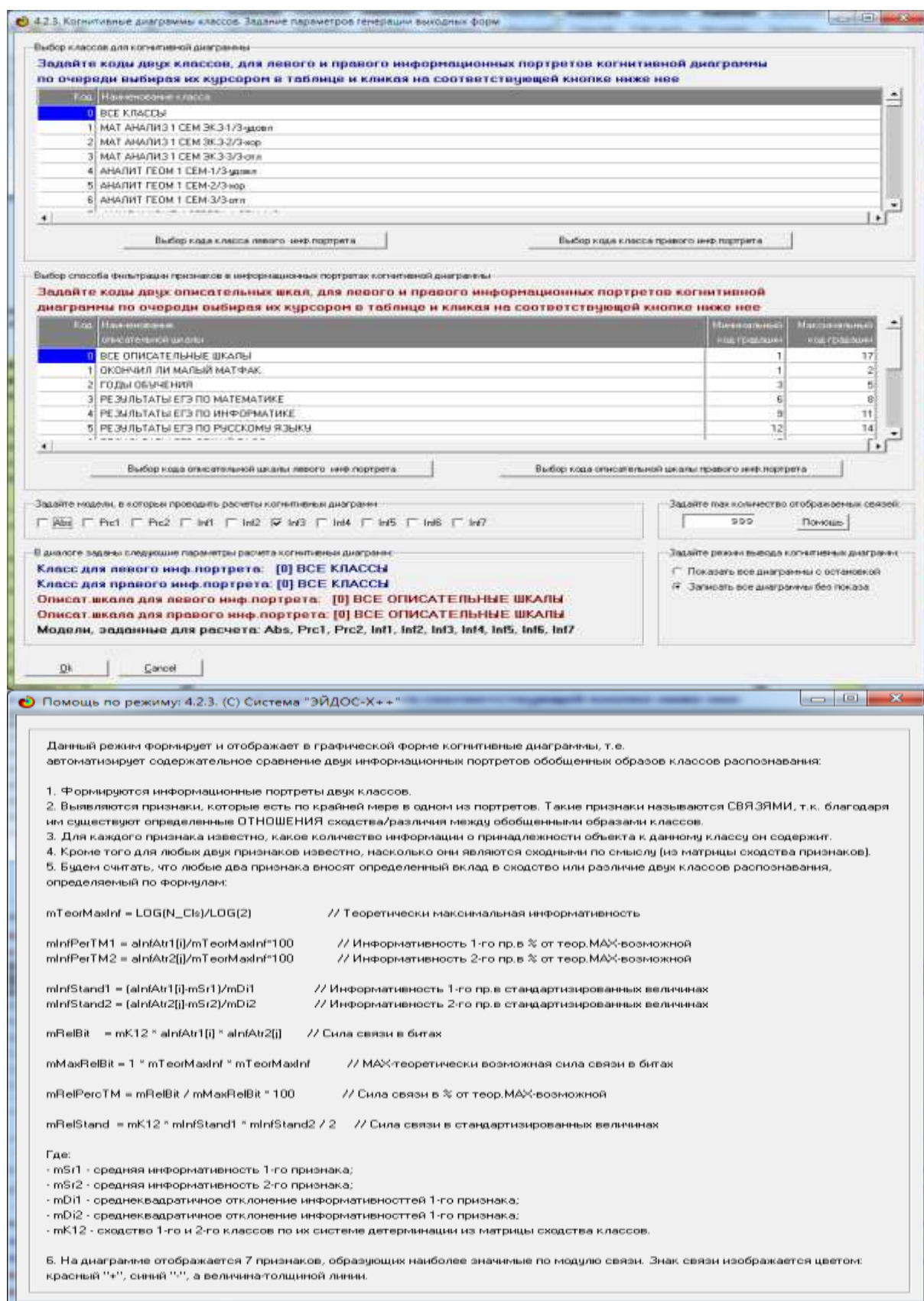


Рисунок 38. Экранная форма управления и help режима 4.3.2, генерации 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по системе их детерминации

