

УДК 004.8

06.01.01 – Общее земледелие, растениеводство
(сельскохозяйственные науки)

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ЗАВИСИМОСТИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ОРУЖИЯ ОТ ЕГО ХАРАКТЕРИСТИК

Грибков Дмитрий Евгеньевич

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

Данная работа является продолжением серии работ автора по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (ACK-анализ) для решения широкого спектра задач в области компьютерных игр, т.е. по когнитивной агрономии. В работе решается задача выявления зависимости показателей оружия от его характеристик. На основе знания этих зависимостей решаются задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели. Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные (факторы) являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется лингвистический ACK-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика. При этом зависимые переменные, т.е. результаты влияния факторов, 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. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной урожайности. Приводится краткое описание ACK-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос». Работа может быть основой для лабораторных работ по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического ACK-анализа для решения задач в области когнитивной агрономии.

Ключевые слова: ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ ACK-АНАЛИЗ, ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, КОГНИТИВНАЯ АГРОНОМИЯ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС»,

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-181-017>

UDC 004.8

01/06/01 - General farming, crop production (agricultural sciences)

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF THE DEPENDENCE OF WEAPON INDICATORS ON ITS CHARACTERISTICS

Gribkov Dmitry Evgenevich

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

This work is a continuation of the author's series of works on the use of Automated system-cognitive analysis (ASK-analysis) to solve a wide range of problems in the field of computer games, i.e. cognitive agronomy. The paper solves the problem of identifying the dependence of weapon indicators on its characteristics. Based on the knowledge of these dependencies, the tasks of forecasting, decision-making and research of the simulated subject area are solved by studying its system-cognitive model. The specificity of this task is that all independent variables (factors) are linguistic (categorical) variables. Therefore, linguistic ASC analysis, i.e. cognitive mathematical linguistics, is used to solve this problem. At the same time, dependent variables, i.e. the results of the influence of factors, are measured in numerical scales. Thus, a hybrid model is being built in the work, including both nominal (text) and numerical scales. Comparability of data processing of different types presented in different types of scales and different units of measurement is ensured by metrization of nominal scales, i.e. increasing their degree of formalization to the level of numerical scales. This is achieved by calculating the amount of information contained in the gradations of nominal scales and obtaining a particular yield. A brief description of the ASK analysis and its software tools - the intelligent system "Eidos" is given. The work can be the basis for laboratory work on the use of artificial intelligence systems, in particular linguistic ASC analysis for solving problems in the field of cognitive agronomy.

Keywords: LINGUISTIC ASK-ANALYSIS, LINGUISTIC AUTOMATED SYSTEMIC COGNITIVE ANALYSIS, COGNITIVE AGRONOMY, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS",

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	3
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	3
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	3
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	3
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	3
2. METHODS (МЕТОДЫ).....	4
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	4
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	4
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	4
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	6
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	10
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....	13
3.1. ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	13
3.2. ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	14
3.3. ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	23
3.4. ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	31
3.5. ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	36
3.6. ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	37
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	38
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	38
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	40
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	40
3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ.....	43
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	43
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	45
3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ ..	50
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические поменциалы).....	50
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	52
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	55
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	59
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	61
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	63
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	64
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	67
3.8.9. Когнитивные функции	70
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций.....	74
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	77
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	79
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	80
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА).....	81

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа является продолжением серии работ автора по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для решения широкого спектра задач в области компьютерных игр. В работе решается задача выявления зависимости эффективности оружия от его характеристик. На основе знания этих зависимостей решаются разнообразные задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели (СК-модель).

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования – выявление зависимостей показателей почвы от различных факторов.

Предмет исследования – выявление зависимостей боевых показателей оружия из игры Fallout 3 от его характеристик.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные, т.е. факторы: урон, объем магазина, перезарядка, шумность и т.д в совокупности могут выявить сильнейшее оружие, однако же в игровых реалиях подобные “чистые” характеристики недостижимыми и там добавятся факторы навыков персонажа, но они лишь усилият и без того сильное оружие, а слабое не исправить ничем, так что выявленные здесь лидеры будут таковыми и в игре.

Таким образом, в работе решается **проблема** выбора эффективного оружия и обеспечивается **сопоставимость** результатов анализа с игровыми реалиями.

Решение поставленной **проблемы выбора** в данной работе делает ее **актуальной**, поскольку на данный момент Fallout 3 – одна из самых популярных игр.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

1. Метод должен обеспечивать устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных (неточных) взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой раз мерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

2. Иначе говоря, метод решения проблемы не должен предъявлять жестких требований к исходным данным, которые невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.

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

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

Поиск в Internet программных систем, *одновременно*:

– 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 (ACK-анализ) как метод решения проблемы

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (ACK-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 (ACK-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.

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

² [https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Bсистемно-когнитивный%2Bанализ%2B\(ACK-анализ\)&lr=35&clid=2327117-18&win=360](https://yandex.ru/search/?text=Автоматизированный%2Bсистемно-когнитивный%2Bанализ%2B(ACK-анализ)&lr=35&clid=2327117-18&win=360)

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 665 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 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 [Scopus](#)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, психологическим 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 номенклатуре научных специальностей ВАК РФ⁶). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

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

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

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

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

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

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

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

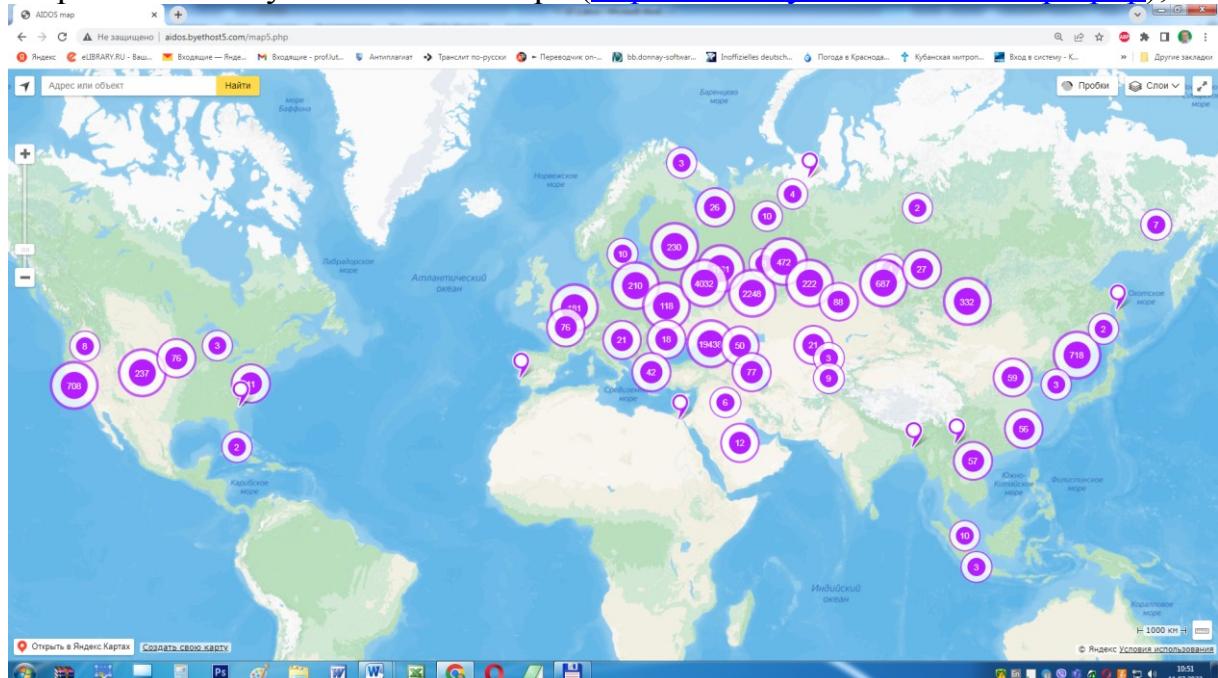
«Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

– 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 336, 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 мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

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

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

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

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

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

[В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос.](#) Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих

эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах⁷.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен [акт внедрения](#) на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см. 2-й акт по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>).

