

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»**

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных технологий и систем

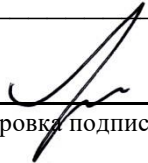
КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: АСК-анализ типов и моделей оружия игры по его характеристикам
PUBG

Выполнил студент группы: ИТз2141 Пономарёв Алексей Александрович

Допущен к защите: _____

Руководитель проекта: д.э.н., к. т. н., профессор Луценко Е.В. ()
(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____ 12.04.2022 _____

(дата)

Оценка _____ отлично _____

Краснодар 2022

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ

на курсовую работу

Студента Пономарёва Алексея Александровича

курса 2 очной формы обучения группы ИТз2141

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК-анализ типов и моделей оружия игры по его характеристикам PUBG»

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор

(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсовой работы

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

Достоинства работы _____

Недостатки работы:

Итоговая оценка при защите _____ отлично _____

Рецензент _____ (Е.В. Луценко)

«19» февраля 2022 г.



РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 74 страницы, 37 рисунков, 13 таблиц, 26 литературных источников.

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

Целью работы является провести АСК-анализ типов и моделей оружия игры по его характеристикам PUBG. Добиться этого можно анализом методов формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	5
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	5
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ	5
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ	6
2. METHODS (МЕТОДЫ)	6
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	6
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	8
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	8
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	10
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	14
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....	16
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	16
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	17
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	26
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	34
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	37
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	38
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	39
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	40
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев	41
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»	42
3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	45
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	45
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	47
3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	52
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)	52
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	55
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	58
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	61
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть	63
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	64
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	66
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	69
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	70
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	72
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	72

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Современные информационные системы получают все большее развитие благодаря технологиям искусственного интеллекта. Оценка качества математических моделей некоторых из них не выносит критики. В данной курсовой работе рассмотрено решение задачи АСК-анализа типов и моделей оружия игры по его характеристикам PUBG.

1.2. Объект и предмет исследования

Целью данной курсовой работы является АСК-анализ типов и моделей оружия игры по его характеристикам PUBG.

Задачами, поставленными в данной курсовой работе, являются:

– подготовка исходных данных и формализация предметной области;

– синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели;

– решение различных задач в наиболее достоверной модели: прогнозирование, поддержка принятия решений, исследование полученных моделей.

Объектом исследования данной работы является выборка данных о моделях, типах и характеристиках оружия игры PUBG.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Проблема – это несоответствие фактического положения дел и желаемого (целевого) в предмете исследования, противоречие между фактическим и желаемым, и это несоответствие и противоречие неприемлемо.

Если в работе не ставится и не решается какая-либо проблема, то эта работа не актуальна, т.е. вообще не нужна и непонятно зачем она написана. Поэтому проблема, решаемая в работе, обязательно должна быть сформулирована в самом ее начале. Предыдущие разделы являются подготовительными и создают для этого необходимые предпосылки, чтобы постановка проблемы была обоснованной и убедительной.

О соотношении содержания понятий «Проблема» и «Задача».

Задача – это простая проблема, а проблема – это сложная задача.

Сложность относительна, т.е. зависит от степени компетентности исследователя и степени его информированности и возможностей информационного поиска. Если исследователю известен метод разрешения проблемной ситуации, то для него это задача, а если неизвестен или он вообще не существует, то проблема.

Предмет кандидатской диссертации – это решение задачи, путем применения известного метода, но адаптированного, доработанного для конкретного предмета исследования. В этой адаптации, проведенной лично автором исследования, и состоит научная новизна. Практическая значимость

решения задачи состоит в том, что ранее она не была решена в предмете исследования и это решение может быть применено в объекте исследования. Кандидатская диссертация – это прикладное научное исследование.

Предмет курсовой работы – это решение проблемы, путем разработки нового метода. Иначе говоря, поиск метода решения проблемы, соответствующего обоснованным требованиям, не дал положительного результата, и пришлось разработать собственный метод. Научная новизна работы состоит в разработке нового ранее неизвестного метода, обеспечивающего решение не только проблемы, решаемой в работе, но и сходных проблем в других предметных областях. Практическая значимость решения проблемы состоит в том, что это решение может быть применено не только в предмете и объекте исследования, но и в других предметных областях, а также в том, что для последующих поколений исследователей эта проблемная ситуация уже будет квалифицироваться не как проблема, а как задача. Таким образом, курсовая работа имеет межотраслевое звучание и переводит решаемую проблему в класс задачи.

Результатом данной работы можно считать получение теоретических и практических знаний в области анализа работы систем искусственного интеллекта и анализа результата их работы.

1.4. Цель работы

Для решения задачи, которая представлена в данной работе будет использоваться Microsoft Office Excel и система искусственного интеллекта Эйдос-X++.

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели было решено использовать новый метод искусственного интеллекта:

Автоматизированный системно-когнитивный анализ или АСК-анализ. Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X. Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от
- предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, в которых не требуется автоматического, т. е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;

- находится в полном открытом бесплатном доступе причем с актуальными исходными текстами;
- 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»;
- 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);
 - содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений;
 - поддерживает on-line среду накопления знаний и широко
 - используется во всем мире;
 - 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 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);
- 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;
- 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 практические и не осуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторности 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

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

Поиск в Internet программных систем, *одновременно*:

- находящихся в полном открытом бесплатном доступе;
- обеспечивающих сопоставимую обработку числовой и текстовой информации в одной модели, дает следующие результаты;

показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время здесь нет [4].

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

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

Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко. На тот момент он вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов².

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 665 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент

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)

написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)³ [6, 7, 8].

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 несколько докторских и кандидатских диссертаций с применением АСК-анализа находятся в стадии выхода на защиту.

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

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

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 [7] и страничка в РесечГейт [8], 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.

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

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

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

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

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается *путем* метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [6]. Сама метризация номинальных шкал достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной урожайности [5]. Для работы с лингвистическими переменными применяется лингвистический АСК-анализ [4].

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 31 свидетельство 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 381, 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 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);

- 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>).

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 видеодиаграмма 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

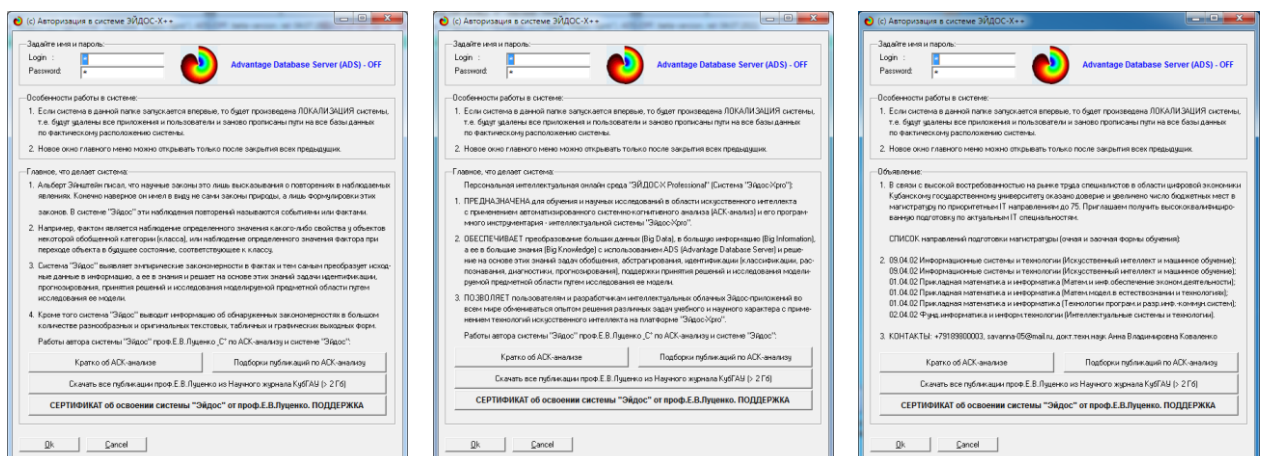
⁷ Ссылка на это краткое описание системы «Эйдос» на английском языке: http://lc.kubagro.ru/aidos/The_Eidos_en.htm

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 видеोगрамма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – текущей версии системы «Эйдос»:



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



2. Рисунок 2. Титульные видеопрограммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью данной курсовой работы является АСК-анализ типов и моделей оружия игры по его характеристикам PUBG.

Поскольку для решения поставленных задач используется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система «Эйдос», то достижение поставленной цели обеспечивается решением следующих задач и подзадач, которые являются этапами достижения цели:

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

Задача-2. Формализация предметной области.

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

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

Задача-7. Поддержка принятия решений (Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ; Развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе).

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели (Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы); Кластерно-конструктивный анализ классов; Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал; Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны; Нелокальная нейронная сеть; 3d-интегральные когнитивные карты; 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); Когнитивные функции; Значимость описательных шкал и их градаций; Степень детерминированности классов и классификационных шкал).

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;

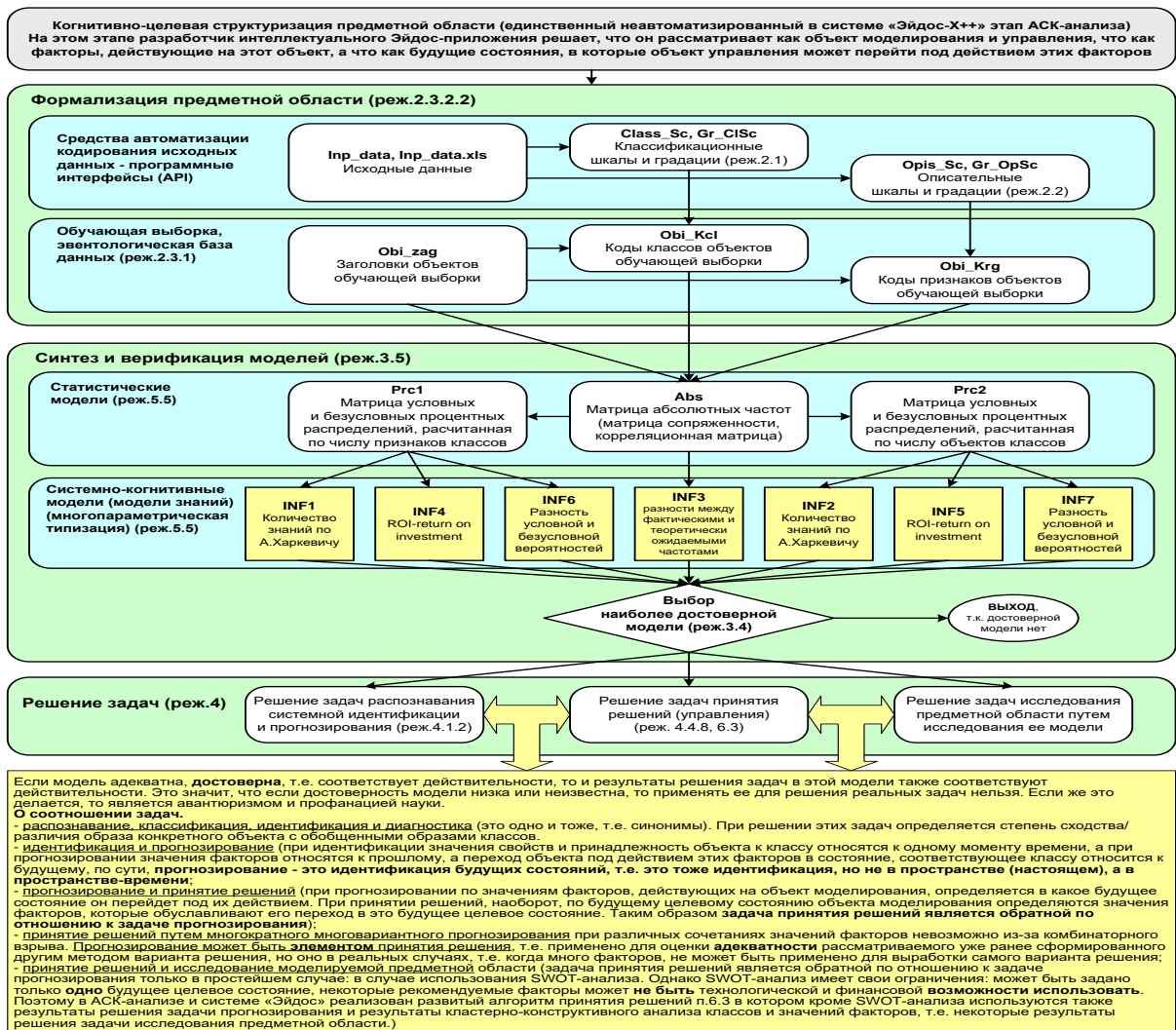
6) 3d-интегральные когнитивные карты;

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**



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

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы неформализуемым путем решаем на качественном уровне, что будем рассматривать в качестве объекта моделирования, что в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий). По сути это постановка решаемой проблемы.

Описательные шкалы служат для формального описания факторов, а классификационные – результатов их действия на объект моделирования. Шкалы могут быть числовые и текстовые. Текстовые шкалы могут быть номинальные и порядковые.

Когнитивная структуризация предметной области является первым и единственным неавтоматизированным в системе «Эйдос» этапом АСК-анализа, т.е. все последующие этапы АСК анализа в ней полностью автоматизированы.

В АСК-анализе и системе «Эйдос» применяется две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций: *статичная и динамичная* и соответствующая терминология (обобщающая, статичная и динамичная). Есть также обобщающая интерпретация и соответствующая ей терминология.

Статичная интерпретация и терминология:

– градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);

– описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

Динамичная интерпретация и терминология:

– градации классификационных шкал – это обобщающие категории будущих состояний объекта моделирования (классы), описывающие результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении: например количество и качество продукции, прибыль и рентабельность;

– описательные шкалы – факторы, действующие на объект моделирования, градации описательных шкал – значения факторов, действующие на объект моделирования.

Обобщающая терминология:

– классификационные шкалы и градации;

– описательные шкалы и градации.

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступает оружие, в качестве *факторов* различные характеристики оружия, (таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов тип и имя оружия(таблица 2):

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

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	DAMAGE
2	MAGAZINE CAPACITY
3	RANGE
4	BULLET SPEED
5	RATE OF FIRE
6	SHOTS TO KILL (CHEST)
7	SHOTS TO KILL (HEAD)
8	DAMAGE PER SECOND
9	BDMG_0
10	BDMG_1
11	BDMG_2
12	BDMG_3
13	HDMG_0
14	HDMG_1
15	HDMG_2
16	HDMG_3

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Opis_Sc.dbf

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

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	WEAPON NAME
2	WEAPON TYPE

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\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 выборка. Обучающая выборка, по сути, представляет собой исходные данные, *нормализованные* с помощью классификационных и описательных шкал и градаций. Этим самым подготавливается все необходимое для выполнения следующего этапа АСК-анализа: синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

В системе «Эйдос» имеется большое количество разнообразных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему внешних данных различных типов: текстовых, табличных и графических, а также других, которые могут быть представлены в этом виде, например аудио или данные электроэнцефалограммы (ЭЦГ) или кардиограммы (ЭКГ).

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований в самых различных направлениях науки и решения практических задач в самых различных предметных областях, практически почти везде, где человек применяет естественный интеллект.

В качестве *источника исходных данных* в данной работе используем файл Excel.

6. Таблица 3 – Таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

Weapon Name	Weapon Name	Weapon Type	Damage	Magazine Capacity	Range	Bullet Speed	Rate of Fire	Shots to Kill (Chest)	Shots to Kill (Head)	Damage Per Second	BDMG_0	BDMG_1	BDMG_2	BDMG_3	HDMG_0	HDMG_1	HDMG_2	HDMG_3
Groza	Groza	Assault Rifle	49	30	400	715	0,08	4	2	612	47	34,3	29,4	22	115,1	80,6	69	51,8
AKM	AKM	Assault Rifle	49	30	400	710	0,01	4	2	490	47	34,3	29,4	22	115,1	80,6	69	51,8
M762	M762	Assault Rifle	47	30	400	715	0,086	4	2	547	46	32,9	28,2	21,1	110,4	77,3	66,2	49,7
MK47 Mutant	MK47 Mutant	Assault Rifle	49	30	500	715	0,01	4	2	490	49	34,3	29,4	22	115,1	80,6	69	51,8
AUG A3	AUG A3	Assault Rifle	43	30	600	880	0,086	4	2	502	41	30,1	25,8	19,3	101	70,7	60,6	45,4
SCAR-L	SCAR-L	Assault Rifle	43	30	600	880	0,096	4	2	448	41	30,1	25,8	19,3	101	70,7	60,6	45,4
M416	M416	Assault Rifle	43	30	600	890	0,086	4	2	502	41	30,1	25,8	19,3	101	70,7	60,6	45,4
M16A4	M16A4	Assault Rifle	43	30	600	900	0,01	4	2	430	43	30,1	25,8	19,3	101	70,7	60,6	45,4
G36C	G36C	Assault Rifle	43	30	600	880	0,086	4	2	502	41	30,1	25,8	19,3	101	70,7	60,6	45,4
OBZ	OBZ	Assault Rifle	43	30	600	880	0,096	4	2	466	41	30,1	25,8	19,3	101	70,7	60,6	45,4
M249	M249	Light Machine Gun	45	100	400	915	0,075	4	2	600	45	31,4	27	20,2	103,4	72,4	62	46,5
DP-28	DP-28	Light Machine Gun	51	47	600	715	0,109	4	2	468	51	35,6	30,6	22,9	117,3	82,1	70,3	52,7
Vector	Vector	Submachine Gun	31	19	50	300	0,055	5	3	569	31	21,7	18,5	13,9	55,8	39	33,4	25,1
Uzi	Uzi	Submachine Gun	26	25	200	350	0,048	7	4	542	26	18,2	15,6	11,7	46,8	32,7	28	21
PP-Bizon	PP-Bizon	Submachine Gun	35	53	300	300	0,076	5	3	408	35	24,5	21	15,7	63	44	37,8	28,3
MP5K	MP5K	Submachine Gun	33	30	200	330	0,0645	5	3	495	33	23	19,8	14,8	59,4	41,5	35,6	26,7
Thompson	Thompson	Submachine Gun	40	30	200	280	0,086	5	3	467	40	28	24	18	72	50,4	43,1	32,4
UMP45	UMP45	Submachine Gun	39	25	300	250	0,092	5	3	423	39	27,3	23,4	17,5	70,2	49,1	42,1	31,5
S686	S686	Shotgun	216	2	25	370	0,2	1	1	1080	207,9	145,8	124,2	93,6	312,3	218,7	187,2	140,4
S1897	S1897	Shotgun	216	5	25	360	0,7	1	1	288	204,3	143,1	122,4	91,8	306,9	215,1	184,5	137,7
S12K	S12K	Shotgun	198	5	25	350	0,25	1	1	792	282,6	198	169,2	126,9	188,1	131,4	112,5	84,6
MK14	MK14	Designed Marksman Rifle	61	10	800	853	0,09	3	2	678	64	44,8	38,4	28,8	143,3	100,3	86	64,5
SLR	SLR	Designed Marksman Rifle	56	10	800	835	0,01	3	2	580	60,9	42,6	36,5	27,4	136,3	95,4	81,7	61,3
SKS	SKS	Designed Marksman Rifle	53	10	800	800	0,01	3	2	530	55,6	38,9	33,3	25	124,5	87,1	74,7	56,7
QBU	QBU	Designed Marksman Rifle	48	10	800	800	0,01	3	2	480	50,4	35,2	30,2	22,6	112,8	78,9	67,6	50,7
Mini14	Mini14	Designed Marksman Rifle	46	20	700	990	0,01	3	2	460	48,3	33,8	28,9	21,7	108,1	75,6	64,8	48,6
VSS	VSS	Designed Marksman Rifle	41	10	500	300	0,01	3	2	479	43	30,1	25,8	19,3	96,3	67,4	57,8	43,3
AWM	AWM	Sniper Rifle	105	5	900	910	1,85	2	1	65	136,5	95,5	81,8	61,4	262,5	183,7	157,5	118,1
M24	M24	Sniper Rifle	79	5	800	790	1,8	2	1	44	86,9	60,8	52	39,1	197	138	118	89
Kar98	Kar98	Sniper Rifle	75	5	800	760	1,9	2	1	39	102,7	71,8	61,6	46,2	197,5	138,2	118,5	88,8
Win94	Win94	Sniper Rifle	66	5	600	710	0,6	2	2	110	72,6	50,8	43,5	32,6	165	115,4	99	74,2
Sawed-Off	Sawed-Off	Pistol	160	2	25	0	0,25	2	1	640	159,2	111,2	95,2	71,2	238,4	167,2	143,2	107,2
R1895	R1895	Pistol	55	7	25	330	0,4	4	2	137,51	54,8	38,3	32,8	24,6	109,6	76,7	65,7	49,3
R45	R45	Pistol	55	6	25	0	0,25	4	2	220	54,8	38,3	32,8	24,6	109,6	76,7	65,7	49,3
P1911	P1911	Pistol	41	15	25	250	0,11	5	3	373	40,6	28,4	24,3	18,2	81,2	56,8	48,7	36,5
P92	P92	Pistol	35	7	25	380	0,14	5	3	259	34,5	24,2	20,7	15,5	69,1	48,4	41,4	31,1
P18C	P18C	Pistol	23	17	25	375	0,06	8	4	383	22,4	15,7	13,4	10,1	44,9	31,4	26,9	20,2

Таблица имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 38 наблюдений;
- каждое *наблюдение* описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов. Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;
- 1-я колонка – номер наблюдения (не является шкалой);
- колонки со 3-й по 4-ю – это классификационные шкалы – это шкалы *числового* типа описывающие *результаты* действия факторов, в данном случае это имя и тип оружия. В системе «Эйдос» существует не очень жестко ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 4-й по 19-ю – это описательные шкалы, формализующие характеристики оружия. Эти шкалы имеют текстовый тип и их градациями являются лингвистические переменные;

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 5.