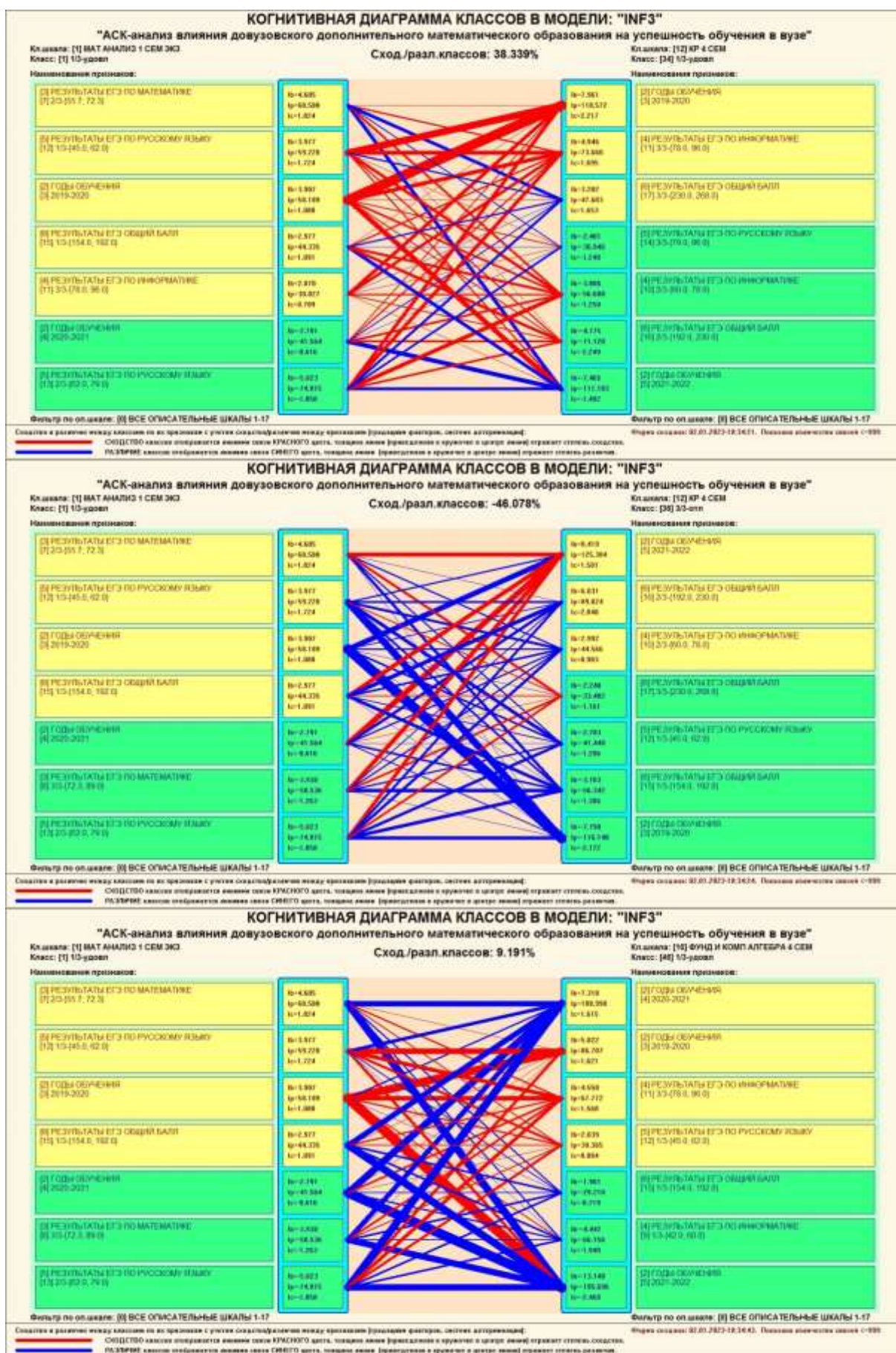




Рисунок 39. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по системе их детерминации в СК-модели INF3

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, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [23].

Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно 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 40.

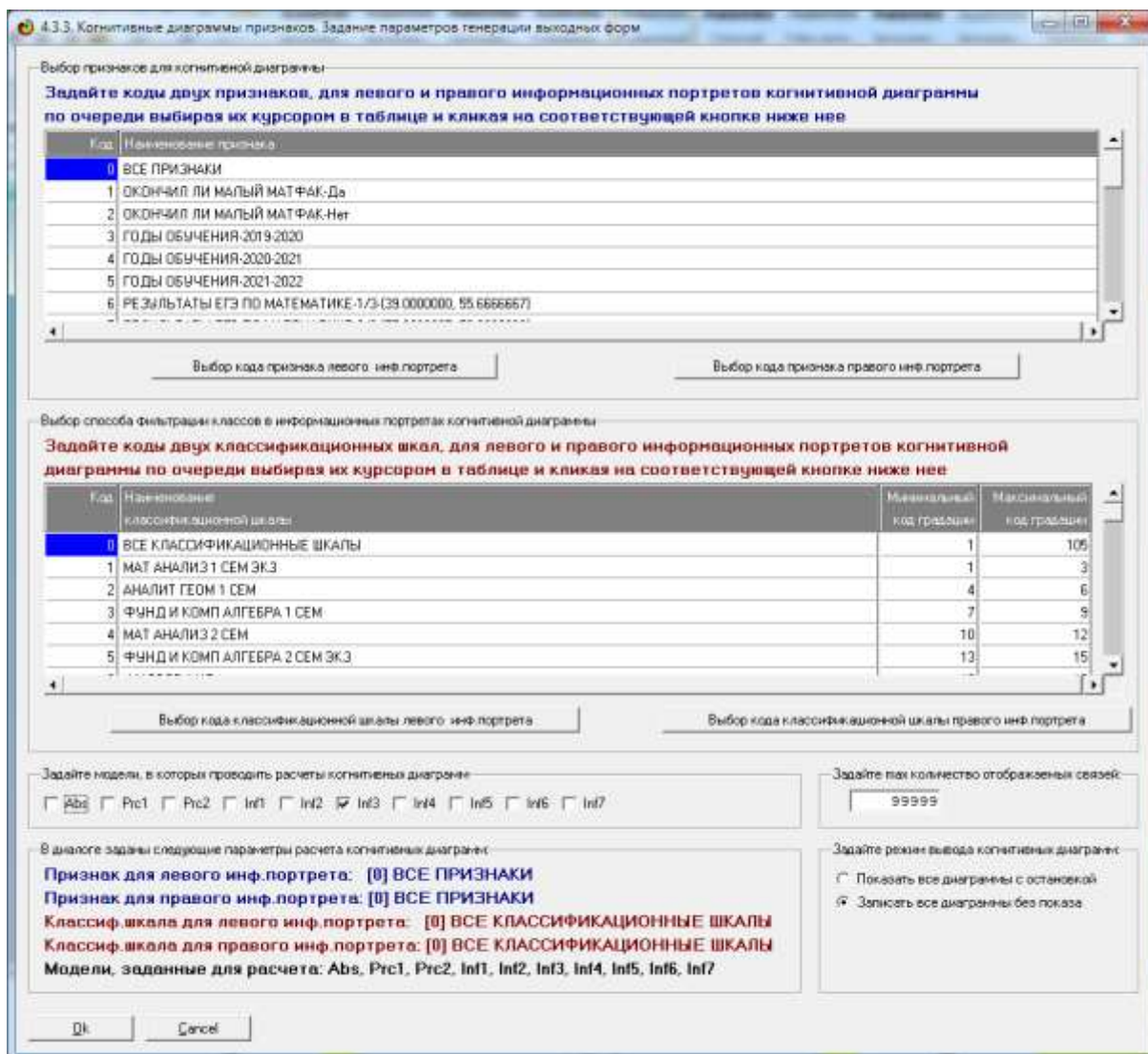


Рисунок 40. Экранная форма управления режимом 4.3.3 генерации 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Всего системой в данной модели генерируется $17 \times 17 = 289$ подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся. Но пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №348 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной работе.