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

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

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

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

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

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

На рисунке 1 приведена титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – текущей версии системы «Эйдос»:



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

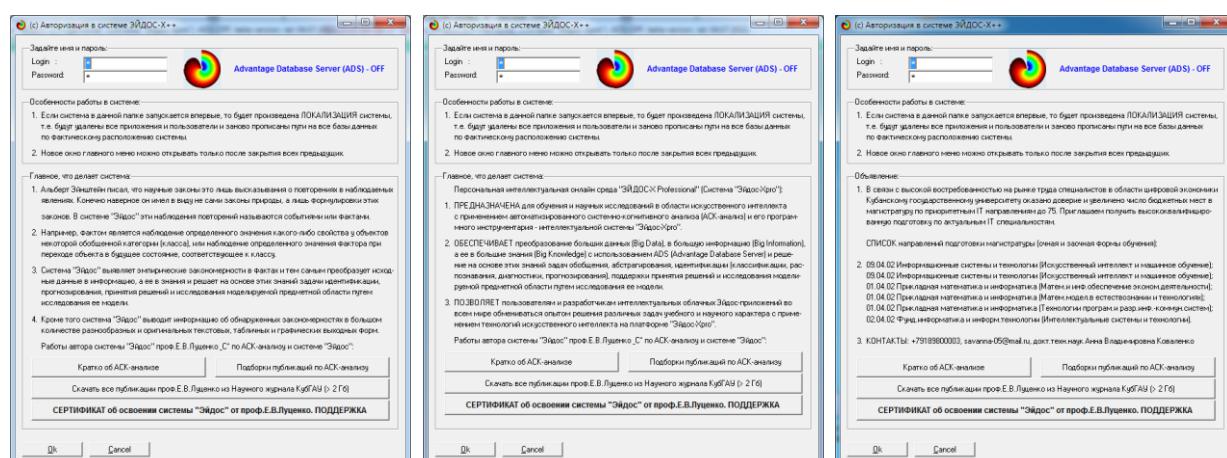


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

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

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Как уже показано выше, для работы с лингвистическими переменными целесообразно применить лингвистический АСК-анализ [4].

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

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

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

Задача-8 исследование объекта моделирования путем исследования его модели, включает ряд подзадач:

1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);

2) кластерно-конструктивный анализ классов;

3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;

5) нелокальная нейронная сеть;

6) 3d-интегральные когнитивные карты;

7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

9) когнитивные функции;

10) значимость описательных шкал и их градаций;

11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

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

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

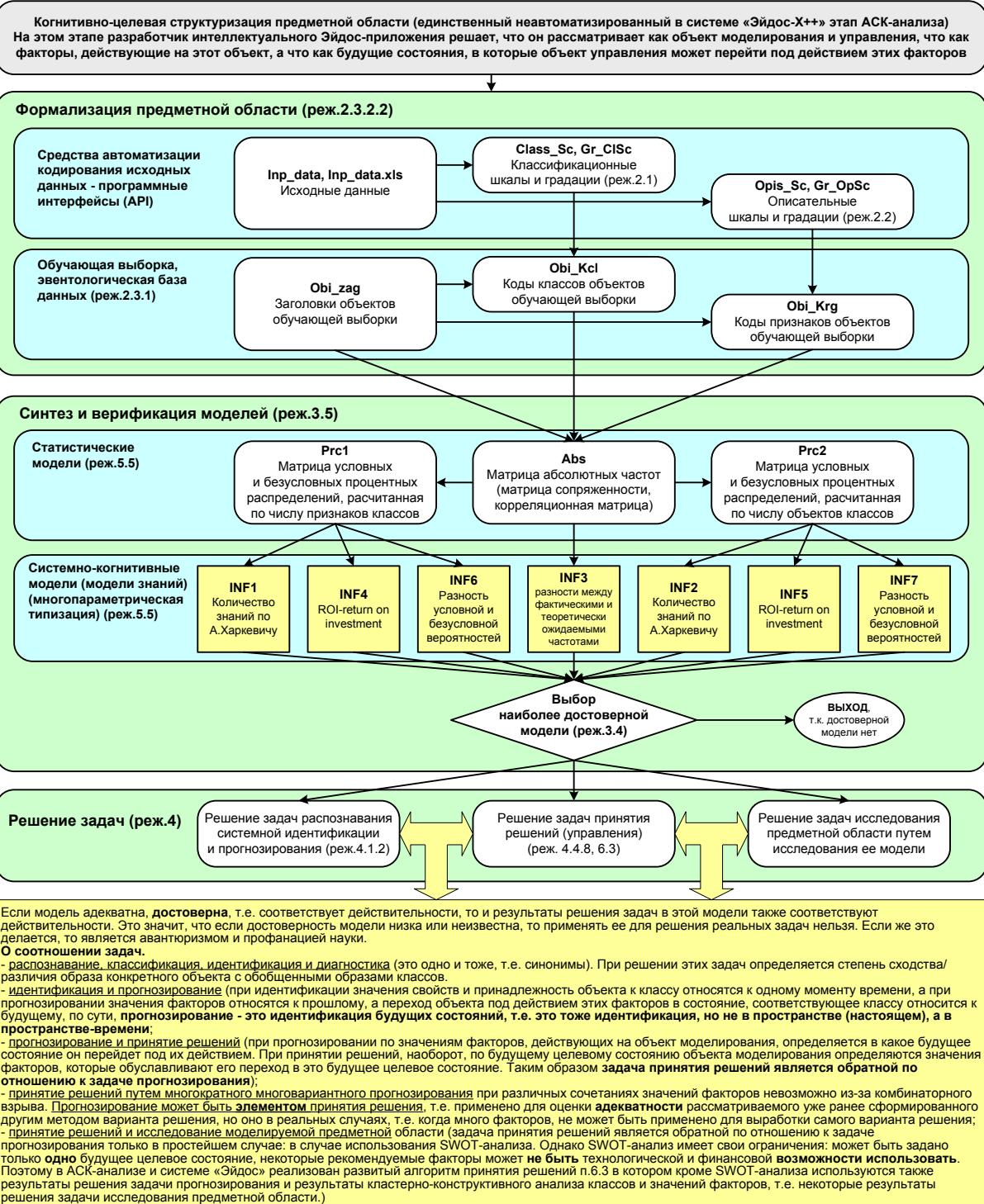


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

3. 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 неавтоматизированном 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 вооружение из игры Fallout 3, в качестве *факторов* его характеристики(таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов агро-физические показатели почвы (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Размер магазина
2	Базовый урон
3	Прочность
4	Стоимость
5	Минимальный разброс
6	Максимальный разброс
7	Кратность прицела
8	Стоимость использования
9	Скорострельность

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

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Обобщающий класс
2	Функция эффективности

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 таблицы 1 и 2 из работы [10] (см. таблицы 3 и 4):