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 6).

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	
	<hr/>	
	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"	
	<hr/>	
	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		
<hr/>		
2.3.2.15. Вставка промежуточных строк в файл исходных данных Inp_data		

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

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 5, 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 (рисунок 7):

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с *реальными параметрами*, использованными в данной работе, приведены на рисунках 8.

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

На 2-м рисунке указано, что в описательных шкалах суммарное количество градаций 12, а в таблице 7 их приведено лишь 11. Это потому, что в шкале «Удобрения» есть градация «Пробел», которая в соответствии с параметрами на 1-м рисунке 8 рассматривается не как значащая, а как **отсутствие данных**.

Для классификационных шкал на 3-м рисунке 8 приведено также количество наблюдений для каждого интервального значения (градации) и его размер. За счет того, что интервальные значения имеют разные размеры удается преодолеть **несбалансированность данных**, т.к. число наблюдений в каждом интервальном значении некоторой шкалы получается равным с точностью 1 (т.к. число наблюдений – всегда целое число).

Под несбалансированностью данных понимается неравномерность распределения значений свойств объекта моделирования или действующих на него факторов по диапазону изменения значений числовых шкал.

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

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

- Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp_data.xls(x), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.
- Файл исходных данных должен иметь имя: Inp_data.xls(x), а файл распознаваемой выборки имя: Inp_rasp.xls(x). Файлы Inp_data.xls(x) и Inp_rasp.xls(x) должны находиться в папке .../AIDOS-Х/AID_DATA/Inp_data/. Эти файлы имеют совершенно одинаковую структуру.
- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок на любом языке, в т.ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ОДИНАКОВОЕ.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel-2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних возможно до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (будущих состояниях объекта управления), к которым принадлежат объекты обучающей выборки.
- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значениях факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное числовое или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных NP_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал
- Распознаваемая выборка формируется на основе файла INP_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознаваемой выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть такая же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в них.

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

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

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

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

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

ПРОФИЛАКТИКА ОШИБОК В ФАЙЛЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ:

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

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [44 классов x 80 признаков]

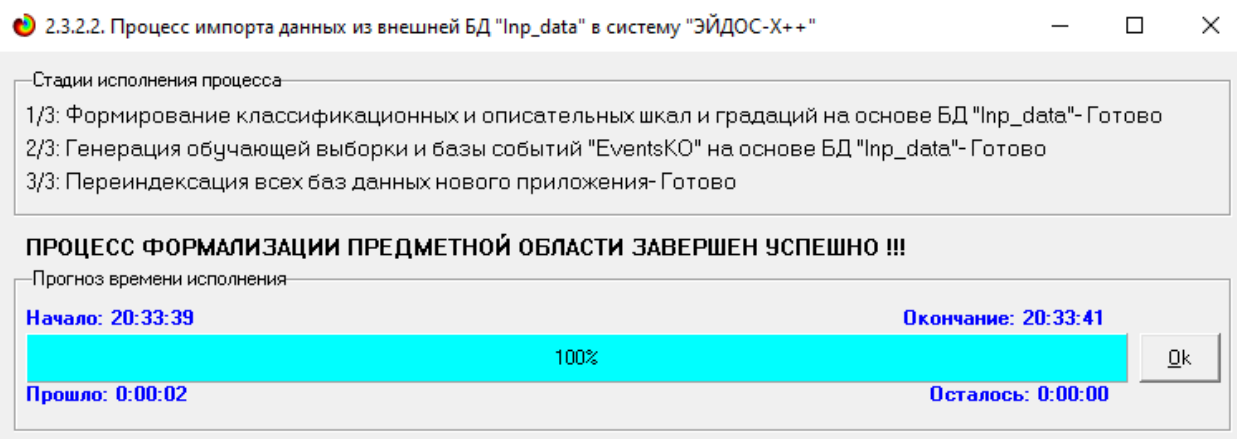
Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	16	80	5,00
Текстовые	2	44	22,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	2	44	22,00	16	80	5,00

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

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели



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

10. Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	WEAPON NAME-AKM
2	WEAPON NAME-AUG A3
3	WEAPON NAME-AWM
4	WEAPON NAME-DP-28
5	WEAPON NAME-G36C
6	WEAPON NAME-Groza
7	WEAPON NAME-Kar98
8	WEAPON NAME-M16A4
9	WEAPON NAME-M24
10	WEAPON NAME-M249
11	WEAPON NAME-M416
12	WEAPON NAME-M762
13	WEAPON NAME-Mini14
14	WEAPON NAME-MK14
15	WEAPON NAME-MK47 Mutant
16	WEAPON NAME-MP5K
17	WEAPON NAME-OBZ
18	WEAPON NAME-P18C
19	WEAPON NAME-P1911
20	WEAPON NAME-P92
21	WEAPON NAME-PP-Bizon
22	WEAPON NAME-QBU
23	WEAPON NAME-R1895
24	WEAPON NAME-R45
25	WEAPON NAME-S12K
26	WEAPON NAME-S1897
27	WEAPON NAME-S686
28	WEAPON NAME-Sawed-Off
29	WEAPON NAME-SCAR-L
30	WEAPON NAME-SKS
31	WEAPON NAME-SLR
32	WEAPON NAME-Thompson
33	WEAPON NAME-UMP45
34	WEAPON NAME-Uzi
35	WEAPON NAME-Vector
36	WEAPON NAME-VSS
37	WEAPON NAME-Win94
38	WEAPON TYPE-Assault Rifle
39	WEAPON TYPE-Designed Marksman Rifle
40	WEAPON TYPE-Light Machine Gun
41	WEAPON TYPE-Pistol
42	WEAPON TYPE-Shotgun
43	WEAPON TYPE-Sniper Rifle
44	WEAPON TYPE-Submachine Gun

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Classes.dbf

11. Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (лингвистические переменные)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	DAMAGE-1/5-{23.0000000, 61.6000000}
2	DAMAGE-2/5-{61.6000000, 100.2000000}
3	DAMAGE-3/5-{100.2000000, 138.8000000}

4	DAMAGE-4/5-{138.8000000, 177.4000000}
5	DAMAGE-5/5-{177.4000000, 216.0000000}
6	MAGAZINE CAPACITY-1/5-{2.0000000, 21.6000000}
7	MAGAZINE CAPACITY-2/5-{21.6000000, 41.2000000}
8	MAGAZINE CAPACITY-3/5-{41.2000000, 60.8000000}
9	MAGAZINE CAPACITY-4/5-{60.8000000, 80.4000000}
10	MAGAZINE CAPACITY-5/5-{80.4000000, 100.0000000}
11	RANGE-1/5-{25.0000000, 200.0000000}
12	RANGE-2/5-{200.0000000, 375.0000000}
13	RANGE-3/5-{375.0000000, 550.0000000}
14	RANGE-4/5-{550.0000000, 725.0000000}
15	RANGE-5/5-{725.0000000, 900.0000000}
16	BULLET SPEED-1/5-{250.0000000, 398.0000000}
17	BULLET SPEED-2/5-{398.0000000, 546.0000000}
18	BULLET SPEED-3/5-{546.0000000, 694.0000000}
19	BULLET SPEED-4/5-{694.0000000, 842.0000000}
20	BULLET SPEED-5/5-{842.0000000, 990.0000000}
21	RATE OF FIRE-1/5-{0.0100000, 0.3880000}
22	RATE OF FIRE-2/5-{0.3880000, 0.7660000}
23	RATE OF FIRE-3/5-{0.7660000, 1.1440000}
24	RATE OF FIRE-4/5-{1.1440000, 1.5220000}
25	RATE OF FIRE-5/5-{1.5220000, 1.9000000}
26	SHOTS TO KILL (CHEST)-1/5-{1.0000000, 2.4000000}
27	SHOTS TO KILL (CHEST)-2/5-{2.4000000, 3.8000000}
28	SHOTS TO KILL (CHEST)-3/5-{3.8000000, 5.2000000}
29	SHOTS TO KILL (CHEST)-4/5-{5.2000000, 6.6000000}
30	SHOTS TO KILL (CHEST)-5/5-{6.6000000, 8.0000000}
31	SHOTS TO KILL (HEAD)-1/5-{1.0000000, 1.6000000}
32	SHOTS TO KILL (HEAD)-2/5-{1.6000000, 2.2000000}
33	SHOTS TO KILL (HEAD)-3/5-{2.2000000, 2.8000000}
34	SHOTS TO KILL (HEAD)-4/5-{2.8000000, 3.4000000}
35	SHOTS TO KILL (HEAD)-5/5-{3.4000000, 4.0000000}
36	DAMAGE PER SECOND-1/5-{39.0000000, 247.2000000}
37	DAMAGE PER SECOND-2/5-{247.2000000, 455.4000000}
38	DAMAGE PER SECOND-3/5-{455.4000000, 663.6000000}
39	DAMAGE PER SECOND-4/5-{663.6000000, 871.8000000}
40	DAMAGE PER SECOND-5/5-{871.8000000, 1080.0000000}
41	BDMG 0-1/5-{22.4000000, 74.4400000}
42	BDMG 0-2/5-{74.4400000, 126.4800000}
43	BDMG 0-3/5-{126.4800000, 178.5200000}
44	BDMG 0-4/5-{178.5200000, 230.5600000}
45	BDMG 0-5/5-{230.5600000, 282.6000000}
46	BDMG 1-1/5-{15.7000000, 52.1600000}
47	BDMG 1-2/5-{52.1600000, 88.6200000}
48	BDMG 1-3/5-{88.6200000, 125.0800000}
49	BDMG 1-4/5-{125.0800000, 161.5400000}
50	BDMG 1-5/5-{161.5400000, 198.0000000}
51	BDMG 2-1/5-{13.4000000, 44.5600000}
52	BDMG 2-2/5-{44.5600000, 75.7200000}
53	BDMG 2-3/5-{75.7200000, 106.8800000}
54	BDMG 2-4/5-{106.8800000, 138.0400000}
55	BDMG 2-5/5-{138.0400000, 169.2000000}
56	BDMG 3-1/5-{10.1000000, 33.4600000}
57	BDMG 3-2/5-{33.4600000, 56.8200000}
58	BDMG 3-3/5-{56.8200000, 80.1800000}
59	BDMG 3-4/5-{80.1800000, 103.5400000}
60	BDMG 3-5/5-{103.5400000, 126.9000000}
61	HDMG 0-1/5-{44.9000000, 98.3800000}
62	HDMG 0-2/5-{98.3800000, 151.8600000}
63	HDMG 0-3/5-{151.8600000, 205.3400000}
64	HDMG 0-4/5-{205.3400000, 258.8200000}
65	HDMG 0-5/5-{258.8200000, 312.3000000}
66	HDMG 1-1/5-{31.4000000, 68.8600000}
67	HDMG 1-2/5-{68.8600000, 106.3200000}
68	HDMG 1-3/5-{106.3200000, 143.7800000}
69	HDMG 1-4/5-{143.7800000, 181.2400000}
70	HDMG 1-5/5-{181.2400000, 218.7000000}
71	HDMG 2-1/5-{26.9000000, 58.9600000}
72	HDMG 2-2/5-{58.9600000, 91.0200000}
73	HDMG 2-3/5-{91.0200000, 123.0800000}
74	HDMG 2-4/5-{123.0800000, 155.1400000}
75	HDMG 2-5/5-{155.1400000, 187.2000000}
76	HDMG 3-1/5-{20.2000000, 44.2400000}
77	HDMG 3-2/5-{44.2400000, 68.2800000}
78	HDMG 3-3/5-{68.2800000, 92.3200000}

79	HDMG_3-4/5-{92.3200000, 116.3600000}
80	HDMG_3-5/5-{116.3600000, 140.4000000}

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Attributes.dbf

12. Таблица 6 – Обучающая выборка (не полностью)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10
Groza	6	38	1	7	13	19	21	28	32
AKM	1	38	1	7	13	19	21	28	32
M762	12	38	1	7	13	19	21	28	32
MK47 Mutant	15	38	1	7	13	19	21	28	32
AUG A3	2	38	1	7	14	20	21	28	32
SCAR-L	29	38	1	7	14	20	21	28	32
M416	11	38	1	7	14	20	21	28	32
M16A4	8	38	1	7	14	20	21	28	32
G36C	5	38	1	7	14	20	21	28	32
OBZ	17	38	1	7	14	20	21	28	32
M249	10	40	1	10	13	20	21	28	32
DP-28	4	40	1	8	14	19	21	28	32
Vector	35	44	1	6	11	16	21	28	34
Uzi	34	44	1	7	11	16	21	30	35
PP-Bizon	21	44	1	8	12	16	21	28	34
MP5K	16	44	1	7	11	16	21	28	34
Thompson	32	44	1	7	11	16	21	28	34
UMP45	33	44	1	7	12	16	21	28	34
S686	27	42	5	6	11	16	21	26	31
S1897	26	42	5	6	11	16	22	26	31
S12K	25	42	5	6	11	16	21	26	31
MK14	14	39	1	6	15	20	21	27	32
SLR	31	39	1	6	15	19	21	27	32
SKS	30	39	1	6	15	19	21	27	32
QBU	22	39	1	6	15	19	21	27	32
Mini14	13	39	1	6	14	20	21	27	32
VSS	36	39	1	6	13	16	21	27	32
AWM	3	43	3	6	15	20	25	26	31
M24	9	43	2	6	15	19	25	26	31
Kar98	7	43	2	6	15	19	25	26	31
Win94	37	43	2	6	14	19	22	26	32
Sawed-Off	28	41	4	6	11		21	26	31
R1895	23	41	1	6	11	16	22	28	32
R45	24	41	1	6	11		21	28	32
P1911	19	41	1	6	11	16	21	28	34
P92	20	41	1	6	11	16	21	28	34
P18C	18	41	1	6	11	16	21	30	35

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\EventsKO.dbf

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». 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 СК-модели, подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко. Отметим лишь, 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) (рисунки 3).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике и обеспечивает [2, 3] сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных (см. Help режима 2.3.2.2) рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 9).

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 10).

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

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

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

На практике часто встречается существенная **несбалансированность данных**, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 9) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к

условным и безусловным относительным частотам (частотам) (таблица 10) является весьма обоснованным и логичным.

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				$P_{\Sigma j}$			

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 9), а матрицы условных и безусловных процентных

распределений (таблица 10) и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 12), в частности матрица информативностей.

Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [6].

В системе «Эйдос» этот подход применяется *всегда* при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 9 и 10 с использованием *частных критериев, знаний* приведенных таблице 11, рассчитываются матрицы семи системно-когнитивных моделей (таблица 12).

В таблице 11 приведены формулы:

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

И это сравнение в таблицах 9 и 10 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

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

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).

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)	$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.		
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
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.

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

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

Таблица 10 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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 [6].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 12 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 11), 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.

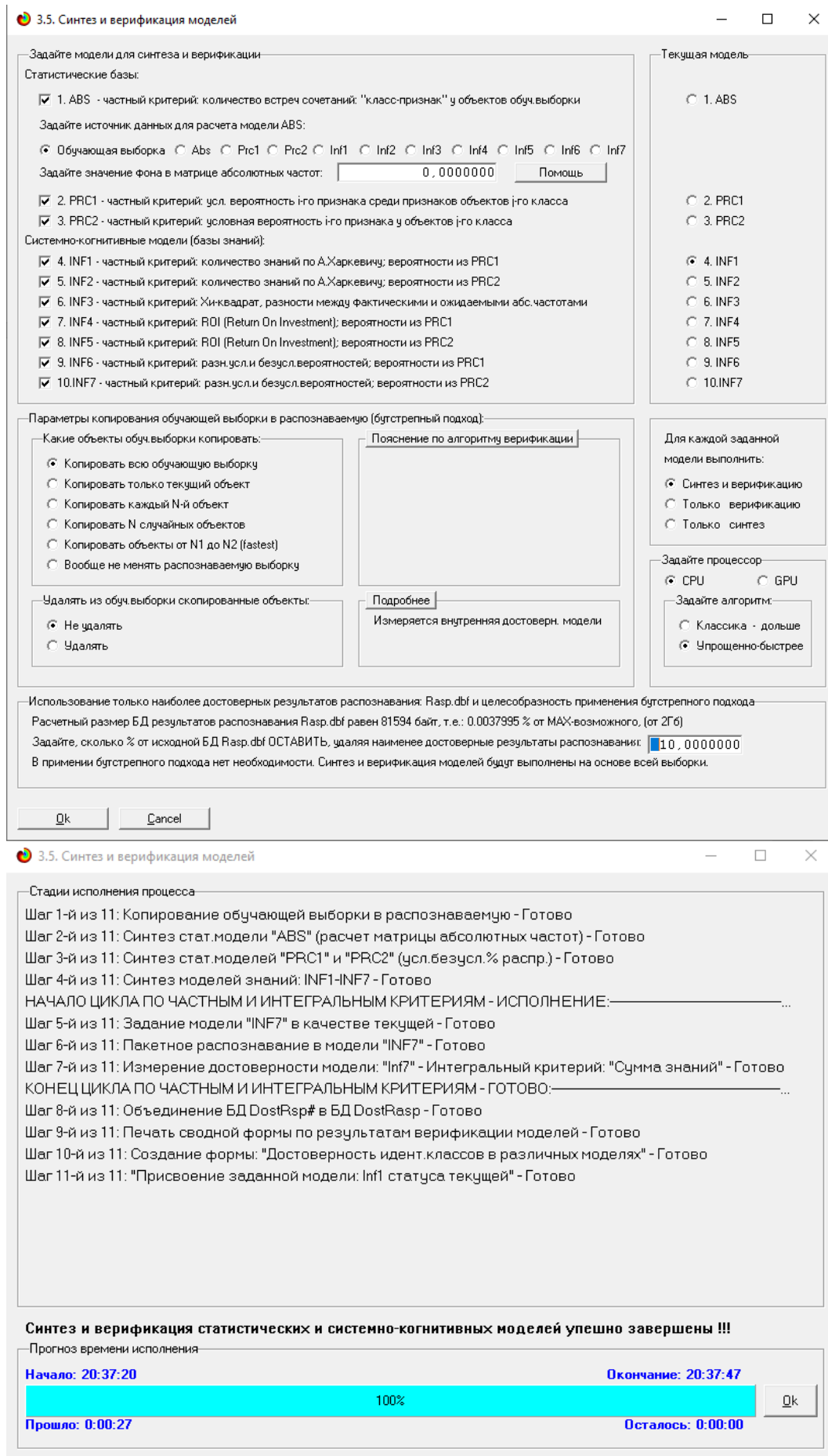
Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 12).