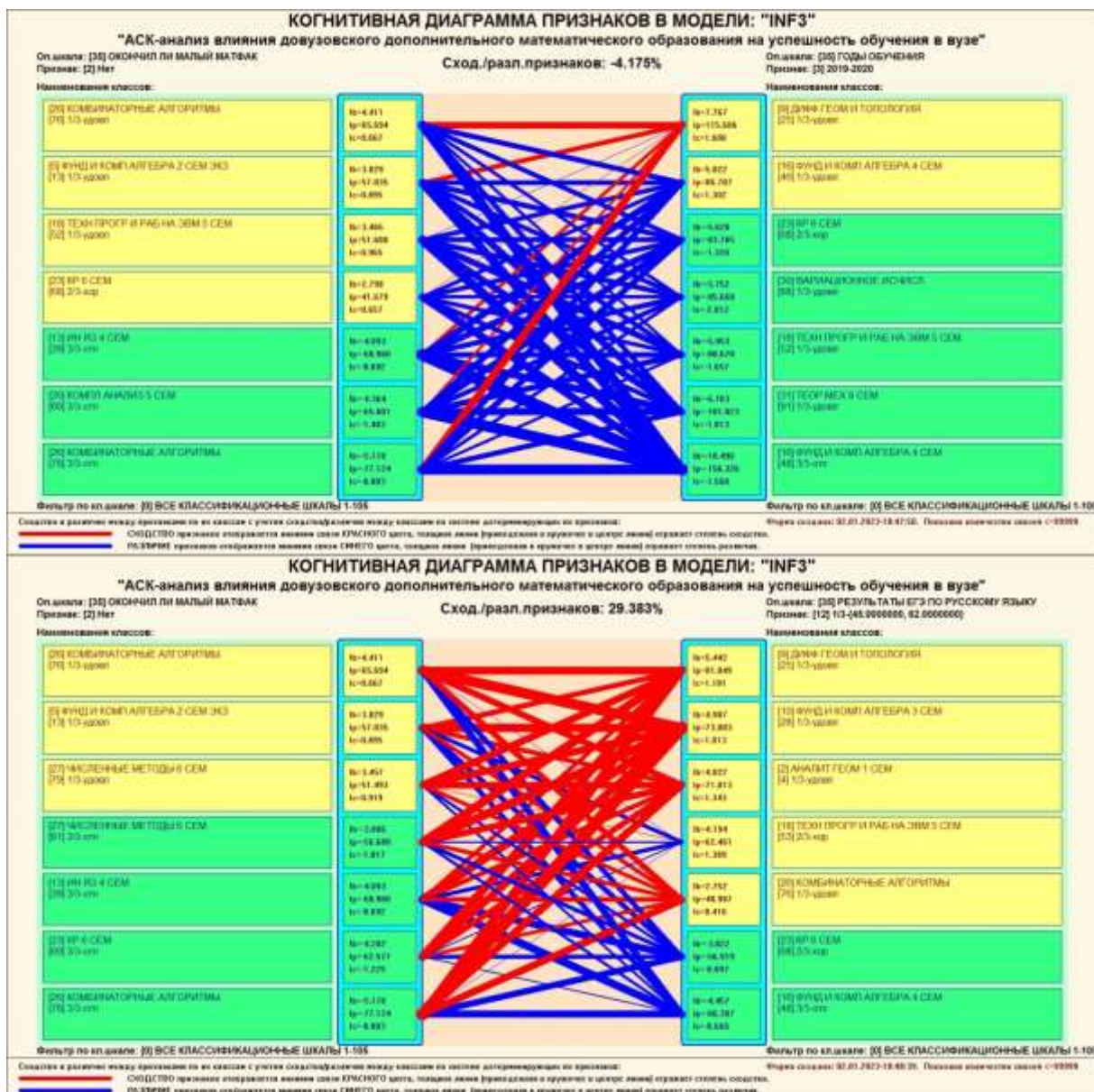


Рисунок 41. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам в СК-модели INF3

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 [23, 24, 25].

Когнитивные функции отображают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие

градациям классификационной шкалы. При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится информация обо всех градациях классификационной шкалы, т.е. ***каждому значению аргумента соответствуют все значения функции, но соответствуют в разной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.***

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 42). 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 и 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 [20]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [21].