Таблица 3 – Исходные данные характеристикам пистолетов (фрагмент)

Объект	Обобщающий класс	Функция эффективности	Размер магазина	Базовый урон		Прочность	Стоимость	Минимальный разброс	Максимальный разброс	Кратность прицела (усл. Ед.)	Скорострельность
				Базовый урон	Прочность						
Law Dog	стрелковое оружие	2970,75	5	30	350	120	0,2	2	70		6
Wild Bill's Sidearm	стрелковое оружие	2971,25	5	30	350	250	0,3	2	70	6	
.32 Pistol	стрелковое оружие	2082,50	5	28	325	60	0,5	3	70		1
Junky .32 Pistol	стрелковое оружие	1755,00	5	23	150	35	1	4	70		6
Paulson's Revolver	стрелковое оружие	3257,00	6	60	350	800	1,5	2	65	2,25	
Blackhawk	стрелковое оружие	3541,10	6	55	450	250	0,1	2	25	2,25	
Wernher's .44 Magnum	стрелковое оружие	4081,70	6	55	500	300	0,2	2	65	2,25	
.44 Magnum	стрелковое оружие	3046,70	6	45	350	155	0,2	2	65	2,25	
Desert Eagle	стрелковое оружие	4874,40	8	42	300	130	0,3	3	65		6
Desert Eagle (Exp. Mag.)	стрелковое оружие	7187,60	12	40	300	150	0,3	3	65		6
Sonora's 10mm Pistol	стрелковое оружие	22330,00	12	100	300	250	0,5	3	65		15
Col. Autumn's 10mm Pistol	стрелковое оружие	6900,00	12	25	275	400	0,5	3	55		10
10mm Alloy Steel Pistol	стрелковое оружие	4324,40	8	22	350	75	0,3	3	65		6
Chinese Dragoon Pistol	стрелковое оружие	5615,20	12	22	275	85	0,6	3	65		6
Zhu-Rong v418 Chinese Pistol	стрелковое оружие	4047,00	10	21	250	145	0,2	3	65	4,49999	
Chinese Pistol	стрелковое оружие	4271,20	12	20	175	85	0,6	3	65		6
10mm Pistol	стрелковое оружие	3428,40	8	20	250	75	0,3	3	65		6
Butch's 10mm Pistol	стрелковое оружие	3640,00	8	20	275	85	0,5	3	65		6
Shoddy 10mm Pistol	стрелковое оружие	2314,80	8	18	125	40	1,1	6	65	5,99999	
Inferior Chinese Pistol	стрелковое оружие	3187,00	12	18	100	45	1,3	7	65		6
Silenced 10mm Alloy Steel Pistol	стрелковое оружие	4036,88	8	16	350	125	0,4	3	65		6
10mm Pistol (SI)	стрелковое оружие	3188,88	8	15	250	125	0,4	3	65		6
14mm Pistol	стрелковое оружие	3784,70	6	50	275	225	0,5	3	65		6
Gauss Pistol PPK12	стрелковое оружие	5499,00	12	45	260	215	0	3	70		3
.223 Pistol	стрелковое оружие	2440,50	5	48	325	220	0,1	2	65	2,25	
.233 Knee Capper Special	стрелковое оружие	2834,99	5	48	400	250	0	2	65	2,3333	
.223 Pistol (EX)	стрелковое оружие	2441,50	5	48	325	220	0,3	2	65	2,25	
Dart Gun	стрелковое оружие	257,00	1	15	150	205	0	3	50		6

Источник: [10]

Таблица 4 – Исходные данные по характеристикам оружия ближнего боя (фрагмент)

Fawkes' Super Sledge	оружие ближнего боя	6850	0	60	1000	300	0	0	0	1,95
Cross' Super Sledge	оружие ближнего боя	4535,8	0	60	250	130	0	0	0	1,4286
The Mauler	оружие ближнего боя	3800	0	60	800	200	0	0	0	1
The Dismemberer	оружие ближнего боя	4725	0	55	600	55	0	0	0	1,5
Jack The Ripper	оружие ближнего боя	3300	0	50	800	200	0	0	0	1
Man Opener	оружие ближнего боя	3300	0	50	800	200	0	0	0	1
Occam's Razor	оружие ближнего боя	4325	0	47	800	200	0	0	0	1,5
Ripper	оружие ближнего боя	2850	0	45	600	100	0	0	0	1
Super Sledge	оружие ближнего боя	3964,287	0	45	750	180	0	0	0	1,42857
Fawkes' Sledgehammer	оружие ближнего боя	3875	0	45	500	130	0	0	0	1,5
The Tenderizer	оружие ближнего боя	4125	0	45	750	230	0	0	0	1,5
Axe	оружие ближнего боя	3875	0	45	500	60	0	0	0	1,5
Super Sledge	оружие ближнего боя	4125	0	45	750	180	0	0	0	1,5
Auto Axe	оружие ближнего боя	3050	0	45	800	200	0	0	0	1
Jingwei's Shocksword	оружие ближнего боя	5465,384	0	40	850	500	0	0	0	2,30769
Steel Saw	оружие ближнего боя	2500	0	40	500	200	0	0	0	1
Shishkebab	оружие ближнего боя	4838,475	0	35	800	200	0	0	0	2,3077
Discharge Hammer	оружие ближнего боя	3250,001	0	35	750	180	0	0	0	1,42857
Samurai's Sword	оружие ближнего боя	5038,475	0	35	1000	75	0	0	0	2,3077
Sledgehammer	оружие ближнего боя	2750	0	30	500	130	0	0	0	1,5
Clover's Cleaver	оружие ближнего боя	3961,55	0	30	500	100	0	0	0	2,3077
Vampire's Edge	оружие ближнего боя	3800,1155	0	30	800	250	0	0	0	2,00008
Point of Education	оружие ближнего боя	2700	0	30	450	200	0	0	0	1,5
Clover's Cleaver	оружие ближнего боя	3961,55	0	30	500	100	0	0	0	2,3077
Fertilizer Shovel	оружие ближнего боя	2542,9	0	30	400	55	0	0	0	1,4286
Katana	оружие ближнего боя	3961,55	0	30	500	70	0	0	0	2,3077
Wakizashi Blade	оружие ближнего боя	3615,3842	0	27	500	50	0	0	0	2,30769
Chinese Officer's Sword	оружие ближнего боя	3384,625	0	25	500	75	0	0	0	2,3077
Charon's Combat Knife	оружие ближнего боя	4250	0	25	500	50	0	0	0	3
Breaker	оружие ближнего боя	2025	0	25	150	30	0	0	0	1,5
Shovel	оружие ближнего боя	2175	0	25	300	55	0	0	0	1,5
Electro-Suppressor	оружие ближнего боя	3134,625	0	25	250	70	0	0	0	2,3077
The Break	оружие ближнего боя	3200,001	0	20	200	50	0	0	0	3
Nail Board	оружие ближнего боя	1560	0	20	60	30	0	0	0	1,5
Ant's Sting	оружие ближнего боя	3250	0	20	250	75	0	0	0	3
Curse Breaker	оружие ближнего боя	2028,6	0	20	600	75	0	0	0	1,4286

Источник: [10]

Используя стандартные возможности MS Excel, **объединим** исходные данные из таблиц 3 и 4 и представим их в виде, стандартном для системы «Эйдос» (таблица 5):