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

Таблица 11 – 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	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (рисунок 9):



13. Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 10-13:

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1 WEAPON NAME AKM	2 WEAPON NAME AUG A3	3 WEAPON NAME AVM	4 WEAPON NAME DP 28	5 WEAPON NAME G36C	6 WEAPON NAME GROZA	7 WEAPON NAME KAR98	8 WEAPON NAME M16A4	9 WEAPON NAME M24	10 WEAPON NAME M249	11 WEAPON NAME M416
66.0	HDMG_1_1/5(31.400000, 68.860000)											
67.0	HDMG_1_2/5(68.860000, 106.320000)	1.0	1.0		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
68.0	HDMG_1_3/5(106.320000, 143.780000)							1.0				
69.0	HDMG_1_4/5(143.780000, 181.240000)											
70.0	HDMG_1_5/5(181.240000, 218.700000)			1.0								
71.0	HDMG_2_1/5(26.900000, 59.860000)											
72.0	HDMG_2_2/5(59.860000, 91.820000)	1.0	1.0		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
73.0	HDMG_2_3/5(91.820000, 123.080000)							1.0		1.0		
74.0	HDMG_2_4/5(123.080000, 155.140000)											
75.0	HDMG_2_5/5(155.140000, 187.200000)			1.0								
76.0	HDMG_3_1/5(20.200000, 44.240000)											
77.0	HDMG_3_2/5(44.240000, 68.280000)	1.0	1.0		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
78.0	HDMG_3_3/5(68.280000, 92.320000)							1.0		1.0		
79.0	HDMG_3_4/5(92.320000, 116.360000)											
80.0	HDMG_3_5/5(116.360000, 140.400000)			1.0								
	Сумма числа признаков	16.0	16.0	16.0	16.0	16.0	16.0	16.0	16.0	16.0	16.0	16.0
	Среднее	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
	Среднеквадратичное отклонение	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4
	Сумма числа объектов обучающей	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0

14. Рисунок 8. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот

15. Рисунок 9. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1 WEAPON NAME AKM	2 WEAPON NAME AUG A3	3 WEAPON NAME AVM	4 WEAPON NAME DP 28	5 WEAPON NAME G36C	6 WEAPON NAME GROZA	7 WEAPON NAME KAR98	8 WEAPON NAME M16A4	9 WEAPON NAME M24	10 WEAPON NAME M249	11 WEAPON NAME M416	12 WEAPON NAME M762	13 WEAPON NAME M14
63.0	HDMG_0_3/5(151.860000, 205.340000)						6.250		6.250					
64.0	HDMG_0_4/5(205.340000, 258.820000)													
65.0	HDMG_0_5/5(258.820000, 312.300000)			6.250										
66.0	HDMG_1_1/5(31.400000, 68.860000)													
67.0	HDMG_1_2/5(68.860000, 106.320000)	6.250	6.250		6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250
68.0	HDMG_1_3/5(106.320000, 143.780000)							6.250		6.250				
69.0	HDMG_1_4/5(143.780000, 181.240000)			6.250										
70.0	HDMG_1_5/5(181.240000, 218.700000)													
71.0	HDMG_2_1/5(26.900000, 59.860000)													
72.0	HDMG_2_2/5(59.860000, 91.820000)	6.250	6.250		6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250
73.0	HDMG_2_3/5(91.820000, 123.080000)							6.250		6.250				
74.0	HDMG_2_4/5(123.080000, 155.140000)													
75.0	HDMG_2_5/5(155.140000, 187.200000)			6.250										
76.0	HDMG_3_1/5(20.200000, 44.240000)													
77.0	HDMG_3_2/5(44.240000, 68.280000)	6.250	6.250		6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250	6.250
78.0	HDMG_3_3/5(68.280000, 92.320000)							6.250		6.250				
79.0	HDMG_3_4/5(92.320000, 116.360000)													
80.0	HDMG_3_5/5(116.360000, 140.400000)			6.250										
	Сумма	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000
	Среднее	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250	1.250
	Среднеквадратичное отклонение	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516	2.516
	Сумма числа объектов обучающей	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1 WEAPON NAME AKM	2 WEAPON NAME AUG A3	3 WEAPON NAME AVM	4 WEAPON NAME DP 28	5 WEAPON NAME G36C	6 WEAPON NAME GROZA	7 WEAPON NAME KAR98	8 WEAPON NAME M16A4	9 WEAPON NAME M24	10 WEAPON NAME M249			
62.0	HDMG_0_2/5(98.380000, 151.860000)	0.509	0.509			0.509	0.509	0.509		1.713	0.509	0.509	0.509	0.509
63.0	HDMG_0_3/5(151.860000, 205.340000)											1.713		
64.0	HDMG_0_4/5(205.340000, 258.820000)												1.713	
65.0	HDMG_0_5/5(258.820000, 312.300000)			1.935										
66.0	HDMG_1_1/5(31.400000, 68.860000)													
67.0	HDMG_1_2/5(68.860000, 106.320000)	0.509	0.509			0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509
68.0	HDMG_1_3/5(106.320000, 143.780000)								1.713			1.713		
69.0	HDMG_1_4/5(143.780000, 181.240000)												1.713	
70.0	HDMG_1_5/5(181.240000, 218.700000)			2.248										
71.0	HDMG_2_1/5(26.900000, 59.860000)													
72.0	HDMG_2_2/5(59.860000, 91.820000)	0.509	0.509			0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509
73.0	HDMG_2_3/5(91.820000, 123.080000)								1.713			1.713		
74.0	HDMG_2_4/5(123.080000, 155.140000)												1.713	
75.0	HDMG_2_5/5(155.140000, 187.200000)			1.935										
76.0	HDMG_3_1/5(20.200000, 44.240000)													
77.0	HDMG_3_2/5(44.240000, 68.280000)	0.509	0.509			0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509	0.509
78.0	HDMG_3_3/5(68.280000, 92.320000)								1.713			1.713		
79.0	HDMG_3_4/5(92.320000, 116.360000)												1.713	
80.0	HDMG_3_5/5(116.360000, 140.400000)			2.248										
	Сумма	7.389	7.150	28.688		8.579	7.150	7.389	26.251	7.857	26.251	9.500	9.500	9.500
	Среднее	0.092	0.089	0.359		0.107	0.092	0.092	0.328	0.098	0.328	0.111	0.111	0.111
	Среднеквадратичное отклонение	0.238	0.222	0.770		0.317	0.222	0.238	0.698	0.250	0.698	0.370	0.370	0.370
	Сумма числа объектов обучающей	1.000	1.000	1.000		1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000

17. Рисунок 11. 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 Ризбергера, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [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 F-мерой Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель INF4 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: $F=0.867$ (1-й рисунок 14).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: $L1=0.961$ (2-й рисунок 14). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Помощь модели	F-мера Ван Ризбергера	Средняя модальность истинно-положительных решений (STR)	Средняя модальность истинно-отрицательных решений (STN)	Средняя модальность ложно-положительных решений	Средняя модальность ложно-отрицательных решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс частот с обр...	74	74	34	121		0.379	1.000	0.550	66.883	5.897	75	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Средня абс частот по призна...	74	74	8	147		0.335	1.000	0.502	24.733		12	
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака в сред.	Корреляция усл.отч частот с о...	74	74	34	121		0.379	1.000	0.550	66.883	5.897	75	
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака в сред.	Средня усл.отч частот по при...	74	74	8	147		0.335	1.000	0.502	66.883		12	
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отч частот с о...	74	74	34	121		0.379	1.000	0.550	66.883	5.897	75	
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Средня усл.отч частот по при...	74	74	8	147		0.335	1.000	0.502	66.190		12	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс: зна...	74	72	65	90	2	0.444	0.973	0.610	51.837	11.541	36	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Средня знаний	74	74	17	138		0.349	1.000	0.517	27.117	0.627	16	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс: зна...	74	72	65	90	2	0.444	0.973	0.610	51.929	11.510	36	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Средня знаний	74	74	17	138		0.349	1.000	0.517	27.044	0.639	16	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактн...	Семантический резонанс: зна...	74	74	78	77		0.490	1.000	0.658	61.519	31.174	43	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактн...	Средня знаний	74	74	78	77		0.490	1.000	0.658	27.388	9.724	34	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс: зна...	74	72	79	76	2	0.486	0.973	0.649	49.412	13.051	23	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Средня знаний	74	74	17	138		0.349	1.000	0.517	11.266	0.043	3	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс: зна...	74	70	72	83	4	0.458	0.946	0.617	49.597	13.013	23	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Средня знаний	74	74	17	138		0.349	1.000	0.517	11.850	0.048	3	
9. INF6 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	74	74	56	99		0.428	1.000	0.599	58.676	9.629	47	
9. INF6 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; вер...	Средня знаний	74	74	17	138		0.349	1.000	0.517	36.225	0.711	33	
10. INF7 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	74	73	48	107	1	0.406	0.986	0.575	59.151	9.753	48	
10. INF7 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; ве...	Средня знаний	74	74	17	138		0.349	1.000	0.517	35.985	0.731	33	

18. Рисунок 12. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 15 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3.

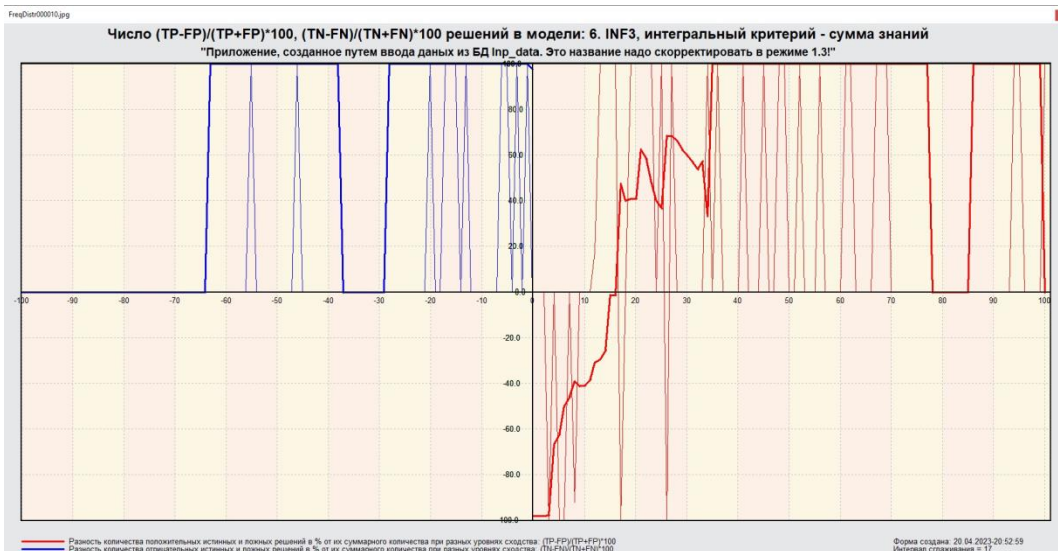
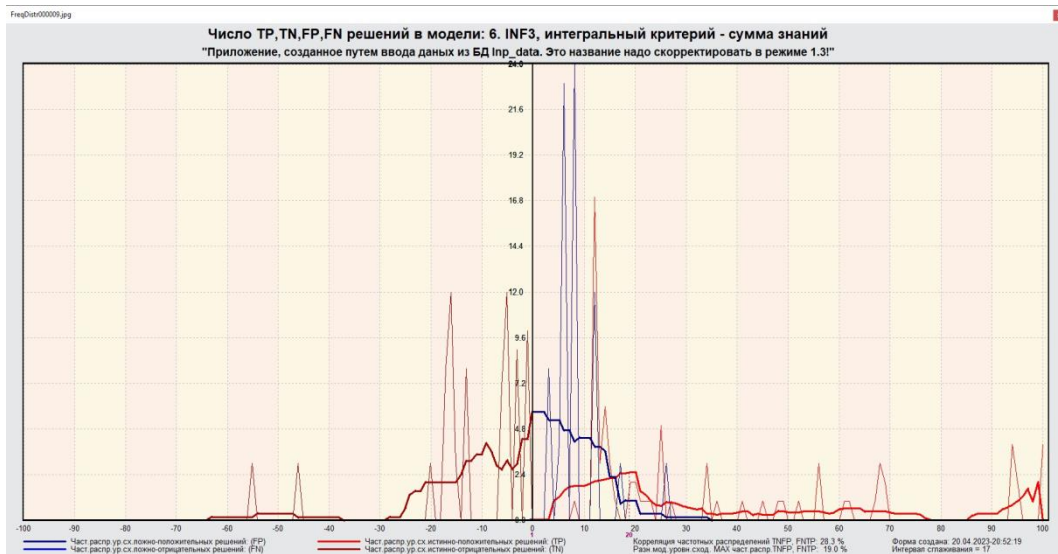
Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3:

– отрицательные ложные решения вообще практически не встречаются не встречаются, за исключением 1-го случая при уровне различия –10%;

– при уровнях сходства меньше 40% преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. При уровнях сходства выше 50% ложных положительных решений вообще нет;

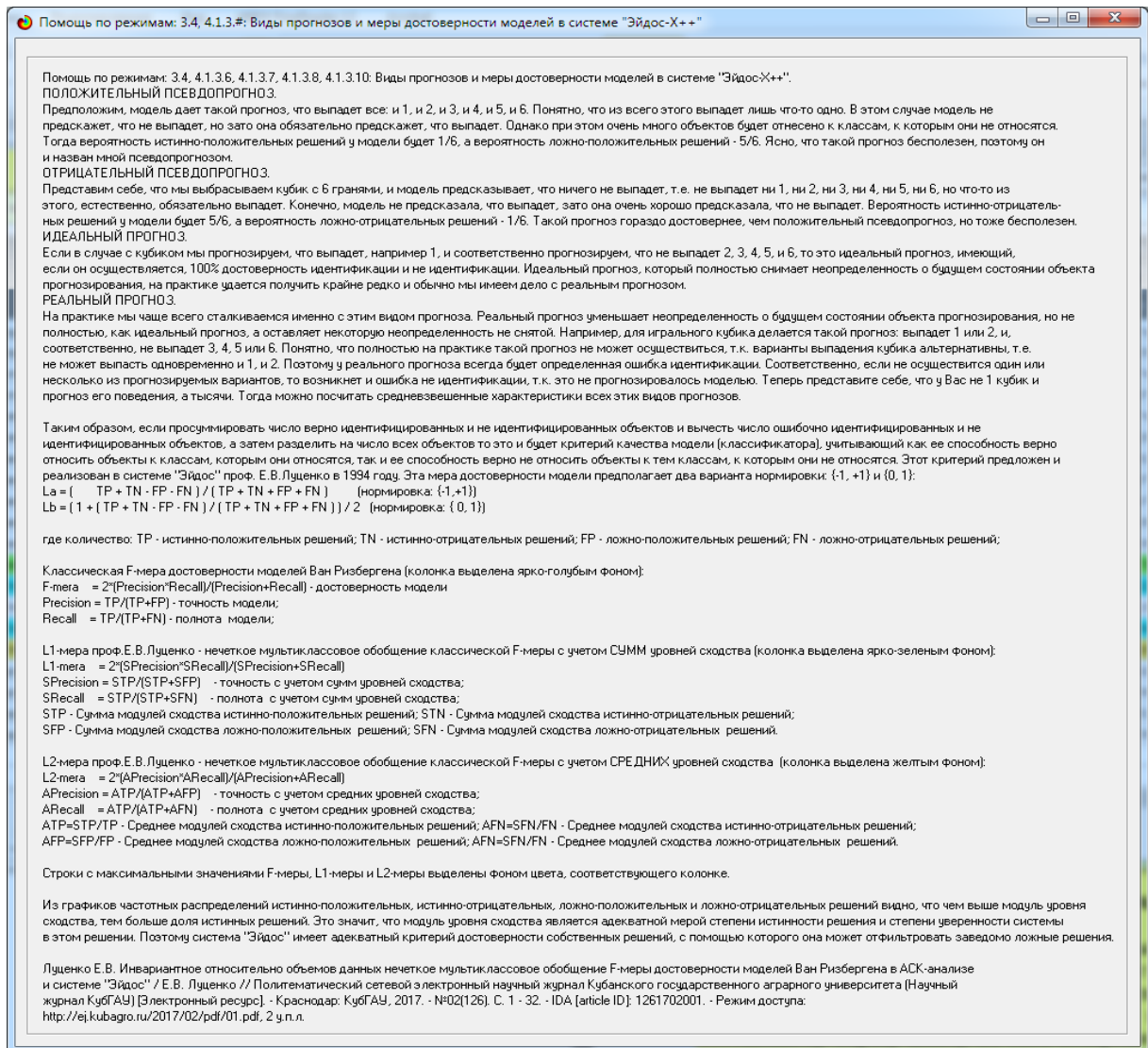
– *чем выше уровень сходства, тем больше доля истинных решений.*

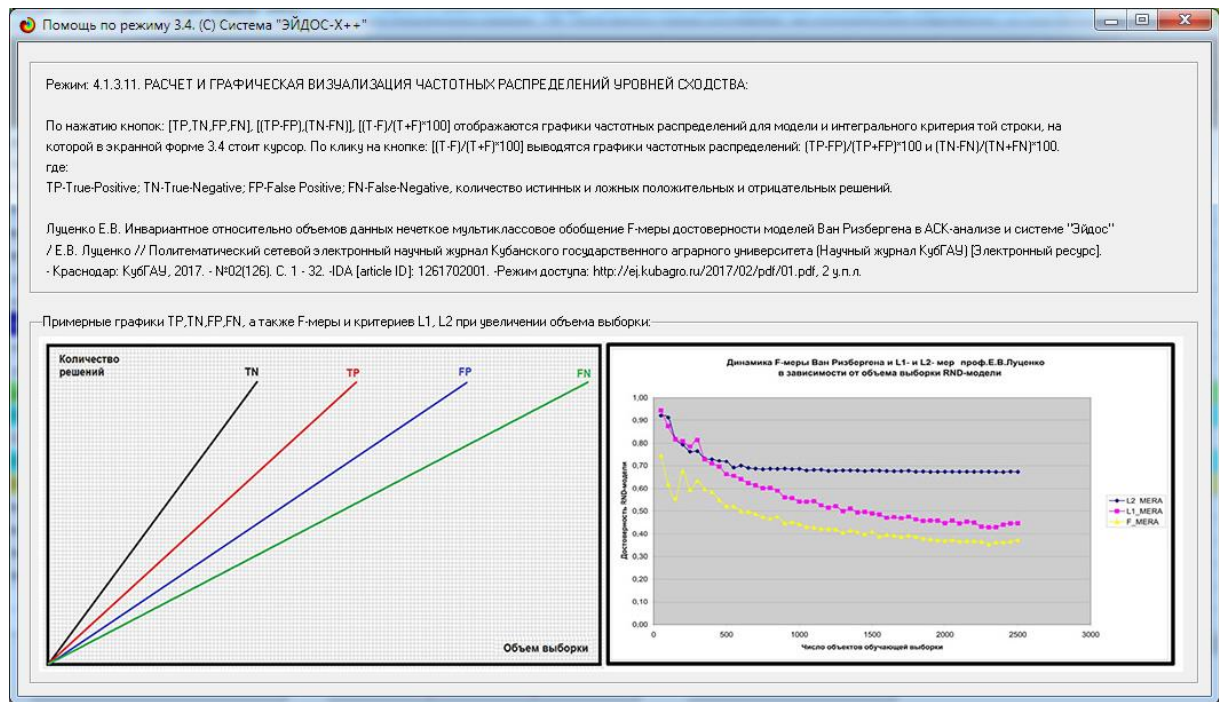
Поэтому уровень сходства является адекватной внутренней мерой системы «Эйдос», так сказать адекватной мерой самооценки или аудита степени достоверности решений и уровня риска ошибочного решения.