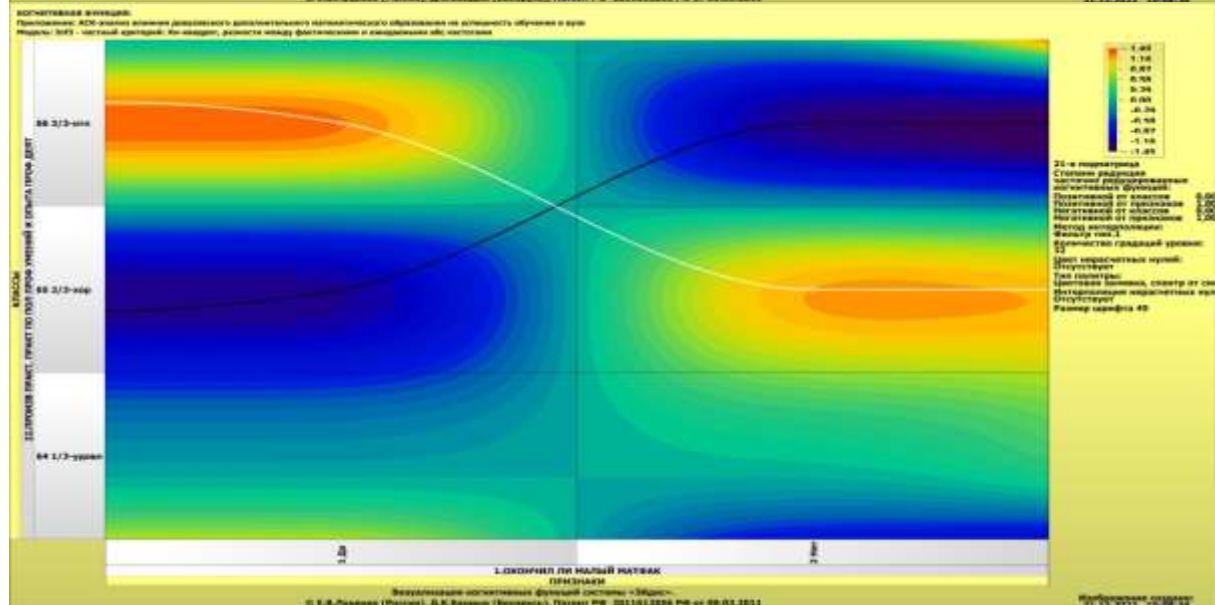
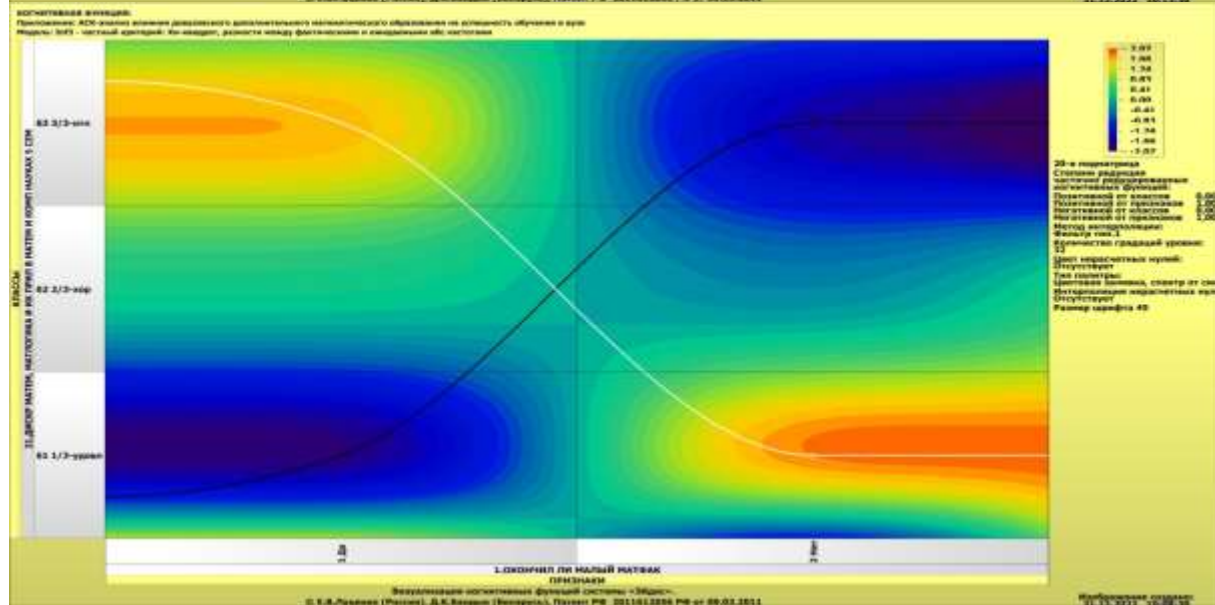
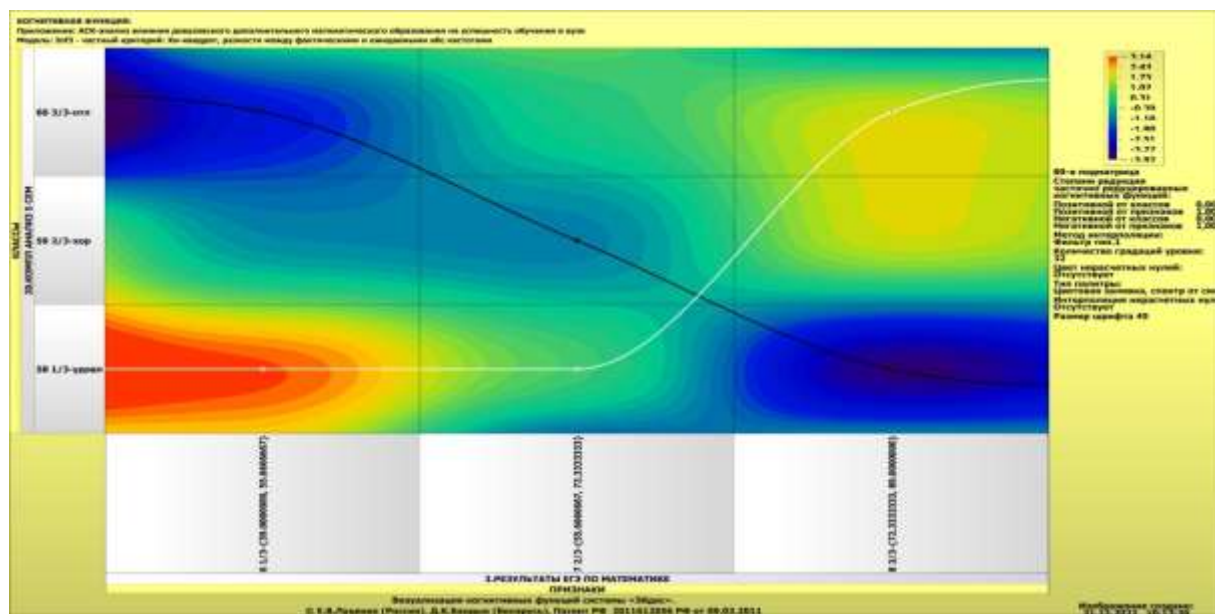
Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций. Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие 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 степенью 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.

— Задайте нужный режим:

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур. ссылки на работы по управлению знаниями





В модели, полученной в данной работе, генерируется 210 когнитивных функций, отражающих влияние каждого из 6 факторов (таблица 1) на учебные достижения учащихся по 35 учебным дисциплинам и общей успеваемости (таблица 2). Естественно, в данной работе все эти когнитивные функции не могут быть приведены из-за ограничений на ее объем.

Главный вывод, который можно обоснованно сделать на основе анализа приведенных когнитивных функций состоит в том, что обучение на малом матфаке является фактором, однозначно положительно влияющим на успешность обучения по математическим дисциплинам. Таким образом, *подтверждается главная гипотеза*, выдвинутая в начале работы.

Возможно, несколько неожиданно, но вопреки точке зрения критиков ЕГЭ, *подтверждается и дополнительная гипотеза* о том, что чем выше бал ЕГЭ, тем выше и успешность обучения учащихся в вузе. Таким образом, можно сделать обоснованный вывод о том, что все-таки ЕГЭ реально измеряет уровень предметной облучённости учащихся и их способности к будущим учебным достижениям в вузе.

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [21].

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 [10].

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»).