Таблица 5 – Таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	
1	Объект	Обобщающий класс	Функция эффективности	Размер магазина	Базовый урон	Прочность	Стоимость	Минимальный разброс	Максимальный разброс	Кратность прицела (усл. Ед.)	Скорострельность
2	Law Dog	стрелковое оружие	2970,75	5	30	350	120	0,2	2	70	6
3	Wild Bill's Sidearm	стрелковое оружие	2971,25	5	30	350	250	0,3	2	70	6
4	.32 Pistol	стрелковое оружие	2082,50	5	28	325	60	0,5	3	70	1
5	Junky .32 Pistol	стрелковое оружие	1755,00	5	23	150	35	1	4	70	6
6	Paulson's Revolver	стрелковое оружие	3257,00	6	60	350	800	1,5	2	65	2,25
7	Blackhawk	стрелковое оружие	3541,10	6	55	450	250	0,1	2	25	2,25
8	Wernher's .44 Magnum	стрелковое оружие	4081,70	6	55	500	300	0,2	2	65	2,25
9	.44 Magnum	стрелковое оружие	3046,70	6	45	350	155	0,2	2	65	2,25
10	Desert Eagle	стрелковое оружие	4874,40	8	42	300	130	0,3	3	65	6
11	Desert Eagle (Exp. Mag.)	стрелковое оружие	7187,60	12	40	300	150	0,3	3	65	6
12	Sonora's 10mm Pistol	стрелковое оружие	22330,00	12	100	300	250	0,5	3	65	15
13	Col. Autumn's 10mm Pistol	стрелковое оружие	6900,00	12	25	275	400	0,5	3	55	10
14	10mm Alloy Steel Pistol	стрелковое оружие	4324,40	8	22	350	75	0,3	3	65	6
15	Chinese Dragoon Pistol	стрелковое оружие	5615,20	12	22	275	85	0,6	3	65	6
16	Zhu-Rong v418 Chinese Pistol	стрелковое оружие	4047,00	10	21	250	145	0,2	3	65	4,49999
17	Chinese Pistol	стрелковое оружие	4271,20	12	20	175	85	0,6	3	65	6
18	10mm Pistol	стрелковое оружие	3428,40	8	20	250	75	0,3	3	65	6
19	Butch's 10mm Pistol	стрелковое оружие	3640,00	8	20	275	85	0,5	3	65	6
20	Shoddy 10mm Pistol	стрелковое оружие	2314,80	8	18	125	40	1,1	6	65	5,99999
21	Inferior Chinese Pistol	стрелковое оружие	3187,00	12	18	100	45	1,3	7	65	6
22	Silenced 10mm Alloy Steel Pistol	стрелковое оружие	4036,88	8	16	350	125	0,4	3	65	6
23	10mm Pistol (SI)	стрелковое оружие	3188,88	8	15	250	125	0,4	3	65	6
24	14mm Pistol	стрелковое оружие	3784,70	6	50	275	225	0,5	3	65	6
25	Gauss Pistol PPK12	стрелковое оружие	5499,00	12	45	260	215	0	3	70	3
26	.223 Pistol	стрелковое оружие	2440,50	5	48	325	220	0,1	2	65	2,25
27	.233 Knee Capper Special	стрелковое оружие	2834,99	5	48	400	250	0	2	65	2,3333
28	.223 Pistol (EX)	стрелковое оружие	2441,50	5	48	325	220	0,3	2	65	2,25
29	Dart Gun	стрелковое оружие	257,00	1	15	150	205	0	3	50	6

Примечание: В формате MS Excel таблицу 5 можно скачать по ссылке: http://lc.kubagro.ru/Source_data/applications/Applications-000353/Inp_data.xlsx.

Таблица 5 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно вооружение, всего 212 орудий;
- каждое **вооружение** описывается 8-ю параметрами
- 1-я колонка – название вооружения (не является шкалой);
- колонки со 2-й по 3-ю – это классификационные шкалы – это шкалы описывающие **тип** вооружения и его эффективность по формуле за моим авторством
- колонки с 4-й по 11-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования. Эти шкалы имеют текстовый и числовой

– таблицы 3 и 4, содержащие исходные данные из работы [10], немного различны, потому как виды вооружения для дальнего и ближнего боя различны и последние не имеют некоторых характеристик

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 пикелям и спектру
2.3.2.6. Сценарный АСК-анализ символьных и числовых рядов
2.3.2.7. Транспонирование файлов исходных данных
2.3.2.8. Объединение нескольких файлов исходных данных в один
2.3.2.9. Разбиение TXT-файла на файлы-абзацы
2.3.2.10. CSV => DBF конвертер системы "Эйдос"
2.3.2.11. Прогноз событий по астропараметрам по Н.А.Чередниченко
2.3.2.12. Прогнозирование землетрясений методом Н.А.Чередниченко
2.3.2.13. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-bank
2.3.2.14. Чемпионат RAIF-Challenge 2017-API-retail
2.3.2.15. Вставка промежуточных строк в файл исходных данных Inp_data

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

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

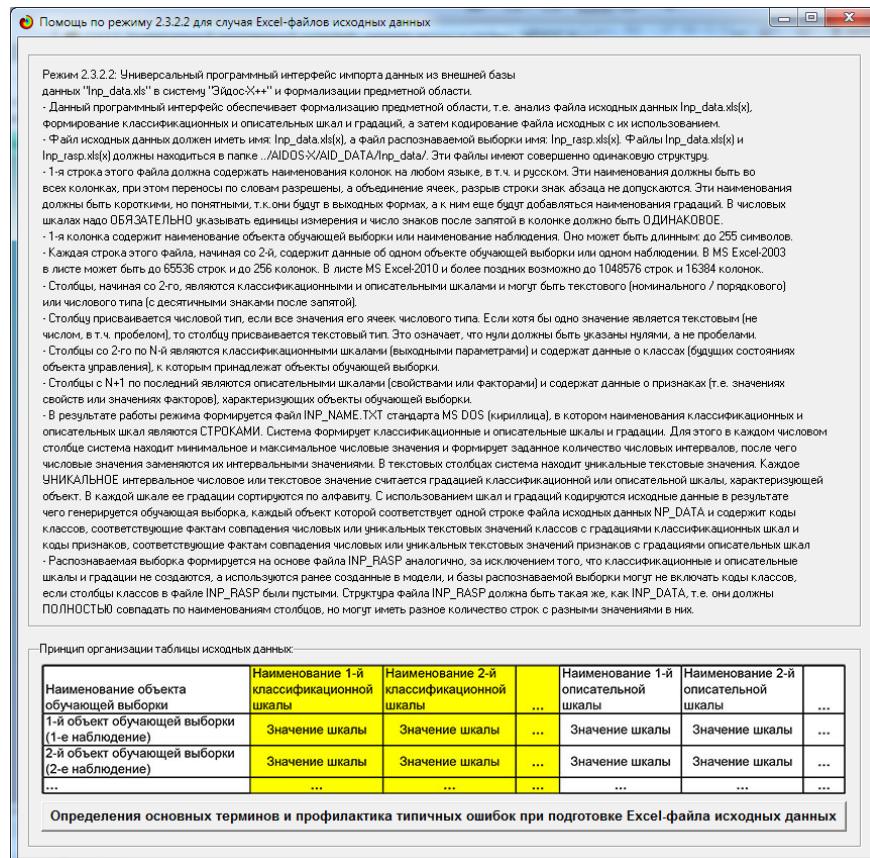
Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с *реальными параметрами*, использованными в данной работе, приведены на рисунках 8.

В таблицах 6, 7, 8 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 8.

На 2-м рисунке 8 указано, что в описательных шкалах суммарное количество градаций 8

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.