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

На рисунках 16 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.





20. Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

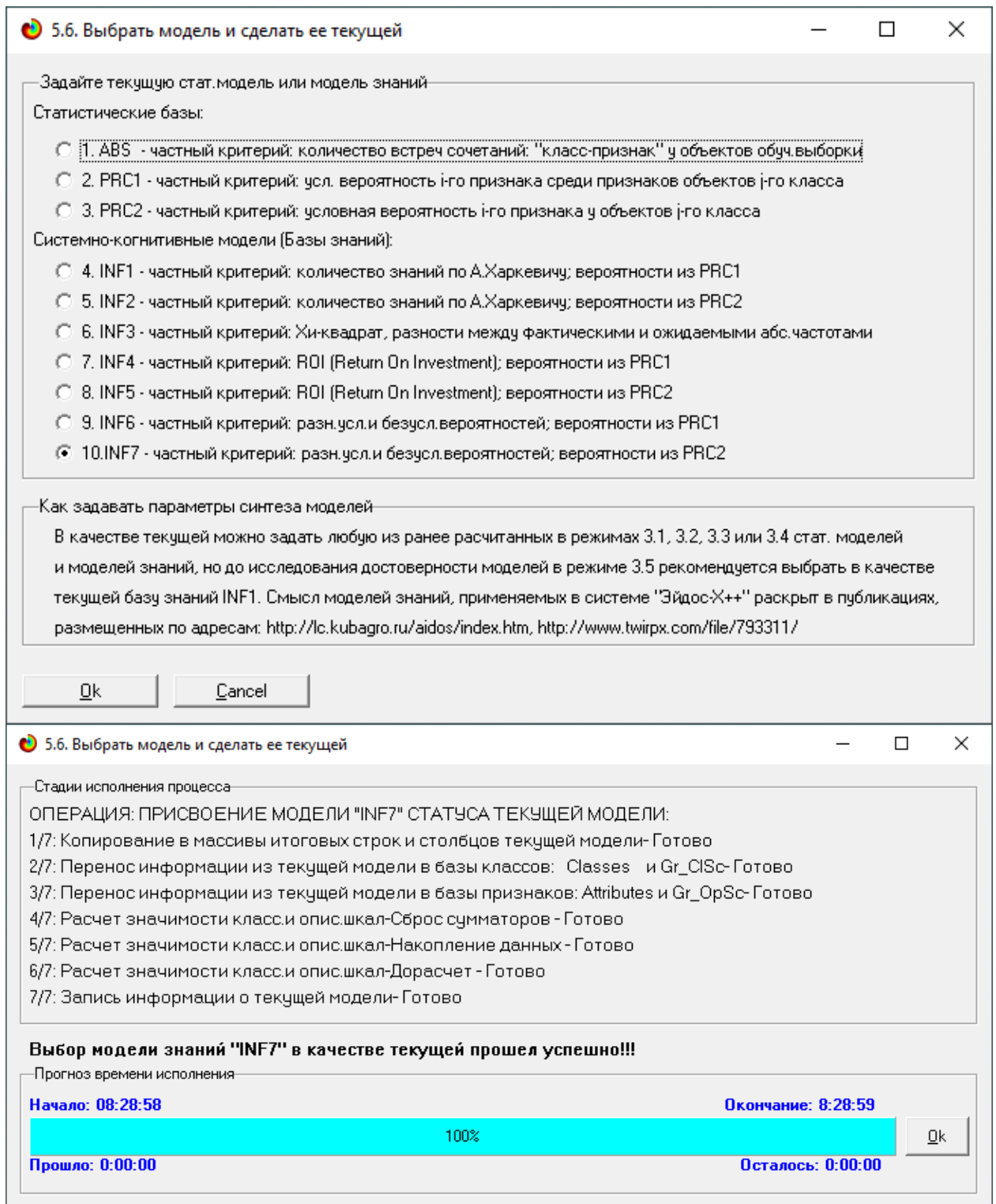
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 17). 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.



21. Рисунок 15. 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 корректны⁹ в неортономмированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

⁹ В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

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

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.

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

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

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

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия

«Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}$. Поэтому по своей

сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем 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 **неортономрированных** 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.

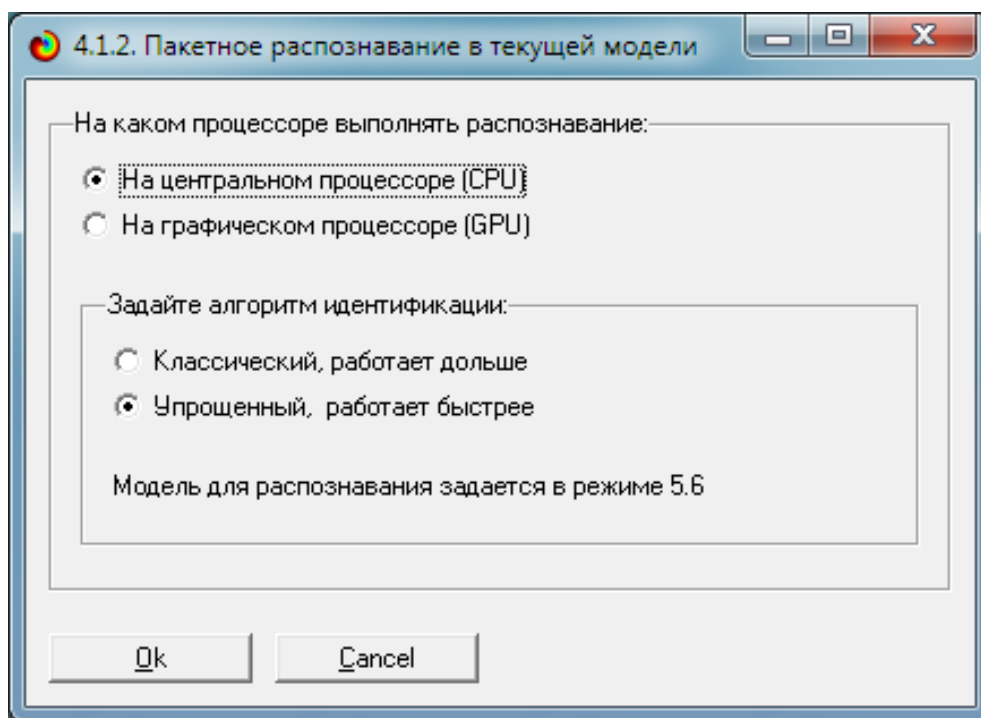
В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии [11, 12].

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

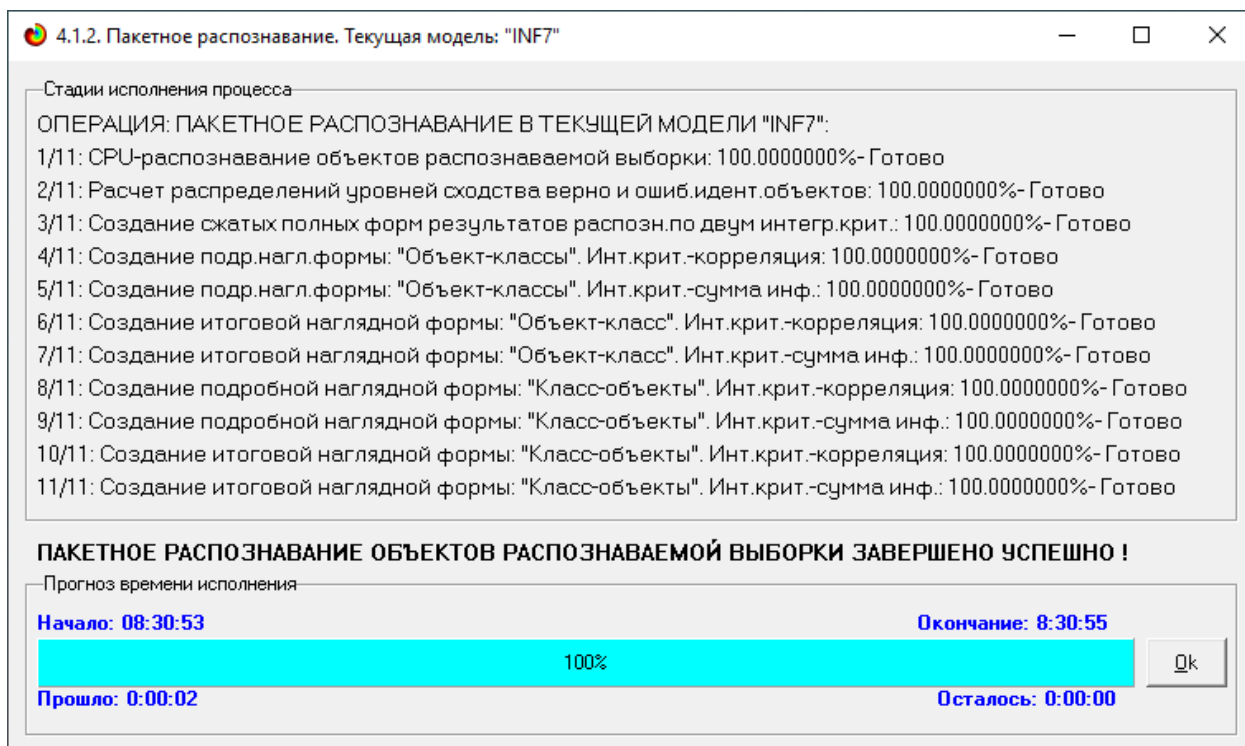
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»

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 других¹⁰.

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 18):

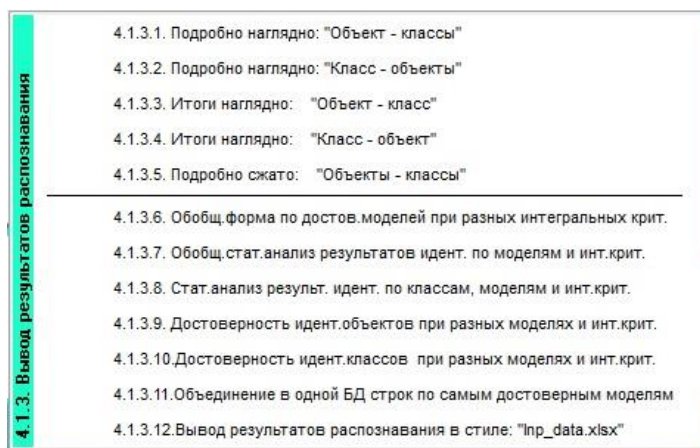


¹⁰ См., например: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm



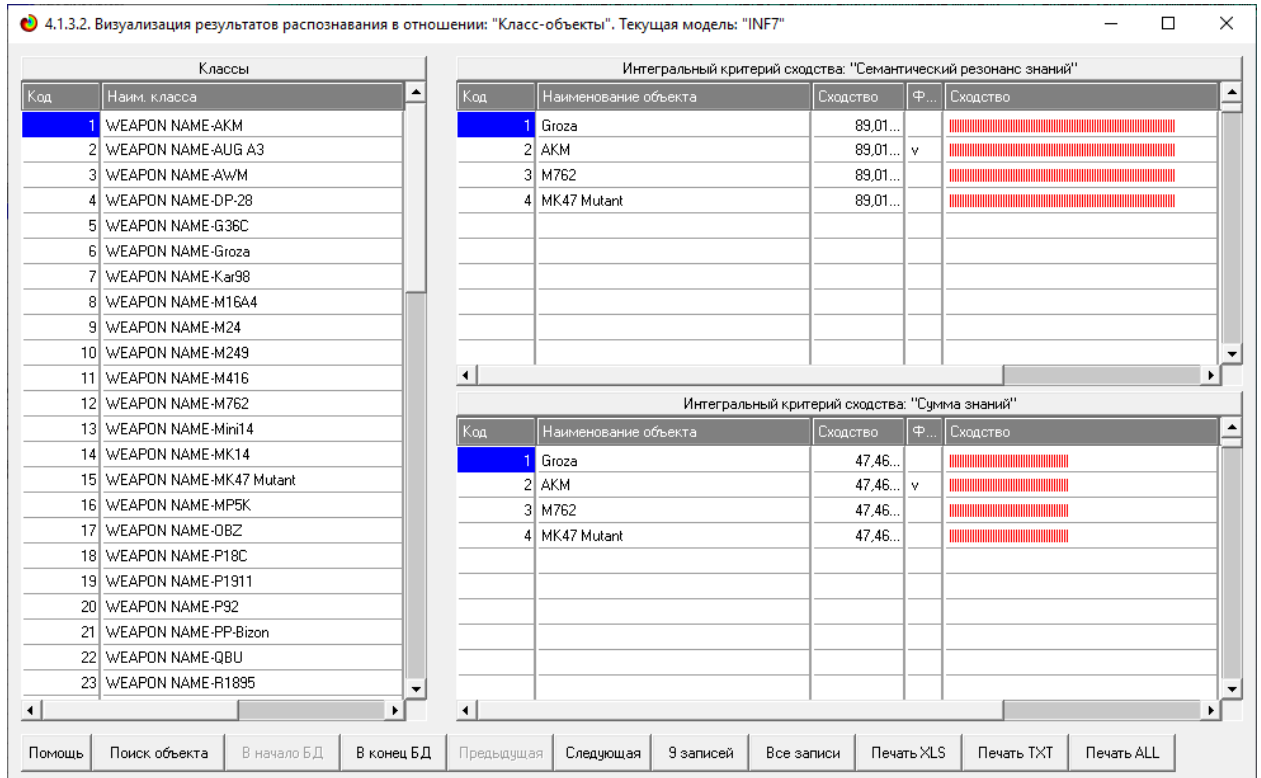
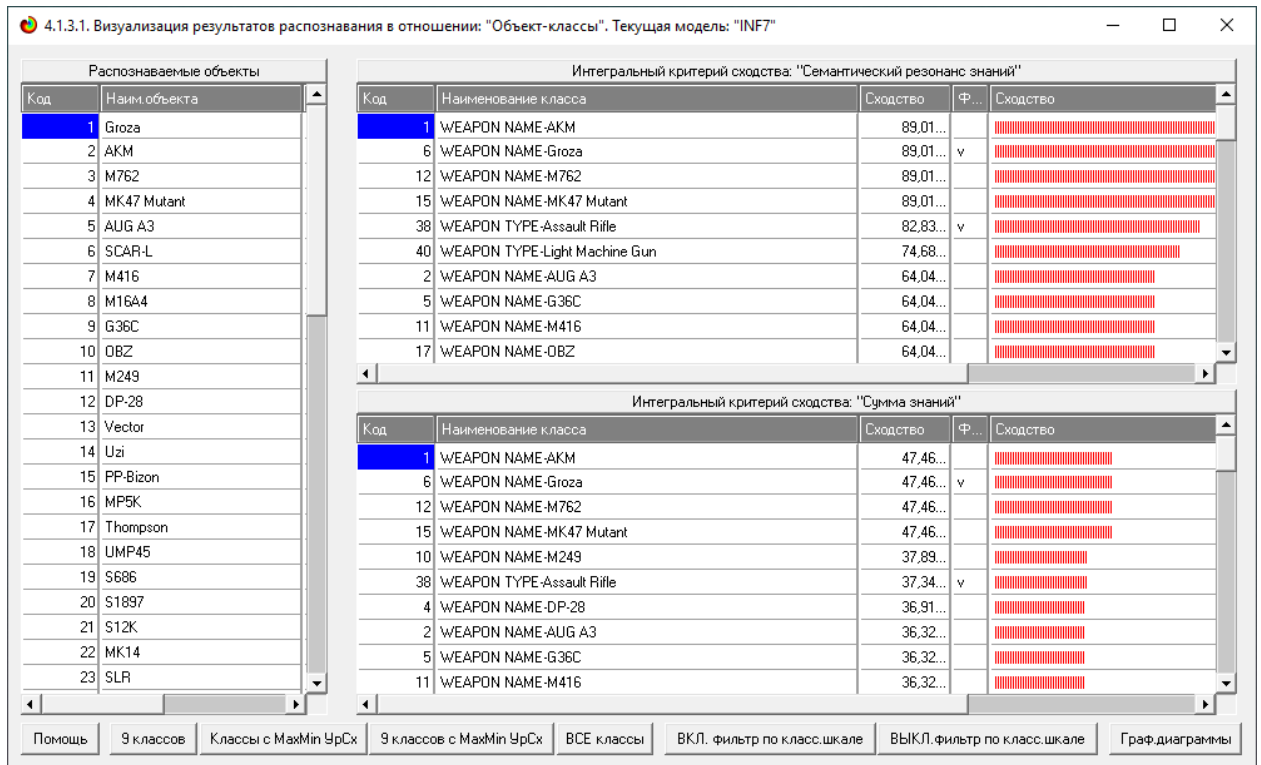
22. Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 12 (рисунок 19):



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

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 20):



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

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

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

Задачи прогнозирования и принятия решений относятся друг к другу как прямая и *обратная* задачи:

– при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;

– при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

Таким образом, задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [15] (рисунки 21).

Выходные формы, приведенные на рисунках 21, 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.