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

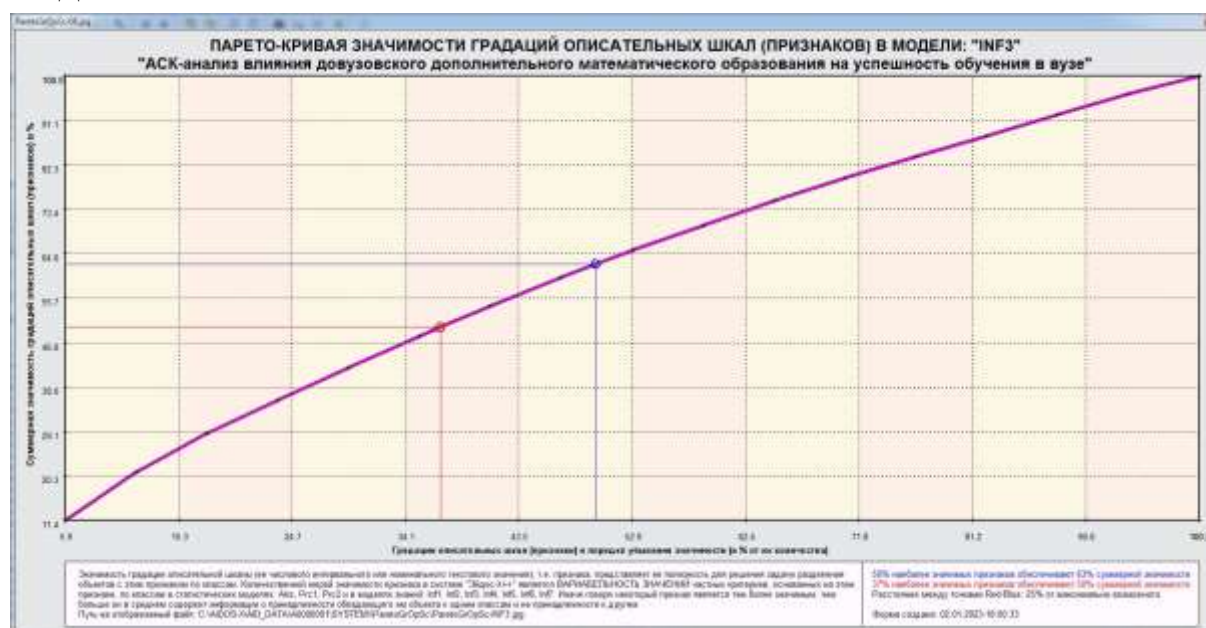


Рисунок 43. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

Из рисунка 43 видно, что примерно треть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 63% суммарного влияния.

На экранной форме рисунка 44 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях:

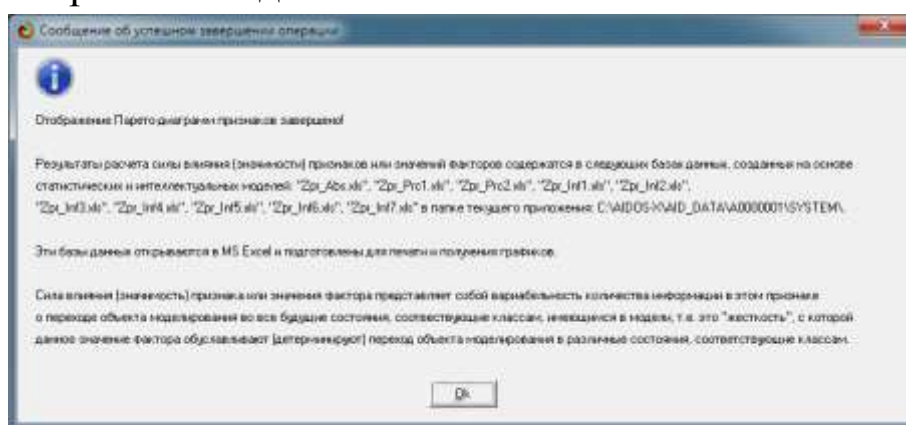


Рисунок 44. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

В таблице 15 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 43. Из таблицы 15 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

Таблица 15 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

	A	B	C	D	E
1	NUM	KOD_ATR	NAME_ATR	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
2	1	5	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2021-2022	11,396	11,396
3	2	4	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2020-2021	9,702	21,099
4	3	3	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ-2019-2020	7,688	28,787
5	4	8	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-3/3-{72.3333333, 89.0000000}	6,664	35,451
6	5	10	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-2/3-{60.0000000, 78.0000000}	6,520	41,970
7	6	11	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-3/3-{78.0000000, 96.0000000}	6,246	48,217
8	7	15	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-1/3-{154.0000000, 192.0000000}	5,844	54,060
9	8	13	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-2/3-{62.0000000, 79.0000000}	5,788	59,849
10	9	7	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-2/3-{55.6666667, 72.3333333}	5,404	65,253
11	10	12	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-1/3-{45.0000000, 62.0000000}	4,939	70,192
12	11	9	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ-1/3-{42.0000000, 60.0000000}	4,901	75,093
13	12	16	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-2/3-{192.0000000, 230.0000000}	4,546	79,639
14	13	14	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ-3/3-{79.0000000, 96.0000000}	4,282	83,921
15	14	1	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Да	4,203	88,124
16	15	2	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК-Нет	4,203	92,328
17	16	17	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ-3/3-{230.0000000, 268.0000000}	4,147	96,475
18	17	6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ-1/3-{39.0000000, 55.6666667}	3,525	100,000

Разработка авторов

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

На экранной форме рисунка 45 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

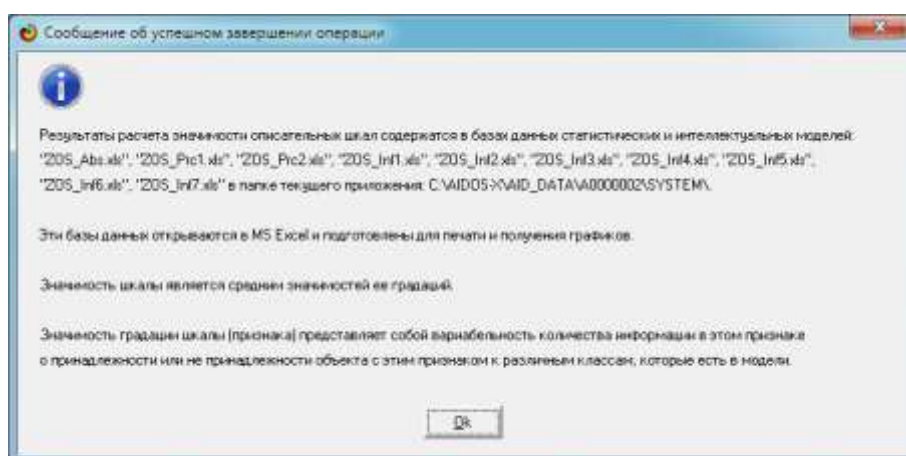


Рисунок 45. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

В таблице 16 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF3.

Таблица 16 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF3

	A	B	C	D	E
1	NUM	KOD_OPSC	NAME_OPSC	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
2	1	2	ГОДЫ ОБУЧЕНИЯ	27,626	27,626
3	2	4	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО ИНФОРМАТИКЕ	16,955	44,580
4	3	3	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО МАТЕМАТИКЕ	14,964	59,545
5	4	5	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ПО РУССКОМУ ЯЗЫКУ	14,403	73,948
6	5	6	РЕЗУЛЬТАТЫ ЕГЭ ОБЩИЙ БАЛЛ	13,950	87,898
7	6	1	ОКОНЧИЛ ЛИ МАЛЫЙ МАТФАК	12,102	100,000

Разработка авторов

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

Из таблицы 16 видно, что около 27% суммарного влияния на поведение объекта моделирования обусловлено годом обучения, еще 46% влияния оказывают результаты сдачи ЕГЭ по

различным дисциплинам, а то, окончил ли учащихся малый матфак, оказывает 12% суммарного влияния всех факторов.