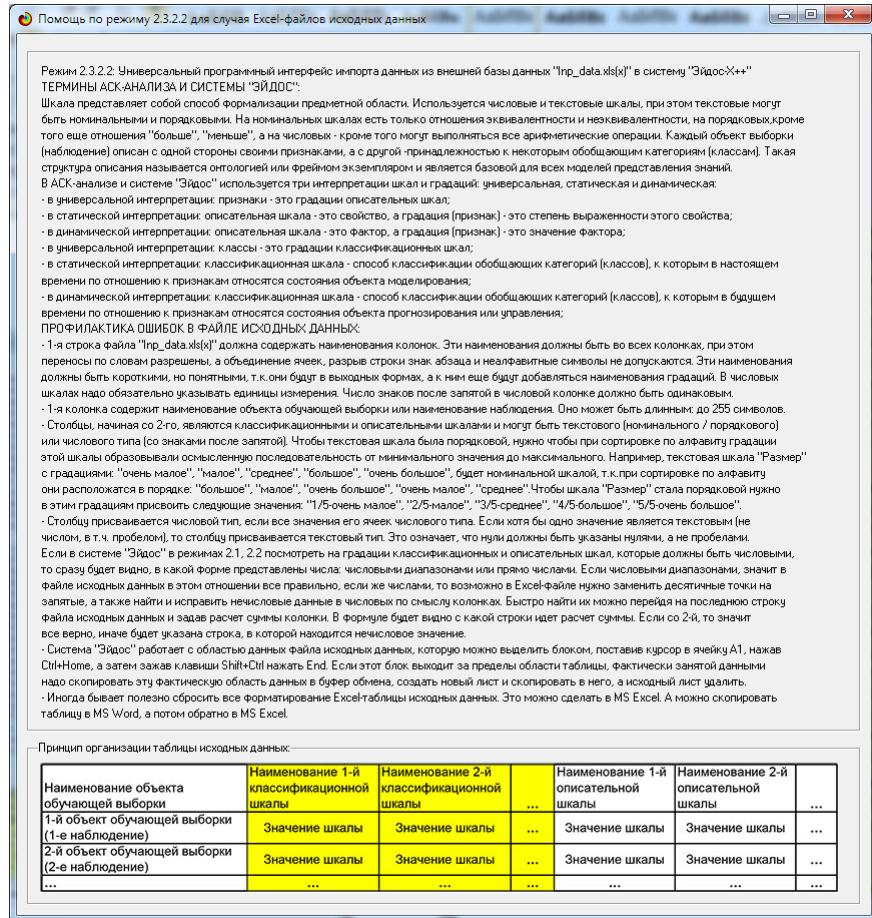


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

- XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
- XLSX- MS Excel-2007(2010) Стандарт 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:	2
Конечный столбец классификационных шкал:	3

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:	4
Конечный столбец описательных шкал:	11

Задайте режим:

- Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
- Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

- Равные интервалы с разным числом наблюдений
- Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

- Не применять сценарный метод АСК-анализа
- Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов
- Применить сценарный метод АСК-анализа
- Применить спец.интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

В качестве классов рассматриваются:

- Значения полей целиком
- Элементы значений полей - слова > символов:
- Элементы значений полей - символы

Выделять уникальные значения и сортировать
 Не выделять уникальных значений и не сортировать

В качестве признаков рассматриваются:

- Значения полей целиком
- Элементы значений полей - слова > символов: 0
- Элементы значений полей - символы

Проводить лемматизацию
 Не проводить лемматизацию

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

Ok **Cancel**

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [5 классов x 136 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	1	3	3,00	7	84	12,00
Текстовые	1	2	2,00	1	52	52,00
ВСЕГО:	2	5	2,50	8	136	17,00

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

В классификационных шкалах:	<input type="text" value="3"/>	В описательных шкалах:	<input type="text" value="12"/>
-----------------------------	--------------------------------	------------------------	---------------------------------

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

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) (рисунок 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 (частостям) (таблица 10) является весьма обоснованным и логичным.

Таблица 9 – 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 10 – 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 критерiev, 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» равное 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 11– 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	--	
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		
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.	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
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**. Особенno 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 12 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы				Значимость фактора
		1	...	j	...	
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	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	$\sigma_{\Sigma l}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$
--------------------------------	---------------------	--	---------------------	--	---------------------	--

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 13 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