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	WEAPON NAME-AKM	18,7960614	16	2,7027027
2	WEAPON NAME-AUG A3	18,5187818	16	2,7027027
3	WEAPON NAME-AWM	35,2745989	16	2,7027027
4	WEAPON NAME-DP-28	19,9030484	16	2,7027027
5	WEAPON NAME-G36C	18,5187818	16	2,7027027
6	WEAPON NAME-Groza	18,7960614	16	2,7027027

SWOT-анализ класса:1 "WEAPON NAME-AKM" в модели:10 "INF7"

Способствующие факторы и сила их влияния

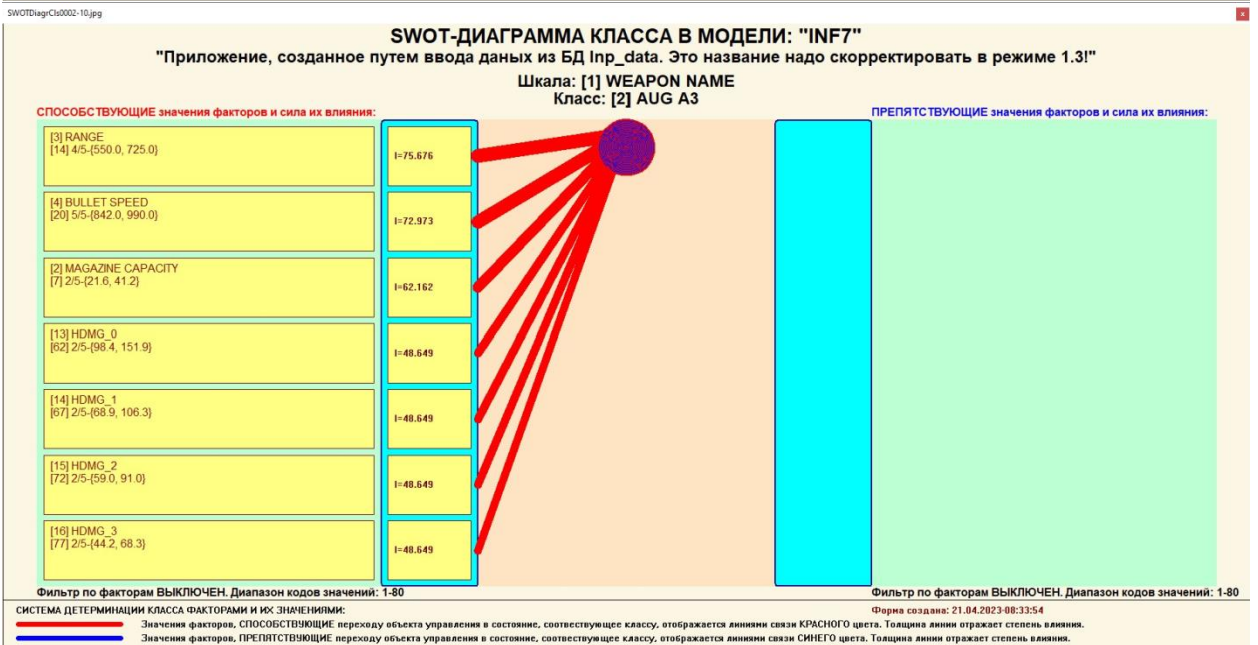
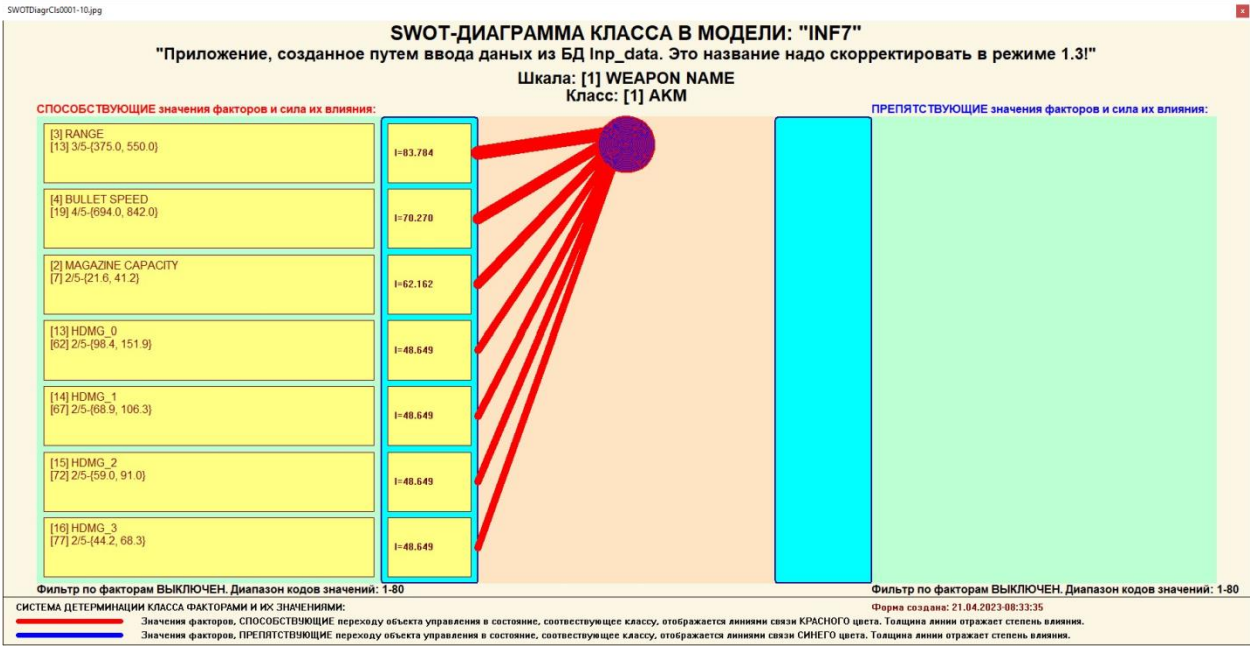
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	RANGE-3/5-{375.0000000, 550.0000000}	83.7...
19	BULLET SPEED-4/5-{694.0000000, 842.0000000}	70.2...
7	MAGAZINE CAPACITY-2/5-{21.6000000, 41.2000000}	62.1...
62	HDMG_0-2/5-{98.3800000, 151.8600000}	48.6...
67	HDMG_1-2/5-{68.8600000, 106.3200000}	48.6...
72	HDMG_2-2/5-{58.9600000, 91.0200000}	48.6...
77	HDMG_3-2/5-{44.2400000, 68.2800000}	48.6...
38	DAMAGE PER SECOND-3/5-{455.4000000, 663.6000000}	45.9...
28	SHOTS TO KILL (CHEST)-3/5-{3.8000000, 5.2000000}	43.2...
32	SHOTS TO KILL (HEAD)-2/5-{1.6000000, 2.2000000}	43.2...
1	DAMAGE-1/5-{23.0000000, 61.6000000}	21.6...
41	BDMG_0-1/5-{22.4000000, 74.4400000}	18.9...
46	BDMG_1-1/5-{15.7000000, 52.1600000}	18.9...
51	BDMG_2-1/5-{13.4000000, 44.5600000}	18.9...

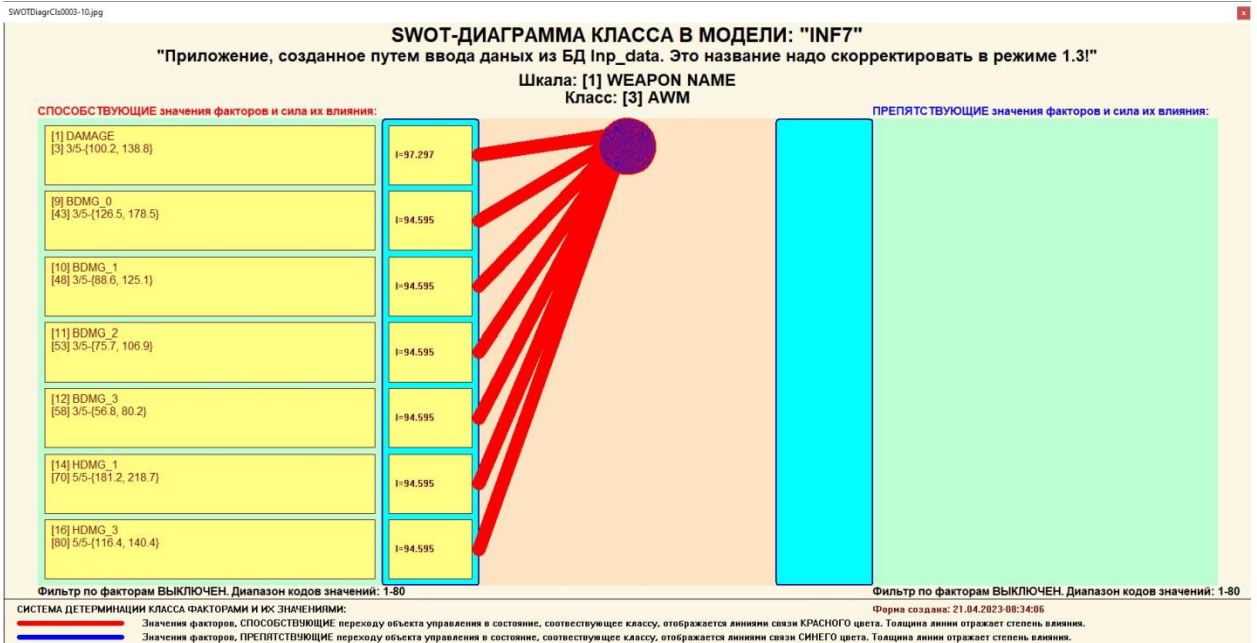
Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
0		

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

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





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

На первом рисунке 21 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»

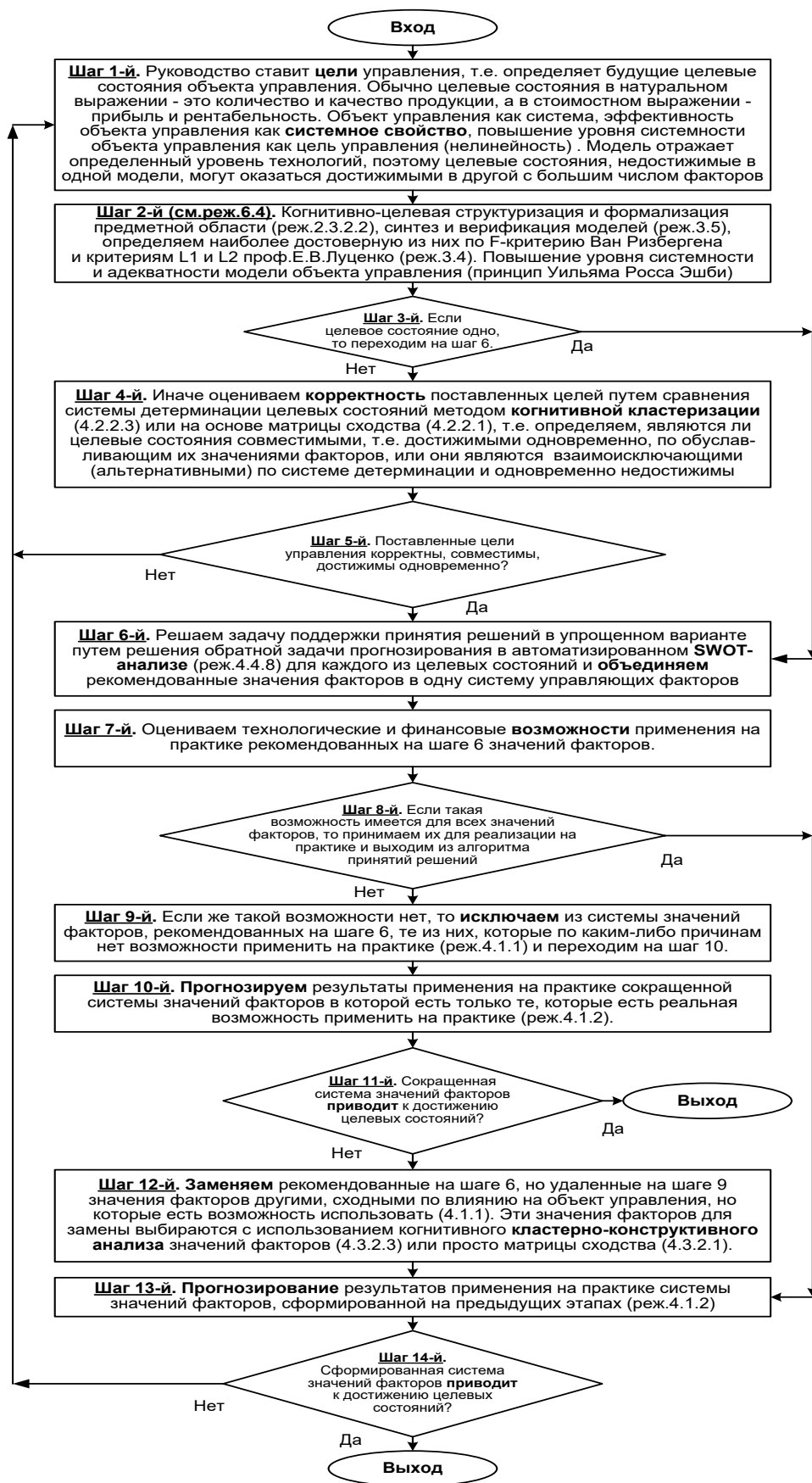
Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы 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 22).

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 [16, 17, 18].



26. Рисунок 20. 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) [5]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [17].

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).

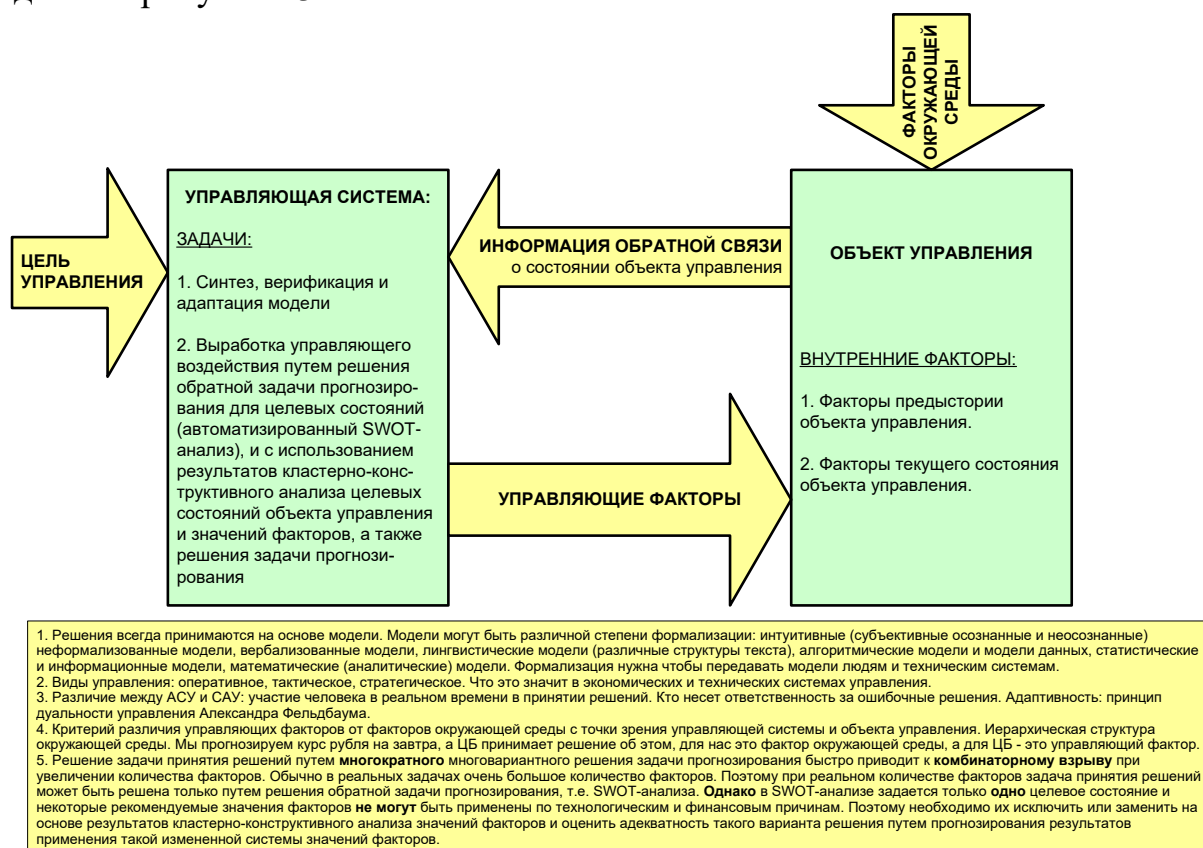
Шаг 11-й. Сокращенная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

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) [19].

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 23:



27.

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

Как мы видим в развитом алгоритме принятия решений широко используются результаты 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.

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 [21, 22].

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 каждого значения фактора, которые представляют собой лингвистические переменные, приведены ниже на рисунке 24:

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

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

Код	Наименование значения фактора
1	DAMAGE-1/5-{23.0000000, 61.6000000}
2	DAMAGE-2/5-{61.6000000, 100.2000000}
3	DAMAGE-3/5-{100.2000000, 138.8000000}
4	DAMAGE-4/5-{138.8000000, 177.4000000}
5	DAMAGE-5/5-{177.4000000, 216.0000000}
6	MAGAZINE CAPACITY-1/5-{2.0000000, 21.6000000}

SWOT-анализ значения фактора:1 "DAMAGE-1/5-{23.0000000, 61.6000000}" в модели:10 "INF7"

СПОСОБСТВУЕТ:

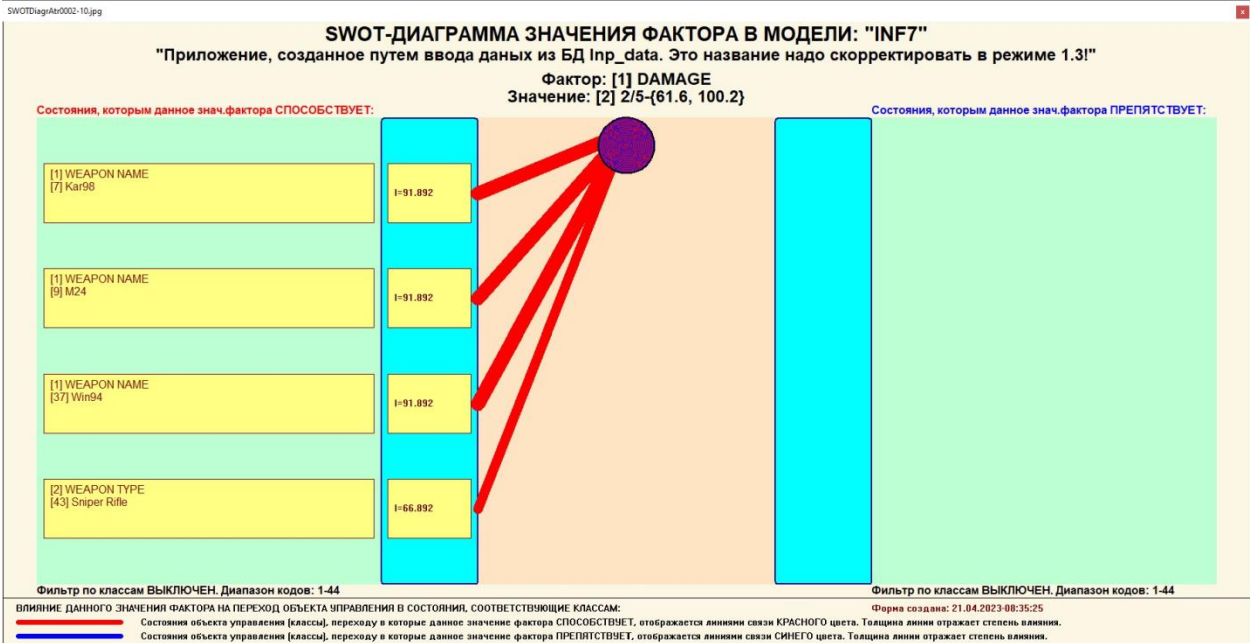
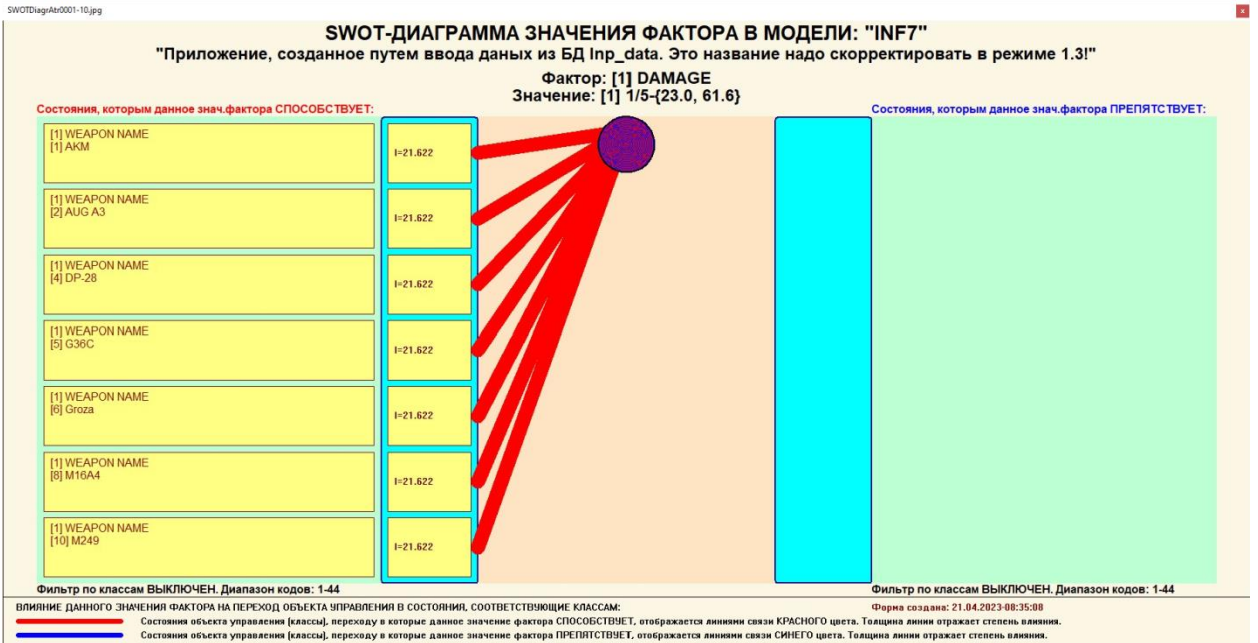
Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
1	WEAPON NAME-AKM	21.6...
2	WEAPON NAME-AUG A3	21.6...
4	WEAPON NAME-DP-28	21.6...
5	WEAPON NAME-G36C	21.6...
6	WEAPON NAME-Groza	21.6...
8	WEAPON NAME-M16A4	21.6...
10	WEAPON NAME-M249	21.6...
11	WEAPON NAME-M416	21.6...
12	WEAPON NAME-M762	21.6...
13	WEAPON NAME-Mini14	21.6...
14	WEAPON NAME-MK14	21.6...
15	WEAPON NAME-MK47 Mutant	21.6...
16	WEAPON NAME-MP5K	21.6...
17	WEAPON NAME-PPZ	21.6...