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

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

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

На рисунках 46 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:



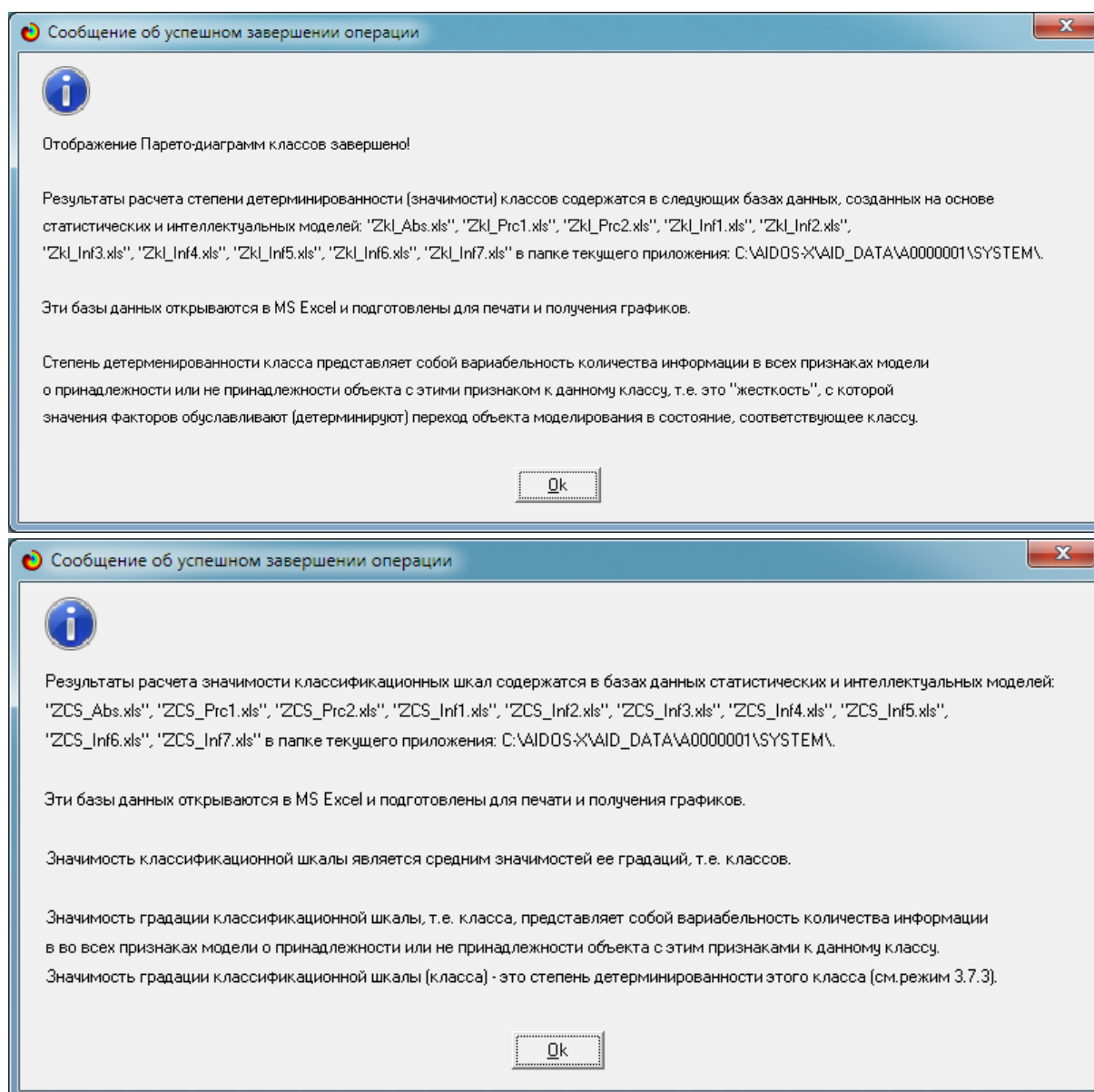


Рисунок 46. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 17 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 46.

Из таблицы 17 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Это значит, что степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно (более, чем в 15 раз) отличается друг от друга.