модели.	4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	
---------	---	--

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

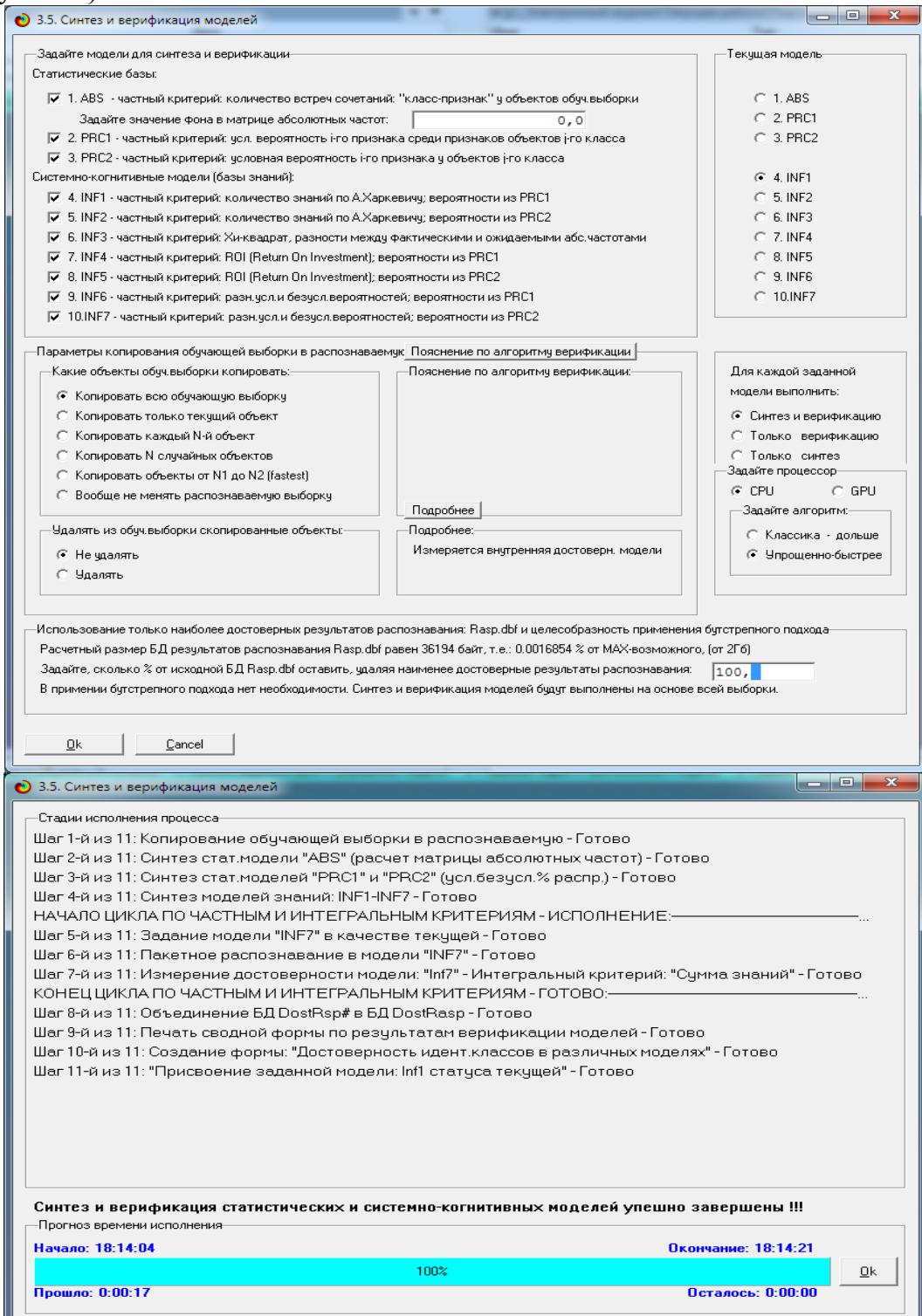


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

Код признака	Написание описательной шкалы и градации	1. ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС ОРУЖИЕ БЛИЖНЕГО БОЯ	2. ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС СТРЕЛКОВОЕ ОРУЖИЕ	3. ФУНКЦИЯ 1/3 (222.500000, 134280.000000)	4. ФУНКЦИЯ 2/3 (134280.000000, 268337.500000)	5. ФУНКЦИЯ 3/3 (268337.500000, 402395.000000)	Сумма	Среднее	Средн. квад. откл.
1.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-1/12(1.000000, 21.750000)			93.0	93.0		186.0	37.20	50.94
2.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-2/12(21.750000, 42.500000)			26.0	26.0		52.0	10.40	14.24
3.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-3/12(42.500000, 63.250000)			7.0	7.0		14.0	2.80	3.83
4.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-4/12(63.250000, 84.000000)			3.0	3.0		6.0	1.20	1.64
5.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-5/12(84.000000, 104.750000)			7.0	7.0		14.0	2.80	3.83
6.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-6/12(104.750000, 125.500000)								
7.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-7/12(125.500000, 146.250000)								
8.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-8/12(146.250000, 167.000000)								
9.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-9/12(167.000000, 187.750000)								
10.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-10/12(187.750000, 208.500000)			1.0		1.0	2.0	0.40	0.55
11.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-11/12(208.500000, 229.250000)								
12.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-12/12(229.250000, 250.000000)			7.0		1.0	14.0	2.80	3.42
13.0	БАЗОВЫЙ УРОН-000000	67.0	140.0	199.0	2.0	6.0	414.0	82.80	85.81
14.0	БАЗОВЫЙ УРОН-1			1.0	1.0		2.0	0.40	0.55
15.0	БАЗОВЫЙ УРОН-10			5.0	4.0	9.0	18.0	3.60	3.78
16.0	БАЗОВЫЙ УРОН-100				5.0	5.0	10.0	2.00	2.74
17.0	БАЗОВЫЙ УРОН-108			1.0	1.0		2.0	0.40	0.55
18.0	БАЗОВЫЙ УРОН-110			1.0	1.0		2.0	0.40	0.55
19.0	БАЗОВЫЙ УРОН-12			1.0	1.0		2.0	0.40	0.55
20.0	БАЗОВЫЙ УРОН-120				1.0	1.0	2.0	0.40	0.55
21.0	БАЗОВЫЙ УРОН-15			12.0	2.0	14.0	20.0	5.60	6.84
22.0	БАЗОВЫЙ УРОН-150				1.0	1.0	2.0	0.40	0.55
23.0	БАЗОВЫЙ УРОН-16				1.0	1.0	2.0	0.40	0.55

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

Код признака	Написание описательной шкалы и градации	1. ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС ОРУЖИЕ БЛИЖНЕГО БОЯ	2. ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС СТРЕЛКОВОЕ ОРУЖИЕ	3. ФУНКЦИЯ 1/3 (222.500000, 134280.000000)	4. ФУНКЦИЯ 2/3 (134280.000000, 268337.500000)	5. ФУНКЦИЯ 3/3 (268337.500000, 402395.000000)	Безусл. вероятн.	Среднее	Средн. квад. откл.
1.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-1/12(1.000000, 21.750000)			64.583	45.813		44.076	22.079	30.968
2.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-2/12(21.750000, 42.500000)			18.056	12.808		12.322	6.173	8.668
3.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-3/12(42.500000, 63.250000)			4.861	3.448		3.318	1.662	2.345
4.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-4/12(63.250000, 84.000000)			2.083	1.478		1.422	0.712	1.013
5.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-5/12(84.000000, 104.750000)			4.861	3.448		3.318	1.662	2.345
6.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-6/12(104.750000, 125.500000)								
7.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-7/12(125.500000, 146.250000)								
8.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-8/12(146.250000, 167.000000)								
9.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-9/12(167.000000, 187.750000)								
10.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-10/12(187.750000, 208.500000)			0.694		50.000	0.474	10.139	22.299
11.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-11/12(208.500000, 229.250000)								
12.0	РАЗМЕР МАГАЗИНА-12/12(229.250000, 250.000000)			4.861		50.000	100.000	3.318	30.972
13.0	БАЗОВЫЙ УРОН-000000	100.000	97.222	98.030	100.000	100.000	98.104	99.050	1.654
14.0	БАЗОВЫЙ УРОН-1			0.694	0.493		0.474	0.237	0.347
15.0	БАЗОВЫЙ УРОН-10			7.463	2.778	4.433		4.265	2.935
16.0	БАЗОВЫЙ УРОН-100				3.472	2.463		2.370	1.187
17.0	БАЗОВЫЙ УРОН-108				0.694	0.493		0.474	0.237
18.0	БАЗОВЫЙ УРОН-110				0.694	0.493		0.474	0.237
19.0	БАЗОВЫЙ УРОН-12			1.493		0.493		0.474	0.397
20.0	БАЗОВЫЙ УРОН-120				0.694	0.493		0.474	0.237
21.0	БАЗОВЫЙ УРОН-15			17.910	1.389	6.897		6.635	5.239
22.0	БАЗОВЫЙ УРОН-150				0.694	0.493		0.474	0.237
23.0	БАЗОВЫЙ УРОН-16				0.694	0.493		0.474	0.237

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

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 большее 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.*



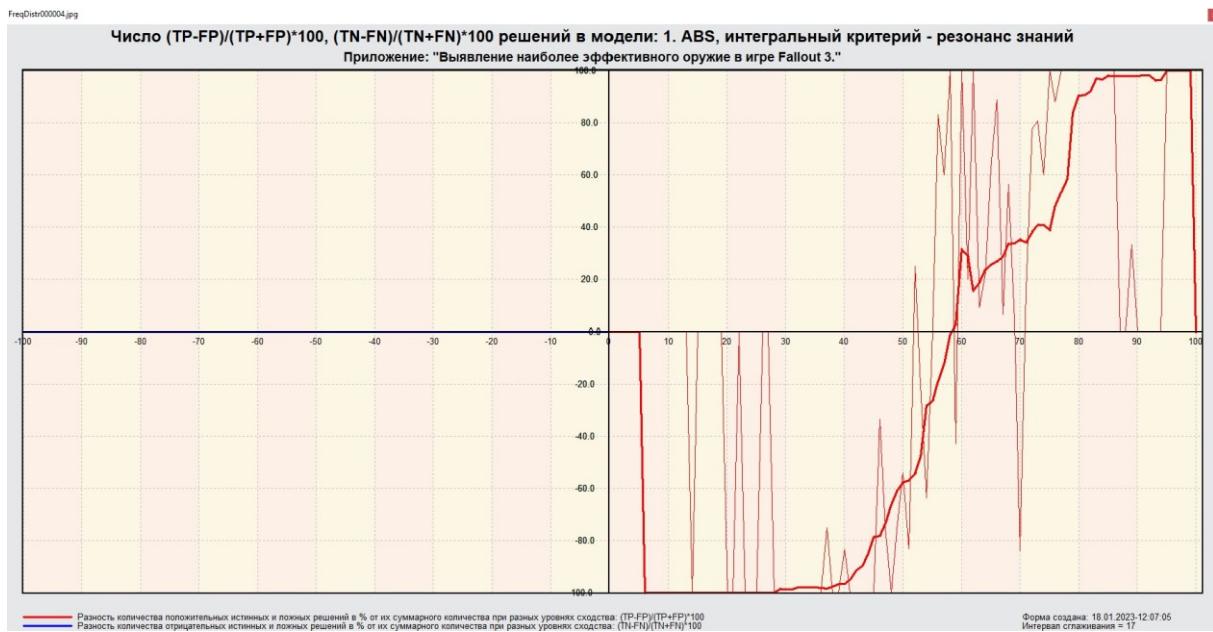


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В.Луценко СК-модели INF3

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.