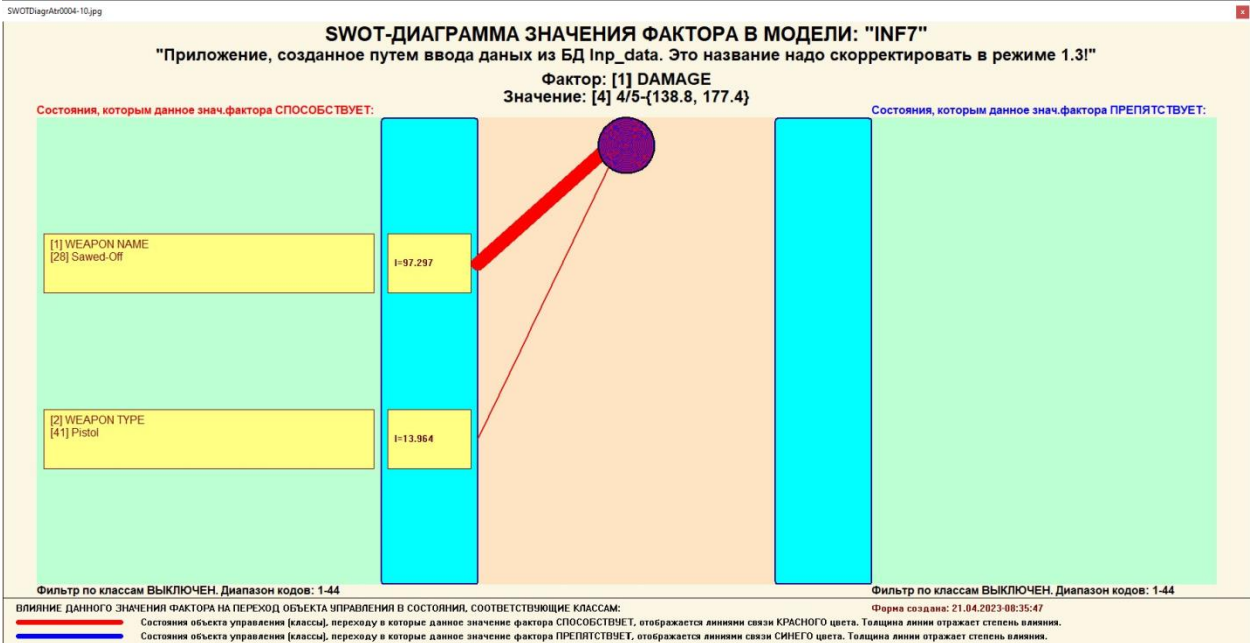
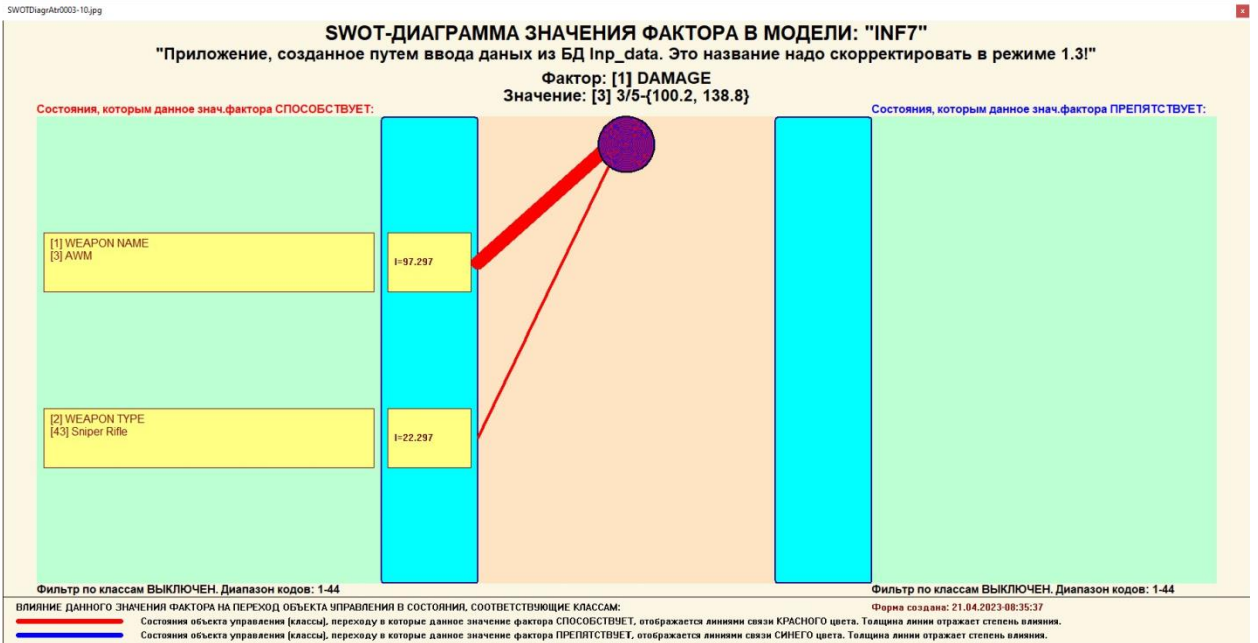
ПРЕПЯТСТВУЕТ:

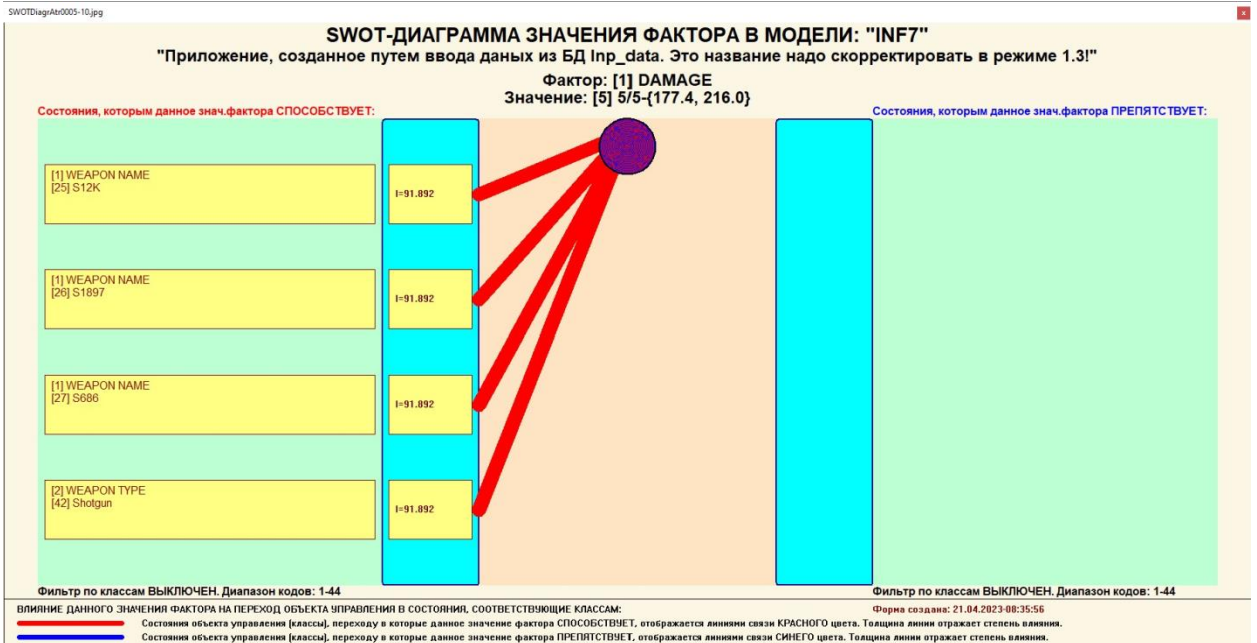
Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
0		

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

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







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

Приведенные на рисунке 24 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.

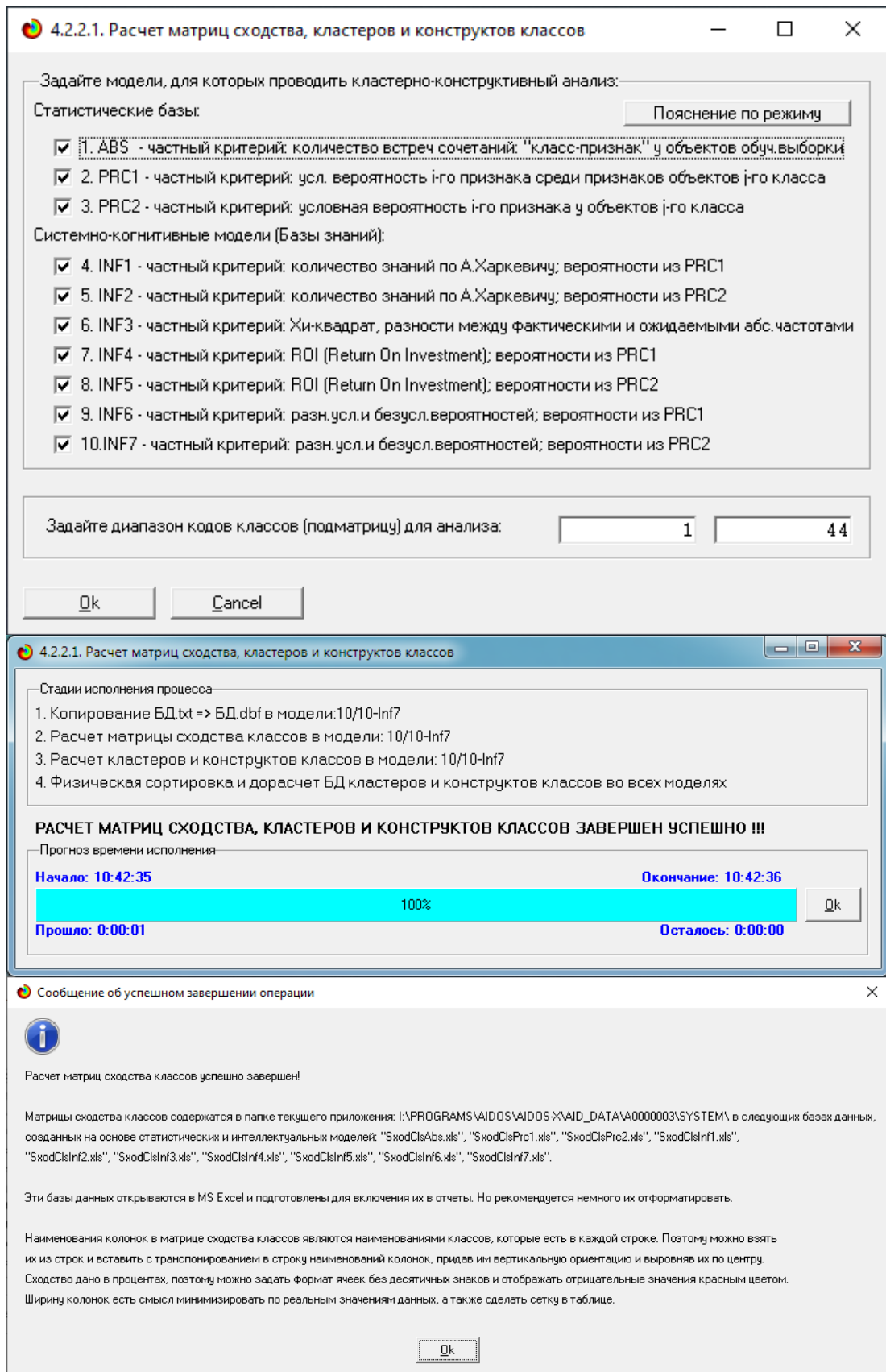
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 25) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

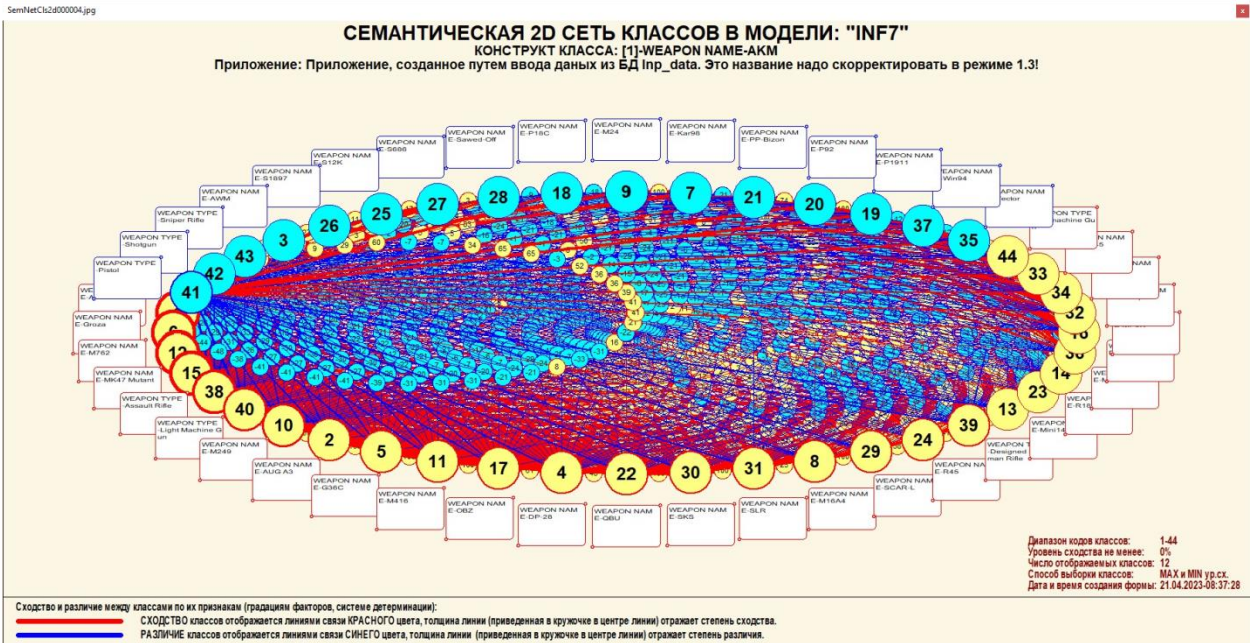
- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 26);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 27);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 28).

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

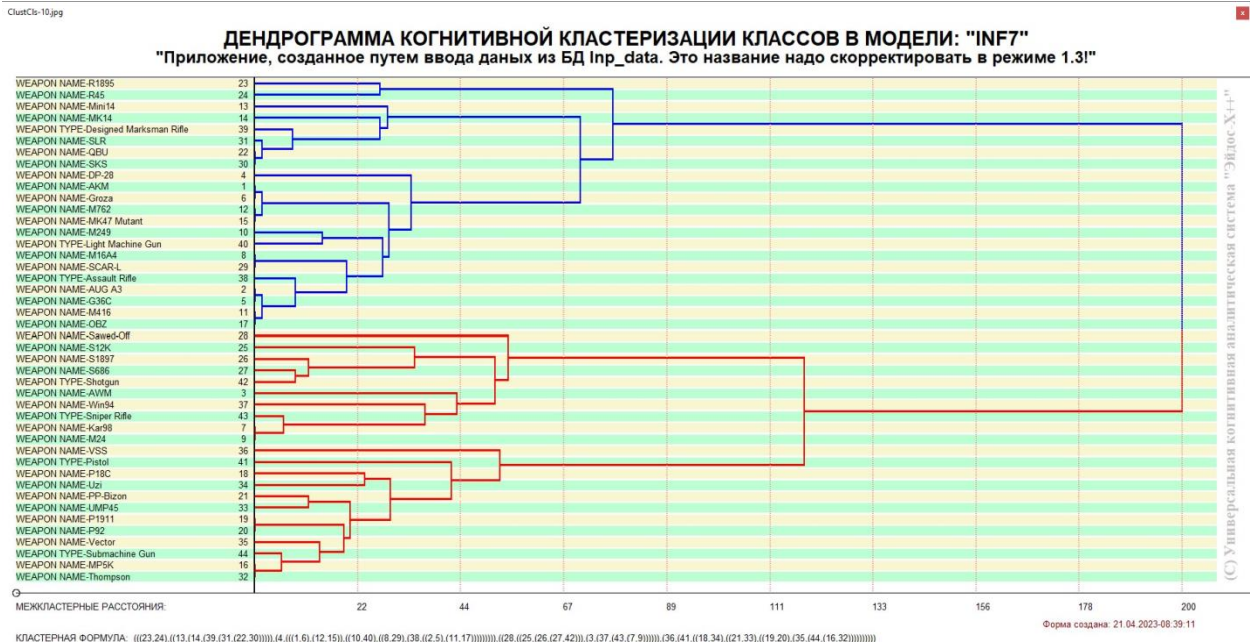
На рисунке 25 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:



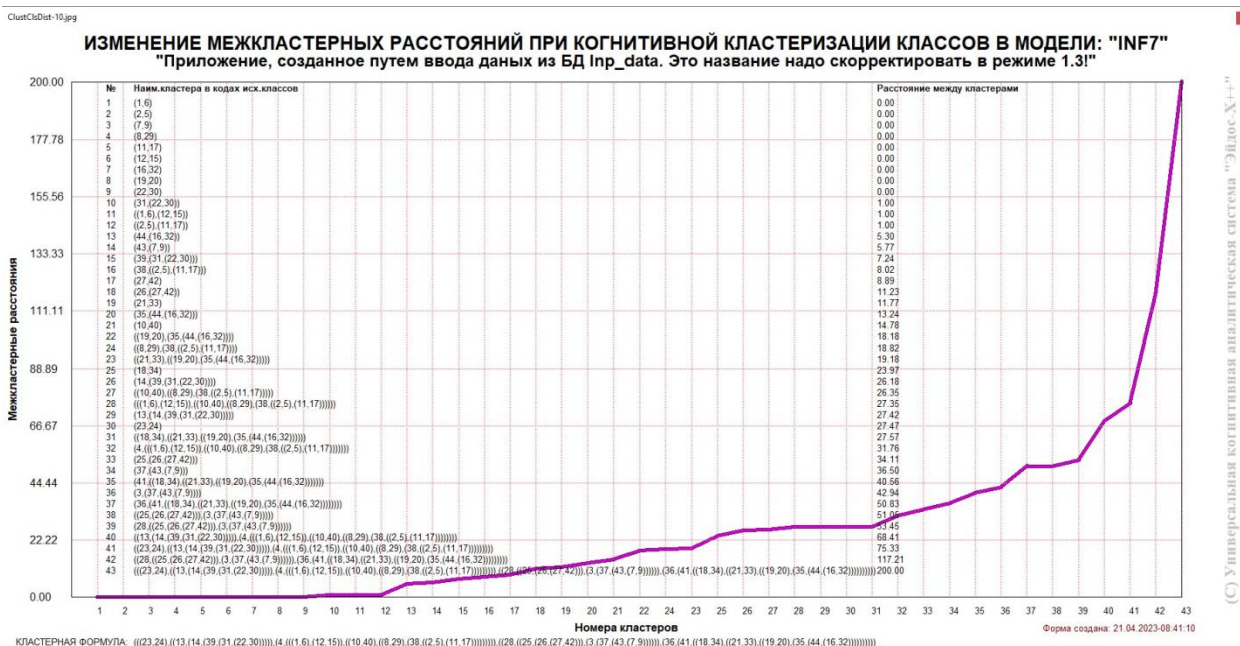
29. Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов



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



31. Рисунок 25. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)



32. Рисунок 26. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

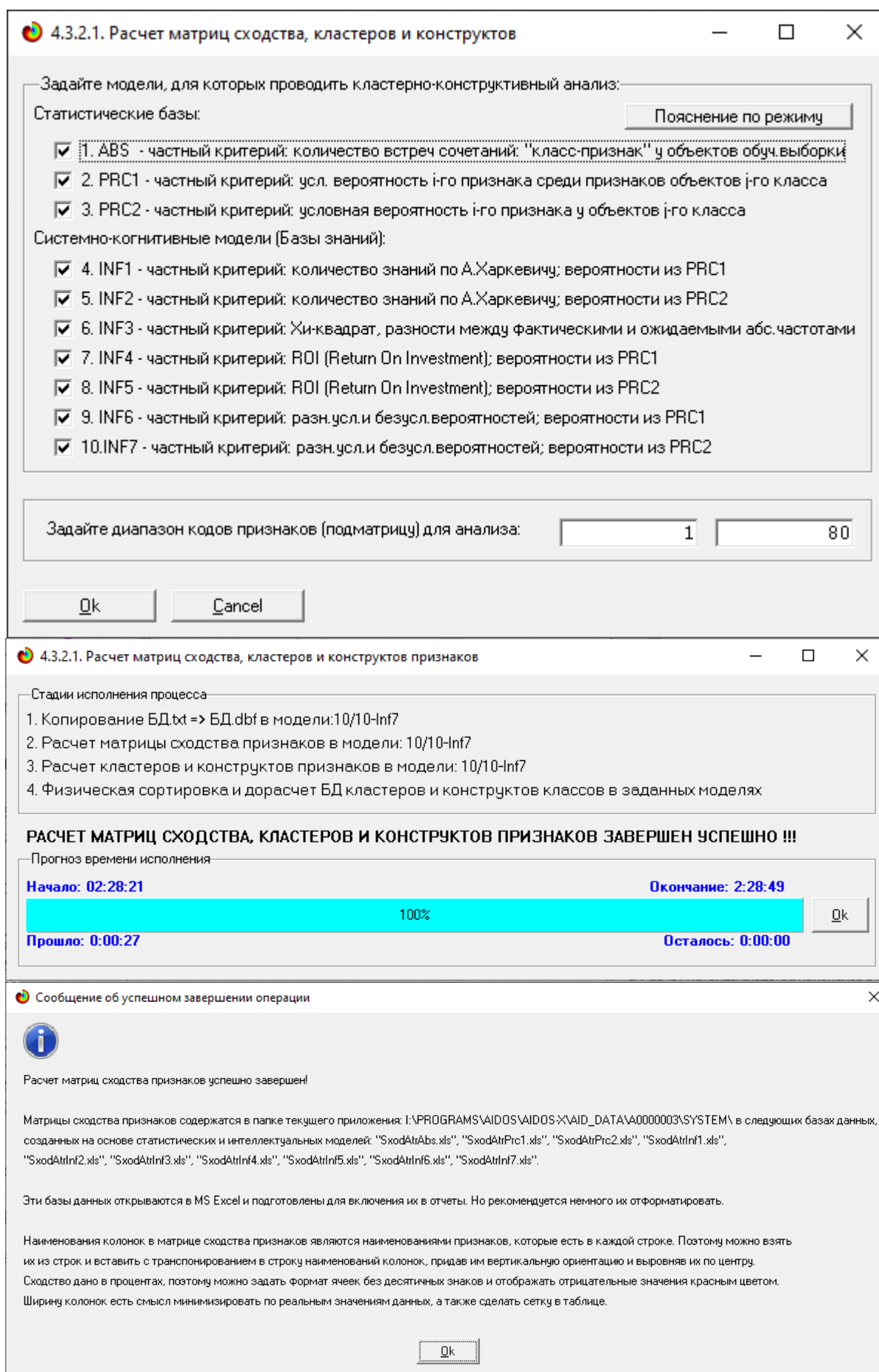
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 29) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

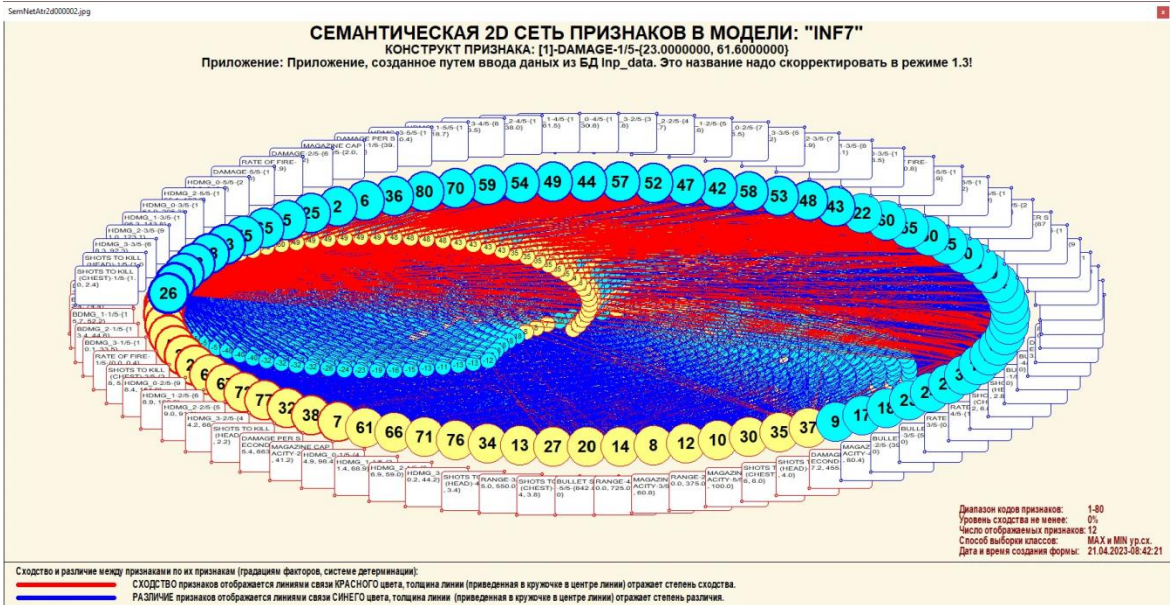
- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 29);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации признаков* (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.3.2.3) рисунок 30);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 31).

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

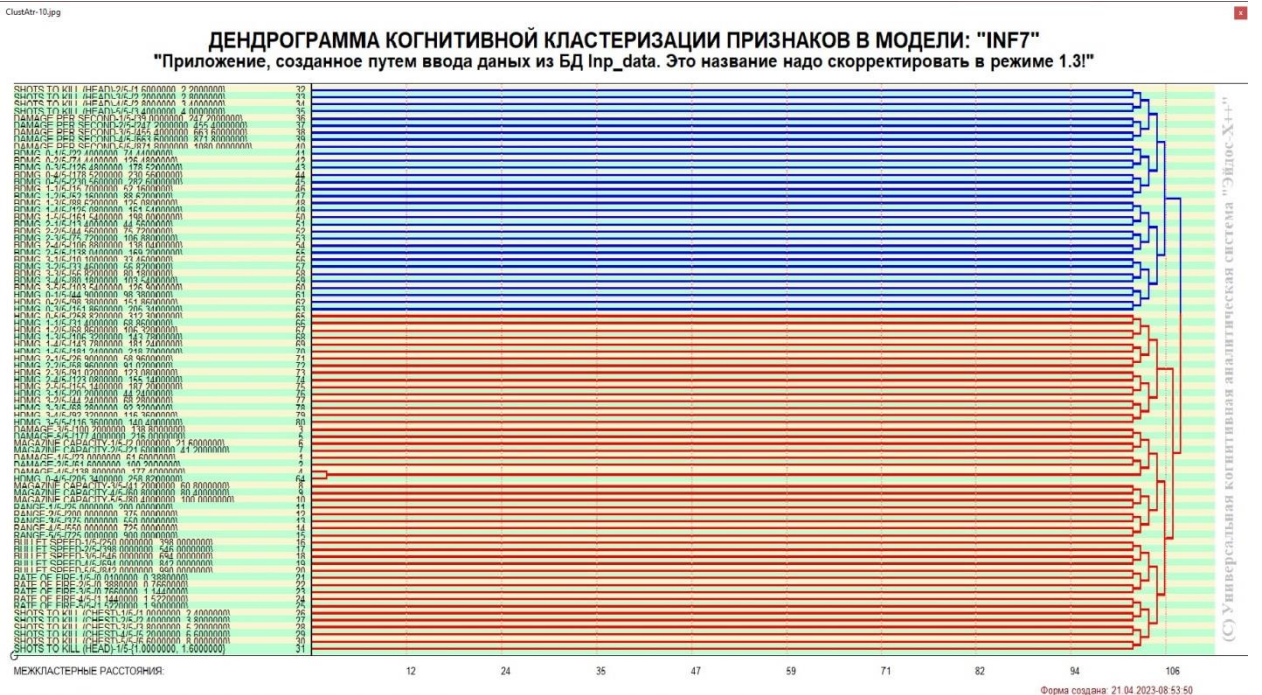
На рисунке 29 представлены экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:



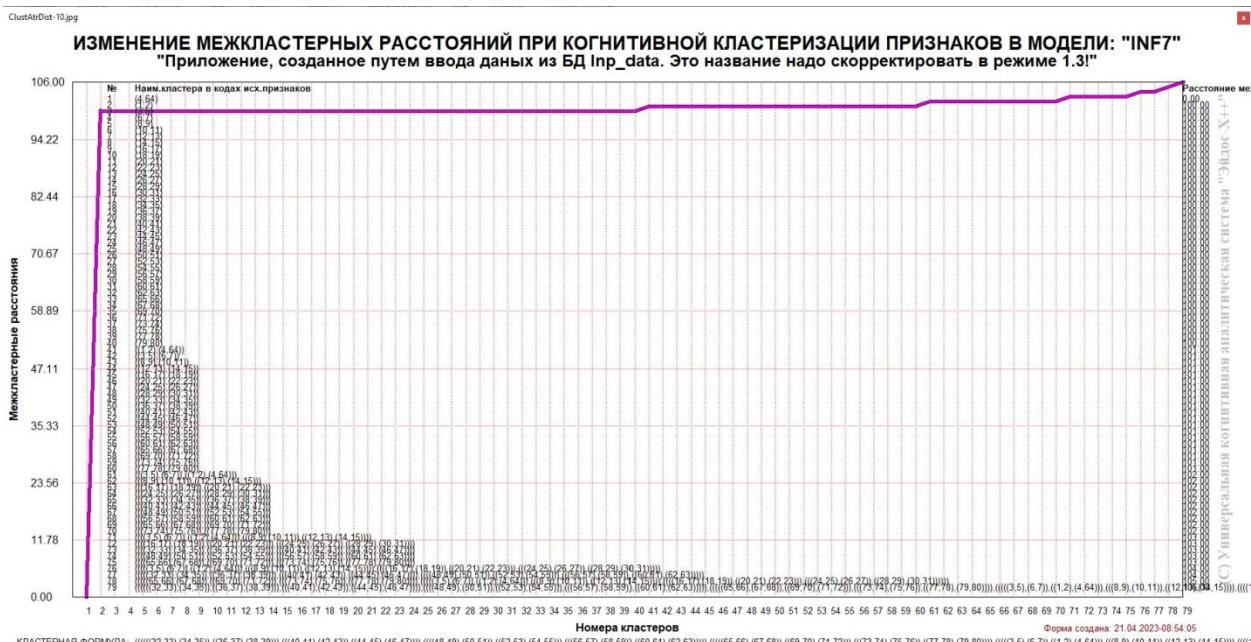
33. Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов



34. Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF1 (режим 4.3.2.2)



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



36. Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [20]:

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

4.4.10.Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	WEAPON NAME-AKM
2	WEAPON NAME-AUG A3
3	WEAPON NAME-AWM
4	WEAPON NAME-DP-28
5	WEAPON NAME-G36C
6	WEAPON NAME-Groza
7	WEAPON NAME-Kar98
8	WEAPON NAME-M16A4
9	WEAPON NAME-M24
10	WEAPON NAME-M40

Подготовка визуализации нейрона:1 "WEAPON NAME-AKM" в модели:10 "INF7"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния **ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	RANGE-3/5-(375.0000000, 550.0000000)	83.7...
19	BULLET SPEED-4/5-(694.0000000, 842.0000000)	70.2...
7	MAGAZINE CAPACITY-2/5-(21.6000000, 41.2000000)	62.1...
62	HDMG_0-2/5-(98.3800000, 151.8600000)	48.6...
67	HDMG_1-2/5-(68.8600000, 106.3200000)	48.6...
72	HDMG_2-2/5-(58.9600000, 91.0200000)	48.6...
77	HDMG_3-2/5-(44.2400000, 68.2800000)	48.6...
38	DAMAGE PER SECOND-3/5-(455.4000000, 663.6000000)	45.9...
28	SHOTS TO KILL (CHEST)-3/5-(3.8000000, 5.2000000)	43.2...
20	SHOTS TO KILL (HEAD)-2/5-(5.0000000, 3.2000000)	43.2...

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
0		

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

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

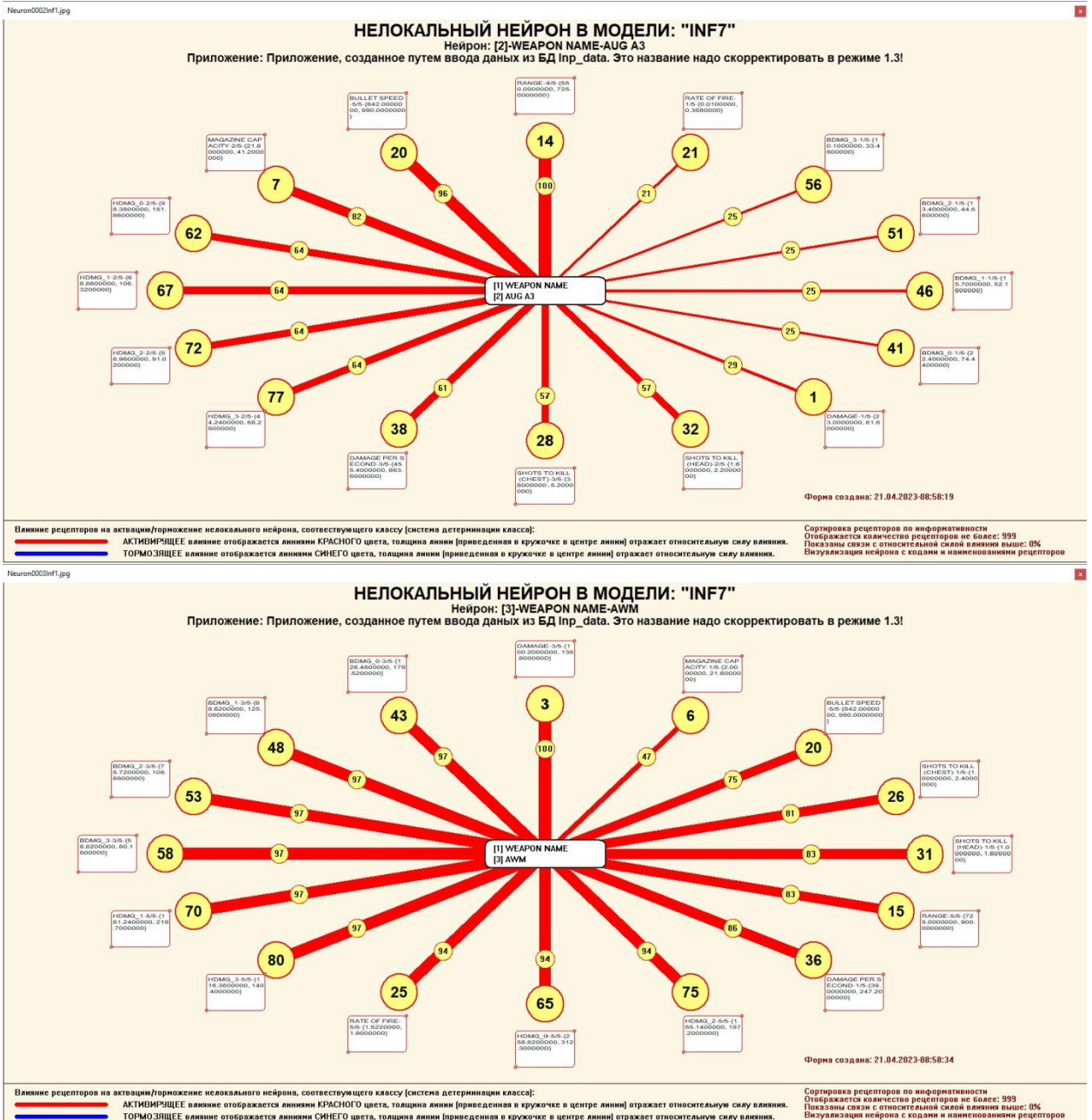
НЕЙРОН Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999
Минимальный вес.коэф.отображаемых рецепторов: 0,000

Сортировать рецепторы:
 по информативности
 по модулю информативности

Отображать рецепторы:
 с наименованиями
 только с кодами

Neuron001Inf1.jpg





37. Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [20].