**Таблица 17 – Степень детерминированности классов
в СК-модели INF3**

№	Код	Наименование	Степень детерминированности, %	Степень детерминированности кумулятивно, %
1	48	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ-3/3-отл	2,3082382	2,3082382
2	76	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ-1/3-удовл	2,2816511	4,5898893
3	39	ИН ЯЗ 4 СЕМ-3/3-отл	2,0402510	6,6301403
4	78	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ-3/3-отл	2,0233110	8,6534514
5	37	ИН ЯЗ 4 СЕМ-1/3-удовл	1,6742633	10,3277146
6	28	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ-1/3-удовл	1,6699602	11,9976748
7	25	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-1/3-удовл	1,5890431	13,5867178
8	46	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ-1/3-удовл	1,5423021	15,1290200
9	13	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	1,4759783	16,6049983
10	68	КР 6 СЕМ-2/3-хор	1,4686678	18,0736661
11	26	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-2/3-хор	1,4325301	19,5061961
12	7	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-1/3-удовл	1,3616555	20,8678516
13	43	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	1,3368313	22,2046829
14	79	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ-1/3-удовл	1,2966567	23,5013396
15	91	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ-1/3-удовл	1,2902992	24,7916387
16	81	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ-3/3-отл	1,2899731	26,0816118
17	67	КР 6 СЕМ-1/3-удовл	1,2803072	27,3619190
18	36	КР 4 СЕМ-3/3-отл	1,2713225	28,6332415
19	34	КР 4 СЕМ-1/3-удовл	1,2482806	29,8815221
20	52	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ-1/3-удовл	1,2387970	31,1203191
21	4	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-1/3-удовл	1,2381768	32,3584959
22	103	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ-1/3-{3.1, 3.7}	1,2284916	33,5869875
23	55	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ-1/3-удовл	1,2100338	34,7970212
24	100	СРЕДНИЙ БАЛЛ-1/3-{3.0, 3.7}	1,2054346	36,0024558
25	42	ПЕДАГОГИКА-3/3-отл	1,2016208	37,2040766
26	69	КР 6 СЕМ-3/3-отл	1,1789748	38,3830514
27	19	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-1/3-удовл	1,1583991	39,5414505
28	49	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-1/3-удовл	1,1470043	40,6884548
29	56	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ-2/3-хор	1,1204903	41,8089451
30	31	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ-1/3-удовл	1,0770156	42,8859606
31	53	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ-2/3-хор	1,0409826	43,9269432
32	96	ТИМОМИИ 8 СЕМ-3/3-отл	1,0406045	44,9675478
33	89	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ-2/3-хор	1,0307470	45,9982947
34	105	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ-3/3-{4.4, 5.0}	1,0275928	47,0258875
35	58	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ-1/3-удовл	1,0254419	48,0513294
36	93	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ-3/3-отл	1,0223845	49,0737139
37	90	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ-3/3-отл	1,0176675	50,0913815
38	17	ФИЛОСОФИЯ-2/3-хор	1,0158202	51,1072016
39	30	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ-3/3-отл	1,0155695	52,1227711
40	60	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ-3/3-отл	1,0147751	53,1375462
41	95	ТИМОМИИ 8 СЕМ-2/3-хор	1,0094077	54,1469540
42	1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	0,9860758	55,1330297
43	88	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ-1/3-удовл	0,9856051	56,1186348
44	70	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-1/3-удовл	0,9844354	57,1030702
45	44	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	0,9834433	58,0865135
46	5	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-2/3-хор	0,9695560	59,0560695
47	73	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ-1/3-удовл	0,9507041	60,0067736
48	61	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ-1/3-удовл	0,9489202	60,9556938
49	84	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ-3/3-отл	0,9362241	61,8919180
50	8	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-2/3-хор	0,9320635	62,8239815
51	97	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ-1/3-удовл	0,9258221	63,7498036
52	29	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ-2/3-хор	0,9229447	64,6727483
53	38	ИН ЯЗ 4 СЕМ-2/3-хор	0,8912764	65,5640247
54	16	ФИЛОСОФИЯ-1/3-удовл	0,8868143	66,4508390
55	50	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-2/3-хор	0,8777595	67,3285985
56	14	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	0,8635660	68,1921645
57	2	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	0,8568050	69,0489695
58	10	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-1/3-удовл	0,8553323	69,9043018
59	102	СРЕДНИЙ БАЛЛ-3/3-{4.3, 5.0}	0,8466235	70,7509253

60	47	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ-2/3-хор	0,8431317	71,5940570
61	24	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	0,8402040	72,4342610
62	104	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ-2/3-{3.7, 4.4}	0,8194651	73,2537260
63	22	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-1/3-удовл	0,8163692	74,0700953
64	32	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ-2/3-хор	0,7965482	74,8666435
65	45	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	0,7932954	75,6599389
66	41	ПЕДАГОГИКА-2/3-хор	0,7885729	76,4485118
67	15	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	0,7860755	77,2345873
68	57	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ-3/3-отл	0,7781868	78,0127741
69	63	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ-3/3-отл	0,7738154	78,7865895
70	72	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-3/3-отл	0,7642092	79,5507987
71	23	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ-2/3-хор	0,7636322	80,3144309
72	74	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ-2/3-хор	0,7496262	81,0640571
73	80	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ-2/3-хор	0,7482440	81,8123011
74	99	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ-3/3-отл	0,7303139	82,5426149
75	9	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ-3/3-отл	0,7253876	83,2680025
76	18	ФИЛОСОФИЯ-3/3-отл	0,7183673	83,9863698
77	20	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-2/3-хор	0,6975605	84,6839303
78	62	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ-2/3-хор	0,6972679	85,3811982
79	101	СРЕДНИЙ БАЛЛ-2/3-{3.7, 4.3}	0,6858105	86,0670088
80	21	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ-3/3-отл	0,6837804	86,7507892
81	83	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ-2/3-хор	0,6657502	87,4165394
82	87	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ-3/3-отл	0,6611839	88,0777233
83	27	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ-3/3-отл	0,6586970	88,7364203
84	82	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ-1/3-удовл	0,6485282	89,3849485
85	94	ТИМОМИИ 8 СЕМ-1/3-удовл	0,6407144	90,0256629
86	3	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ-3/3-отл	0,6362990	90,6619619
87	51	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ-3/3-отл	0,6192063	91,2811683
88	11	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-2/3-хор	0,5923396	91,8735078
89	12	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ-3/3-отл	0,5883386	92,4618464
90	86	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ-2/3-хор	0,5706243	93,0324707
91	33	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ-3/3-отл	0,5665409	93,5990115
92	59	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ-2/3-хор	0,5576585	94,1566700
93	75	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ-3/3-отл	0,5482472	94,7049172
94	35	КР 4 СЕМ-2/3-хор	0,5303214	95,2352386
95	40	ПЕДАГОГИКА-1/3-удовл	0,5280928	95,7633314
96	77	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ-2/3-хор	0,5089663	96,2722977
97	54	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ-3/3-отл	0,4954211	96,7677188
98	6	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ-3/3-отл	0,4941132	97,2618320
99	92	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ-2/3-хор	0,4651239	97,7269559
100	66	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ-3/3-отл	0,4548012	98,1817571
101	65	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ-2/3-хор	0,4352081	98,6169652
102	98	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ-2/3-хор	0,4264241	99,0433893
103	71	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ-2/3-хор	0,4080345	99,4514237
104	85	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ-1/3-удовл	0,4006311	99,8520548
105	64	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ-1/3-удовл	0,1479452	100,0000000

Разработка авторов

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Zkl_Inf3.xlsx

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности **классификационных шкал** значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3.

Из таблицы 18 видно, что классы различных классификационных шкал обусловлены действующими на объект моделирования факторами в существенно различной степени: различие в степень детерминированности классификационных шкал составляет примерно 5 раз.