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

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

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

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.

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

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

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

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

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

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

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

F-мера = $\frac{2(Precision \cdot Recall)}{(Precision + Recall)}$ - достоверность модели

Precision = $\frac{TP}{TP+FP}$ - точность модели;

Recall = $\frac{TP}{TP+FN}$ - полнота модели;

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

L1-мера = $\frac{2(SPrecision \cdot SRecall)}{(SPrecision + SRecall)}$

SPrecision = $\frac{TP}{TP+STP+SFN}$ - точность с учетом сумм уровней сходства;

SRecall = $\frac{TP}{TP+STN+SFN}$ - полнота с учетом сумм уровней сходства;

STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;

SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

L2-мера = $\frac{2(APrecision \cdot ARcall)/(APrecision + ARcall)}$

APrecision = $\frac{ATP}{ATP+AFP}$ - точность с учетом средних уровней сходства;

ARcall = $\frac{ATP}{ATP+AFN}$ - полнота с учетом средних уровней сходства;

ATP=TP/TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;

AFP=SFP/FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

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

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

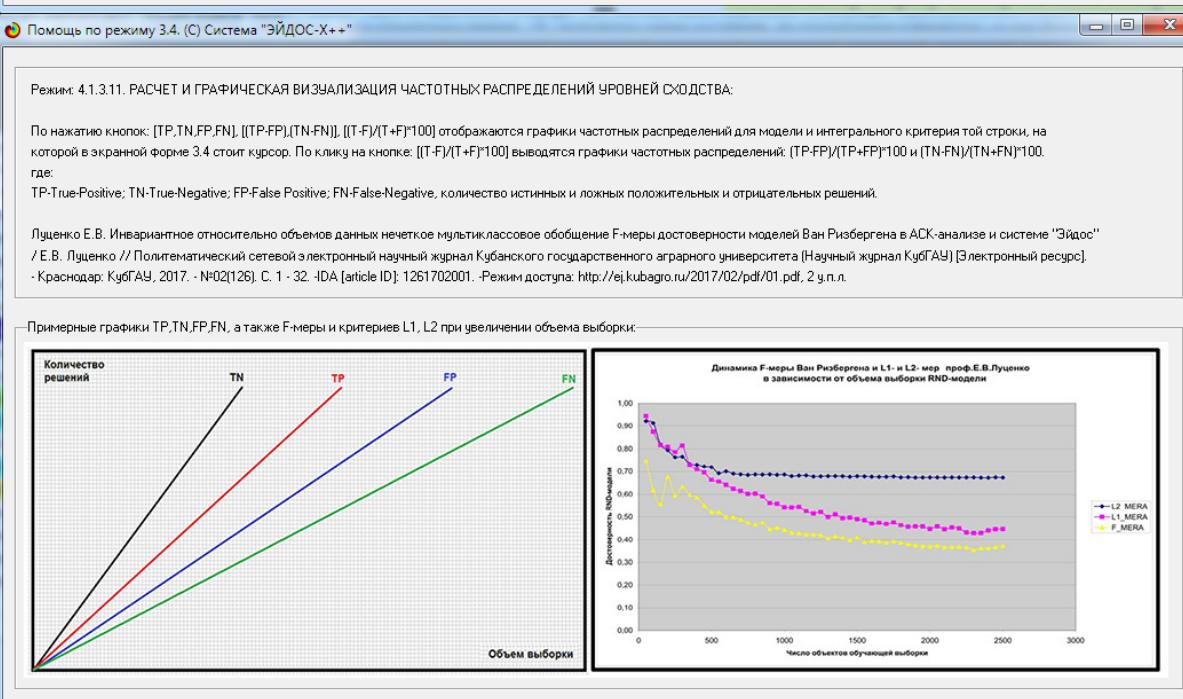


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

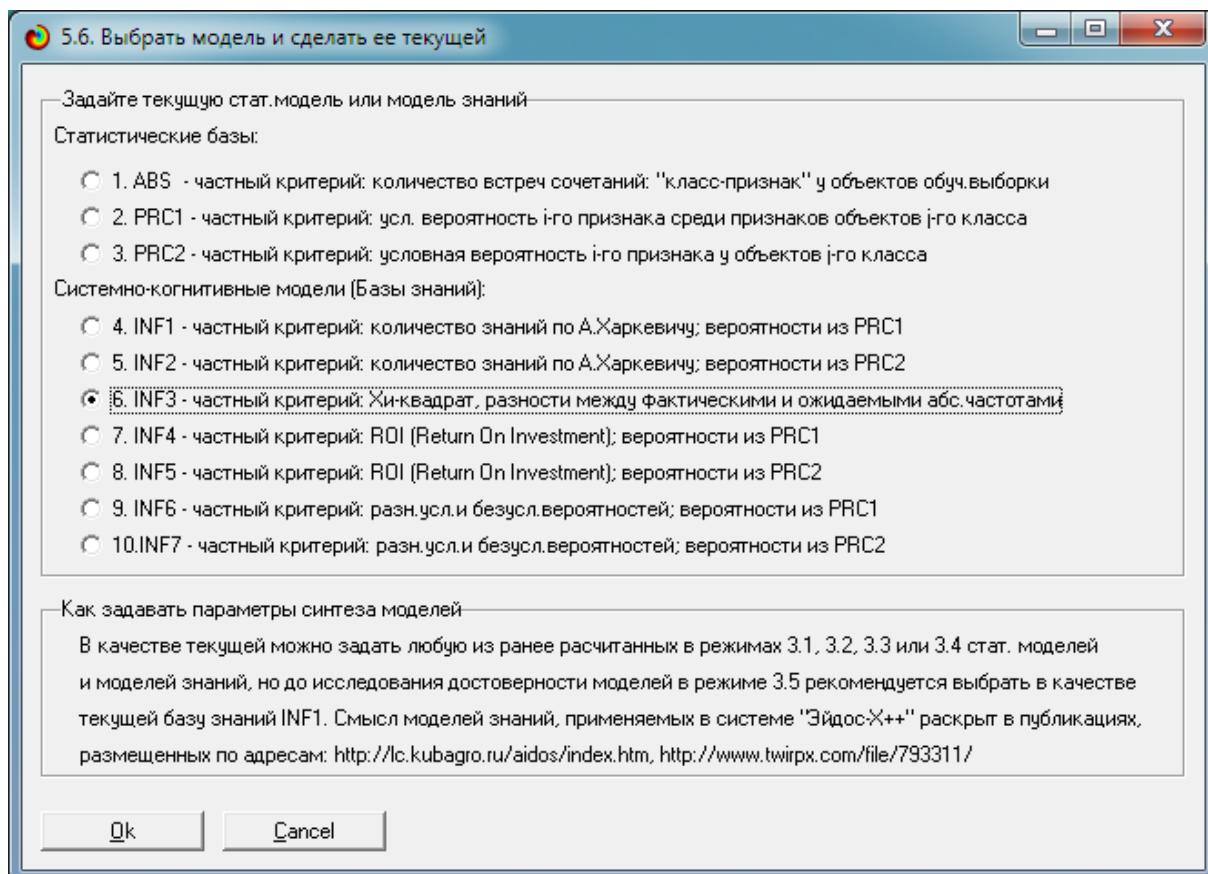
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

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.