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

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

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 34). 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

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	WEAPON NAME-AKM	
2	WEAPON NAME-AUG A3	
3	WEAPON NAME-AWM	
4	WEAPON NAME-DP-28	
5	WEAPON NAME-G36C	
6	WEAPON NAME-Groza	
7	WEAPON NAME-Kar98	
8	WEAPON NAME-M16A4	
9	WEAPON NAME-M24	

Помощь | Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 | ClearSet | Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 - 44
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000 | Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 - 80

Подготовка визуализации нейрона: 1 "WEAPON NAME-AKM" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	RANGE-3/5-(375.0000000, 550.0000000)	0.837
19	BULLET SPEED-4/5-(694.0000000, 842.0000000)	0.701
7	MAGAZINE CAPACITY-2/5-(21.6000000, 41.2000000)	0.619
62	HDMG_0-2/5-(98.3800000, 151.8600000)	0.483
67	HDMG_1-2/5-(68.8600000, 106.3200000)	0.483
72	HDMG_2-2/5-(58.9600000, 91.0200000)	0.483
77	HDMG_3-2/5-(44.2400000, 68.2800000)	0.483
38	DAMAGE PER SECOND-3/5-(455.4000000, 663.6000000)	0.456
28	SHOTS TO KILL (CHEST)-3/5-(3.8000000, 5.2000000)	0.429
23	SHOTS TO KILL (HEAD)-3/5-(1.6000000, 2.2000000)	0.429

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
6	MAGAZINE CAPACITY-1/5-(2.0000000, 21.6000000)	-0.544
16	BULLET SPEED-1/5-(250.0000000, 398.0000000)	-0.381
11	RANGE-1/5-(25.0000000, 200.0000000)	-0.354
76	HDMG_3-1/5-(20.2000000, 44.2400000)	-0.272
71	HDMG_2-1/5-(26.9000000, 58.9600000)	-0.272
66	HDMG_1-1/5-(31.4000000, 68.8600000)	-0.272
61	HDMG_0-1/5-(44.9000000, 98.3800000)	-0.272
20	BULLET SPEED-5/5-(842.0000000, 990.0000000)	-0.272
14	RANGE-4/5-(550.0000000, 725.0000000)	-0.245
27	DAMAGE PER SECOND-3/5-(455.4000000, 663.6000000)	-0.210

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть | Abs | Prc1 | Prc2 | Inf1 | Inf2 | Inf3 | Inf4 | Inf5 | Inf6 | Inf7
 Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0,000

Сортировать связи:
 по модулю информативности
 по информативности и знаку

Отображать наименования:
 нейронов
 рецепторов

NeuroNet005inf1.jpg

ПАРЕТО-ПОДМНОЖЕСТВО НЕЛОКАЛЬНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ В МОДЕЛИ: "INF7"

Отображено: 5.70% наиболее значимых синаптических связей
 "Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!"

Нейроны: (1, 44) =>

Рецепторы: (1, 80) =>

Связи между рецепторами и нейронами. Цвет линии обозначает знак связи ("+" "-"), а толщина линии - силу связи:
 АКТИВИРУЮЩАЯ связь между рецептором и нейроном отображается КРАСНЫМ цветом
 ТОРМОЗЯЩАЯ связь между рецептором и нейроном отображается СИНИМ цветом

Коды нач. и кон. нейронов: 1-44
 Коды нач. и кон. рецепторов: 1-80
 Отображать не более: 16 нейронов
 Отображать не более: 16 рецепторов

Отображать не более: 1000 связей
 Отображать связи с интенсивностью >= 0.000% от макс.
 Сортировка связей по модулю информативности
 Дата и время создания формы: 21.04.2023-09:01:38

38. Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF7

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 26) вверху и когнитивной

диаграммы значений факторов (рисунок 30) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 34) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 35):

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1		WEAPON NAME-AKM
2		WEAPON NAME-AUG A3
3		WEAPON NAME-AWM
4		WEAPON NAME-DP-28
5		WEAPON NAME-G36C
6		WEAPON NAME-Groza
7		WEAPON NAME-Kar98
8		WEAPON NAME-M16A4
9		WEAPON NAME-M24

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 ClearSet Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 44
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000 Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 80

Подготовка визуализации нейрона: 1 "WEAPON NAME-AKM" в модели: 10 "INF7"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния **ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
13	RANGE-3/5-(375.0000000, 550.0000000)	83.7...
19	BULLET SPEED-4/5-(694.0000000, 842.0000000)	70.2...
7	MAGAZINE CAPACITY-2/5-(21.6000000, 41.2000000)	62.1...
62	HDMG_0-2/5-(98.3800000, 151.8600000)	48.6...
67	HDMG_1-2/5-(68.8600000, 106.3200000)	48.6...
72	HDMG_2-2/5-(58.9600000, 91.0200000)	48.6...
77	HDMG_3-2/5-(44.2400000, 68.2800000)	48.6...
38	DAMAGE PER SECOND-3/5-(455.4000000, 663.6000000)	45.9...
28	SHOTS TO KILL (CHEST)-3/5-(3.8000000, 5.2000000)	43.2...
29	SHOTS TO KILL (HEAD)-3/5-(1.6000000, 2.2000000)	43.2...

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

Когн. карта Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0,000

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

ПАРЕТО-ПОДМНОЖЕСТВО НЕЛОКАЛЬНОЙ ИНТЕГРАЛЬНОЙ КОГНИТИВНОЙ КАРТЫ В МОДЕЛИ: "INF7"
 Отображено: 5.70% наиболее значимых синаптических связей
 "Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!"

Нейроны: (1, 44) =>

Рецепторы: (1, 80) =>

Связи между рецепторами и нейронами. Цвет линии обозначает знак связи (*, -), а толщина линии - силу связи:
 АКТИВИРУЮЩАЯ связь между рецептором и нейроном отображается КРАСНЫМ цветом
 ТОРМОЗЯЩАЯ связь между рецептором и нейроном отображается СИНИМ цветом

Коды нач. и кон. нейрона: 1-44
 Коды нач. и кон. рецептора: 1-80
 Отображать не более: 16 нейронов
 Отображать не более: 16 рецепторов

Отображать не более: 1000 связей
 Отображать связи с интенс. более: 0.000% от факт. макс.
 Сортировка связей по модулю информативности
 Дата и время создания формы: 21.04.2023-09:01:47

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

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

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

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

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

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть одним из первых писал Дьердь Поля [23]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521¹¹. Позже об этом писалось в работе [3]¹² и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 36. Всего системой в данной модели генерируется 324 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 №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

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

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

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	WEAPON NAME-AKM
2	WEAPON NAME-AUG A3
3	WEAPON NAME-AWM
4	WEAPON NAME-DP-28
5	WEAPON NAME-G36C
6	WEAPON NAME-Groza

Выбор кода класса левого инф.портрета Выбор кода класса правого инф.портрета

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛ	1	80
1	DAMAGE	1	5
2	MAGAZINE CAPACITY	6	10
3	RANGE	11	15
4	BULLET SPEED	16	20
5	RATE OF FIRE	21	25

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Класс для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Класс для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Описат.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛ
Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛ
Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF7"

"Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!"

Кл.шкала: [1] WEAPON NAME
Класс: [1] AKM
Сход./разл.классов: -12.100%

Кл.шкала: [1] WEAPON NAME
Класс: [9] M24

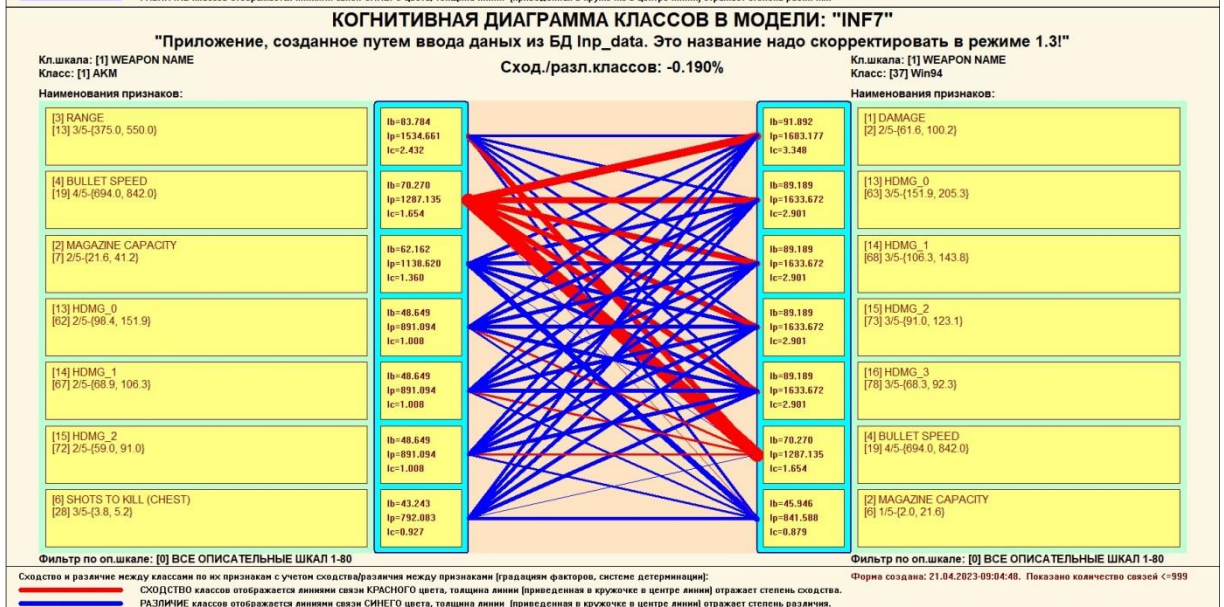
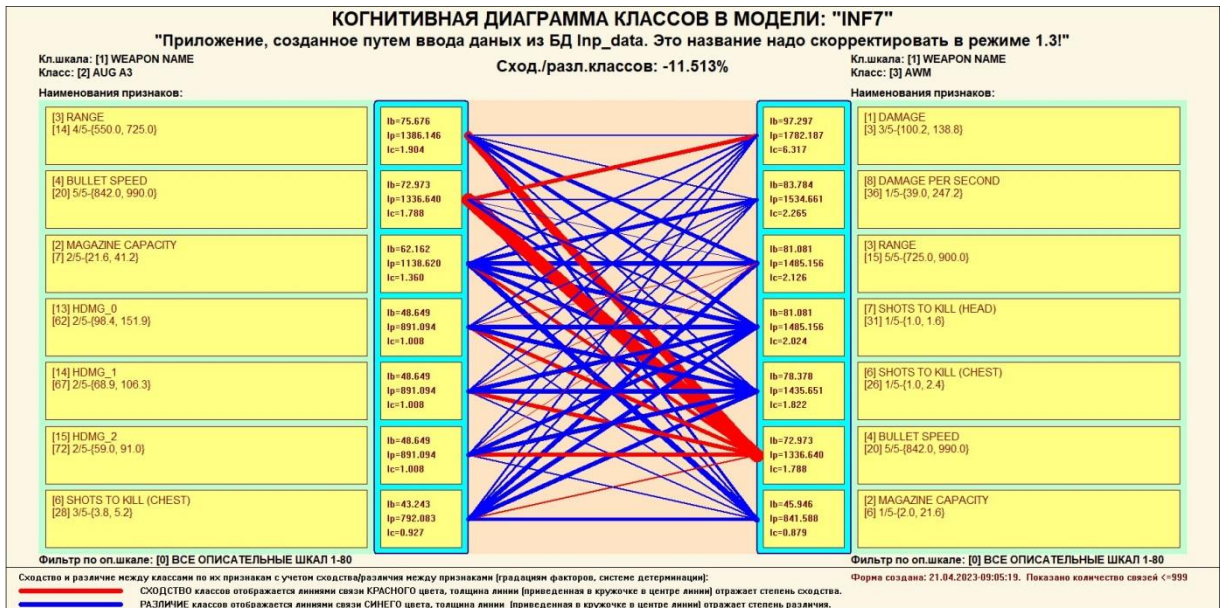
Наименования признаков:

[3] RANGE [13] 3/5-(375.0, 550.0)	lb=83.784 lp=1534.661 lc=2.432	lb=94.595 lp=1732.682 lc=4.288	[9] BDMG_0 [42] 2/5-(74.4, 126.5)
[4] BULLET SPEED [19] 4/5-(694.0, 842.0)	lb=70.270 lp=1287.135 lc=1.654	lb=94.595 lp=1732.682 lc=4.288	[10] BDMG_1 [47] 2/5-(52.2, 88.6)
[2] MAGAZINE CAPACITY [7] 2/5-(21.6, 41.2)	lb=62.162 lp=1138.620 lc=1.368	lb=94.595 lp=1732.682 lc=4.288	[11] BDMG_2 [52] 2/5-(44.6, 75.7)
[13] HDMG_0 [62] 2/5-(98.4, 151.9)	lb=48.649 lp=891.094 lc=1.008	lb=94.595 lp=1732.682 lc=4.288	[12] BDMG_3 [57] 2/5-(33.5, 56.8)
[14] HDMG_1 [67] 2/5-(68.9, 106.3)	lb=48.649 lp=891.094 lc=1.008	lb=91.892 lp=1683.177 lc=3.348	[1] DAMAGE [2] 2/5-(61.6, 100.2)
[15] HDMG_2 [72] 2/5-(59.0, 91.0)	lb=48.649 lp=891.094 lc=1.008	lb=81.081 lp=1485.156 lc=2.126	[3] RANGE [15] 5/5-(725.0, 900.0)
[6] SHOTS TO KILL (CHEST) [28] 3/5-(3.8, 5.2)	lb=43.243 lp=792.083 lc=0.927	lb=70.270 lp=1287.135 lc=1.654	[4] BULLET SPEED [19] 4/5-(694.0, 842.0)

Фильтр по оп.шкале: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛ 1-80 Фильтр по оп.шкале: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛ 1-80

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

Форма создана: 21.04.2023-09:03:26. Показано количество связей <=999



4.2.3. Когнитивные диаграммы классов

Процесс генерации и записи когнитивных диаграмм содержательного сравнения классов успешно завершён !!!

В папку: "I:\PROGRAMS\AIDOS\AIDOS-X\AID_DATA\A0000003\SYSTEM\CognDiagrCls\" сохранено 1936 диаграмм.

Ok

40. Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF7

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 [24].

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 37.

4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	DAMAGE-1/5-(23.0000000, 61.6000000)
2	DAMAGE-2/5-(61.6000000, 100.2000000)
3	DAMAGE-3/5-(100.2000000, 138.8000000)
4	DAMAGE-4/5-(138.8000000, 177.4000000)
5	DAMAGE-5/5-(177.4000000, 216.0000000)
6	MAGAZINE CAPACITY-1/5-(2.0000000, 21.6000000)

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

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	44
1	WEAPON NAME	1	37
2	WEAPON TYPE	38	44

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

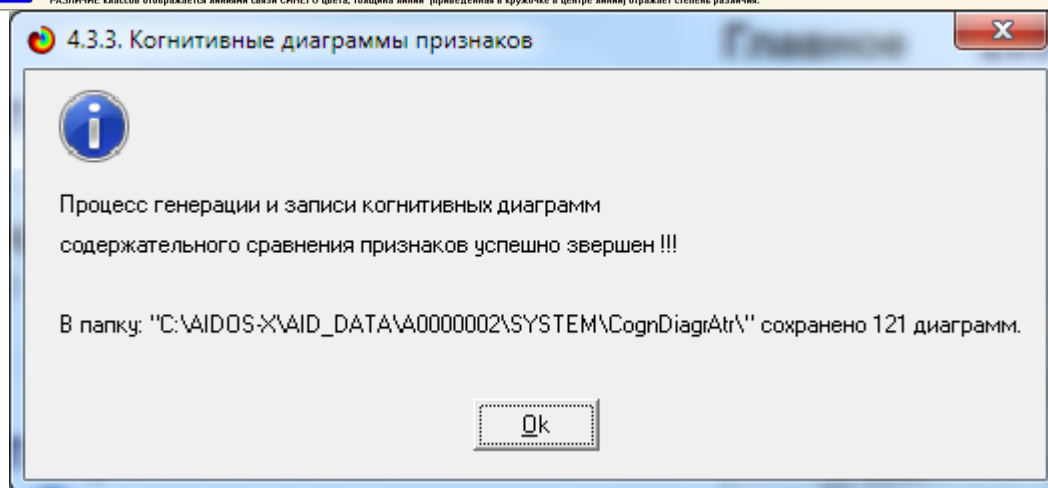
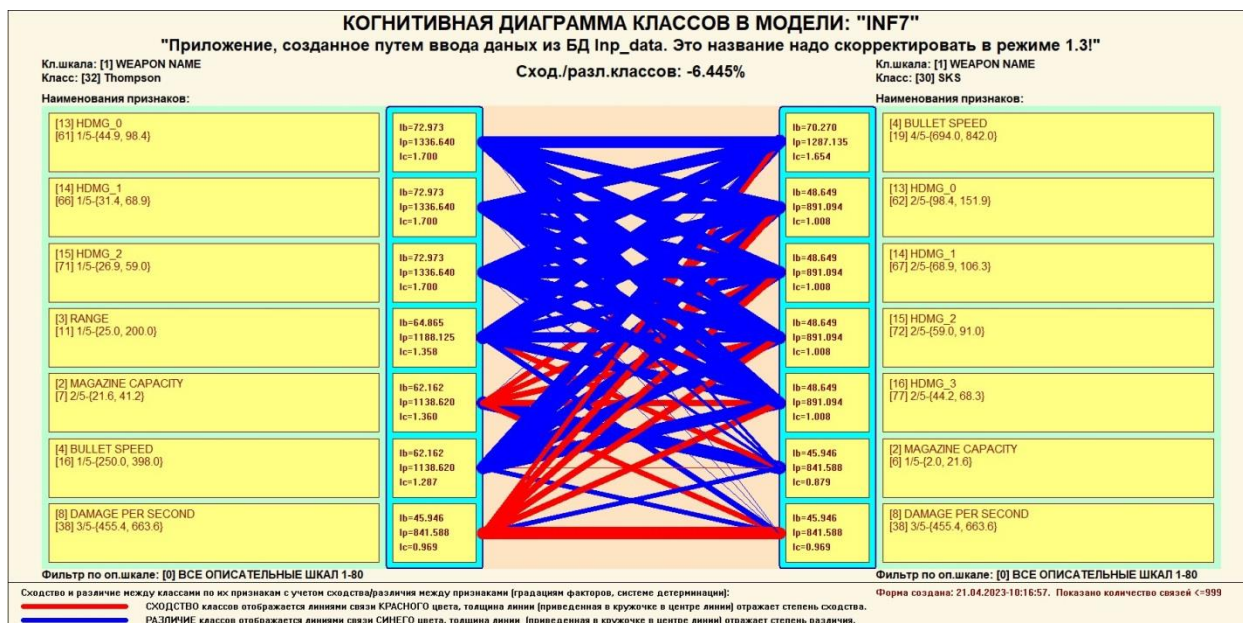
В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Признак для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Признак для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Классиф.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Классиф.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

Ok Cancel



41. Рисунок 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF3

Всего системой в данной модели генерируется 121 подобный 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 №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

Полученные результаты можно оценить как успешно решающие сформулированную в работе проблему и обеспечивающие достижение поставленной в работе цели. Эти результаты получены путем применения лингвистического Автоматизированного системно-когнитивного анализа

(лингвистический АСК-анализ) и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [10], на исходных данных которой они основаны. С другой стороны, применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с методами, применяемыми в работе [10]. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

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, не только технологические, но и природно-климатические факторы.

Рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (количество и качество различных видов продукции), но и в стоимостном выражении (прибыль и рентабельность, как общая по предприятию, так и в разрезе по видам продукции).

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами автора в этой области [1-26].

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 №335. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: <http://lc.kubagro.ru/aidos/How to make your own cloud Eidos-application.pdf>.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В работе решена задача выявления зависимости группы и модели оружия от ее технических характеристик. На основе знания этих зависимостей решены задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется лингвистический АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика. При этом сами характеристики оружия измеряются в числовых шкалах.

Таким образом, в работе строится гибридная модель, включающая как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы. Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [6].

В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос». Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по тематике, связанной с АПК, частности с когнитивной агрономией: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHC.
3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по АСК-анализу текстов, т.е. по когнитивной математической лингвистике: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm
5. 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
6. 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.
7. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.

8. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
9. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
10. Кравченко Р.В. Влияние основной обработки почвы на ее агро-физические показатели в посевах сои / Р.В. Кравченко, Г.А. Дубовой // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2022. – №05(179). С. 320 – 331. – IDA [article ID]: 1792205021. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2022/05/pdf/21.pdf>, 0,75 у.п.л.
11. Горпинченко, К. Н. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа) / К. Н. Горпинченко, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2013. – 168 с. – ISBN 978-5-94672-644-3. – EDN RAIMQL.
12. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергера в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
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. Автоматизация функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе АСК-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления)¹ / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 131. – С. 1-18. – DOI 10.21515/1990-4665-131-001. – EDN ZRXVFN.
17. 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.
18. 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.
19. 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.

20. 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.

21. 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.

22. 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

23. 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>

24. 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.

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

26. 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.