**Таблица 18 – Степень детерминированности
классификационных шкал
в системно-когнитивной модели INF3**

NUM	KOD_CLSC	NAME_CLSC	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	26	КОМБИНАТОРНЫЕ АЛГОРИТМЫ	4,8139284	4,8139284
2	16	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 4 СЕМ	4,6936720	9,5076004
3	13	ИН ЯЗ 4 СЕМ	4,6057907	14,1133911
4	23	КР 6 СЕМ	3,9279497	18,0413408
5	9	ДИФФ ГЕОМ И ТОПОЛОГИЯ	3,6802702	21,7216110
6	10	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 3 СЕМ	3,6084744	25,3300854
7	27	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 6 СЕМ	3,3348739	28,6649592
8	5	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 2 СЕМ ЭКЗ	3,1256198	31,7905790
9	15	МАТ АНАЛИЗ 4 СЕМ ЭКЗ	3,1135699	34,9041489
10	19	УРАВН В ЧАСТН ПРОИЗВОДНЫХ	3,1087109	38,0128598
11	35	СРЕДНИЙ МАТ БАЛЛ	3,0755494	41,0884092
12	12	КР 4 СЕМ	3,0499245	44,1383337
13	30	ВАРИАЦИОННОЕ ИСЧИСЛ	3,0340196	47,1723533
14	3	ФУНД И КОМП АЛГЕБРА 1 СЕМ	3,0191066	50,1914599
15	31	ТЕОР МЕХ 8 СЕМ	2,7778076	52,9692675
16	18	ТЕХН ПРОГР И РАБ НА ЭВМ 5 СЕМ	2,7752007	55,7444682
17	34	СРЕДНИЙ БАЛЛ	2,7378686	58,4823369
18	2	АНАЛИТ ГЕОМ 1 СЕМ	2,7018460	61,1841829
19	32	ТИМОМИИ 8 СЕМ	2,6907267	63,8749096
20	17	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 4 СЕМ	2,6439702	66,5188797
21	6	ФИЛОСОФИЯ	2,6210017	69,1398814
22	20	КОМПЛ АНАЛИЗ 5 СЕМ	2,5978755	71,7377569
23	7	АНАЛИТ ГЕОМ 2 СЕМ	2,5397401	74,2774969
24	14	ПЕДАГОГИКА	2,5182865	76,7957834
25	1	МАТ АНАЛИЗ 1 СЕМ ЭКЗ	2,4791798	79,2749632
26	11	ДИФФ УРАВНЕНИЯ 3 СЕМ	2,4401046	81,7150677
27	8	МАТ АНАЛИЗ 3 СЕМ ЭКЗ	2,4202054	84,1352732
28	21	ДИСКР МАТЕМ, МАТЛОГИКА И ИХ ПРИЛ В МАТЕМ И КОМП НАУКАХ 5 СЕМ	2,4200036	86,5552767
29	28	ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ 7 СЕМ	2,2505026	88,8057793
30	25	СТОХАСТ АНАЛИЗ 6 СЕМ	2,2485775	91,0543568
31	24	ФУНК АНАЛИЗ 6 СЕМ	2,1566790	93,2110358
32	33	РАСПОЗНАВ ОБРАЗОВ И ИНТЕЛЛ СИСТЕМЫ	2,0825600	95,2935959
33	4	МАТ АНАЛИЗ 2 СЕМ	2,0360104	97,3296062
34	29	СЕТИ И СИСТ ТЕЛЕКОММ	1,6324393	98,9620455
35	22	ПРОИЗВ ПРАКТ, ПРАКТ ПО ПОЛ ПРОФ УМЕНИЙ И ОПЫТА ПРОФ ДЕЯТ	1,0379545	100,0000000

Разработка авторов

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\ZCS_Inf3.xlsx

4. ОБСУЖДЕНИЕ

Полученные результаты можно оценить как успешно решающие сформулированную в работе проблему и обеспечивающие достижение поставленной в работе цели. Эти результаты получены путем применения лингвистического Автоматизированного системно-когнитивного анализа (лингвистический АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Достижением данной работы является:

1. Возможность построения системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих лингвистические переменные.

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

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

Например, можно было бы исследовать в создаваемых системно-когнитивных моделях влияние на учебные достижения учащихся вузов обучения в малом матфаке и результаты ЕГЭ не по одной, а по нескольким специальностям.

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами авторов в этой области [1-25].

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

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №348. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf.

5. ВЫВОДЫ

Главный вывод, который можно обоснованно сделать на основе анализа приведенных когнитивных функций состоит в том, что обучение на малом матфаке является фактором, однозначно положительно влияющим на успешность обучения по математическим дисциплинам. Таким образом, *подтверждается главная гипотеза*, выдвинутая в начале работы.

Возможно, несколько неожиданно, но вопреки точке зрения критиков ЕГЭ, *подтверждается и дополнительная гипотеза* о том, что чем выше бал ЕГЭ, тем выше и успешность обучения учащихся в вузе. Таким образом, можно сделать обоснованный вывод о том, что все-таки ЕГЭ реально измеряет уровень предметной облучённости учащихся и их способности к будущим учебным достижениям в вузе.

ЛИТЕРАТУРА

1. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHC.
2. 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.
3. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022615135 Российская Федерация. Персональная интеллектуальная онлайн среда "ЭЙДОС-X Professional" (Система "Эйдос-Xpro") : № 2022613875 : заявл. 16.03.2022 : опубл. 29.03.2022 / Е. В. Луценко. – EDN WQBECA, <http://lc.kubagro.ru/aidos/2022615135.jpg>
4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.

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

7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ:
https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.

8. Грушевский, С. П. Измерение результатов научной деятельности: проблемы и решения / С. П. Грушевский, Е. В. Луценко, В. И. Лойко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2017. – 343 с. – ISBN 978-5-00097-446-9. – EDN ZQMRXL.

9. Грушевский, С. П. Системно-когнитивный анализ педагогической информации аграрного вуза как фактор управления качеством подготовки кадров для регионального АПК / С. П. Грушевский, Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 129. – С. 1-22. – DOI 10.21515/1990-4665-129-001. – EDN YRUSAF.

10. 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.

11. Работы проф.Е.В.Луценко по АСК-анализу текстов, т.е. по когнитивной математической лингвистике:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm

12. 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.

13. 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.

14. 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.

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

16. 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.

17. 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.

18. 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.

19. 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.

20. 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.

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

22. 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>

23. 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.

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

25. 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.

Приложение: *полный набор исходных данных исследования*

Научное издание

Грушевский Сергей Павлович
Луценко Евгений Вениаминович
Назарова Ольга Владимировна
Бочаров Александр Васильевич

**СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ
ДОВУЗОВСКОГО ДОПОЛНИТЕЛЬНОГО МАТЕМАТИЧЕСКОГО
ОБРАЗОВАНИЯ НА УСПЕШНОСТЬ ОБУЧЕНИЯ В ВУЗЕ**

Монография

В авторской редакции
Компьютерная верстка – Е. В. Луценко
Обложка – Е. В. Луценко

Подписано в печать 25.02.2022. Формат 60 × 84 ¹/₁₆.
Усл. печ. л. – 24,553. Уч.-изд. л. – 16,875.
Тираж 500 экз. Заказ №_____.

Кубанский государственный аграрный университет.
350044, г. Краснодар, ул. Калинина, 13