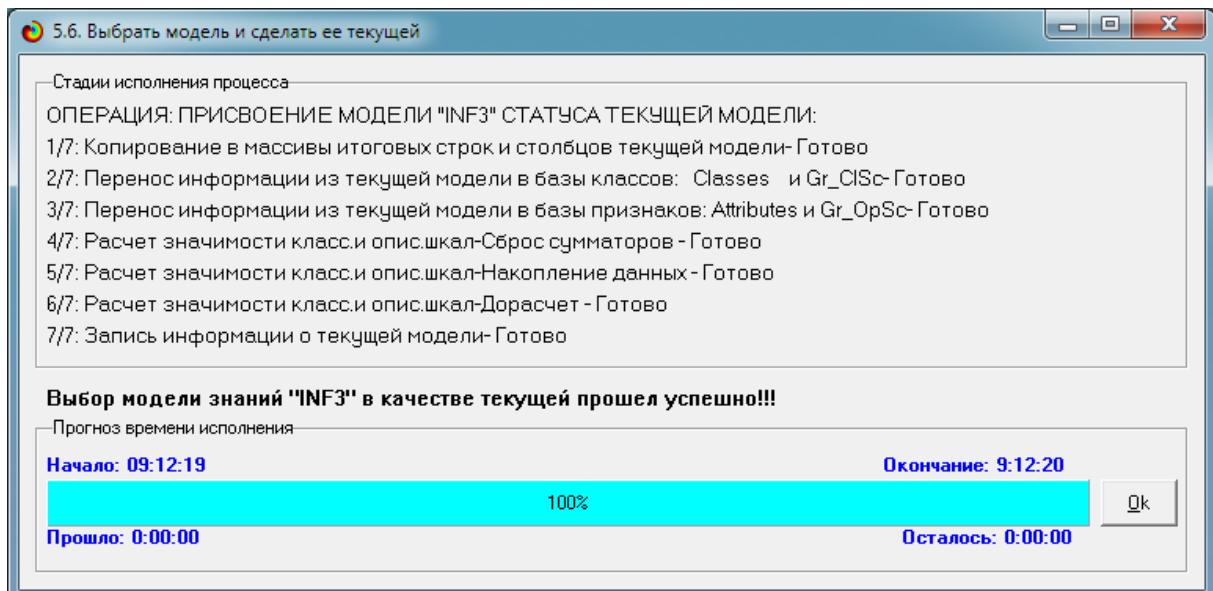


Рисунок 15. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

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» высокоеффективных 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 неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

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

где:

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

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

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

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

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или 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 стандартизованными 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 стандартизованных (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 являются мерой сходства векторов класса и объекта, но не расстоянием между ними, а косинусом угла между ними, т.е. это межвекторное или информационное расстояние. Поэтому его применение является корректным в **неортонормированных** пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

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

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

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

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

На рисунках 17 приведены экranные 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

освящены 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):

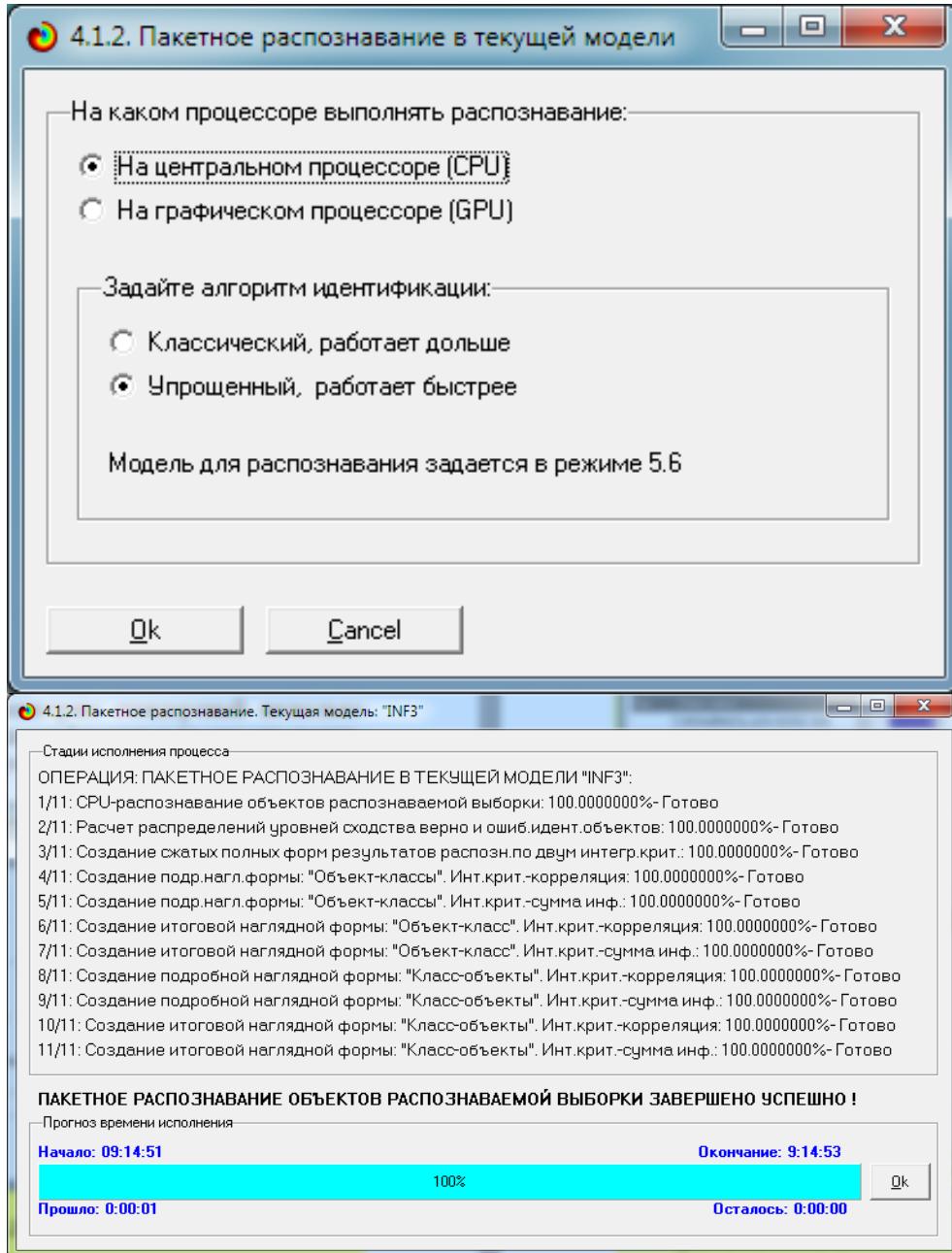


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

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

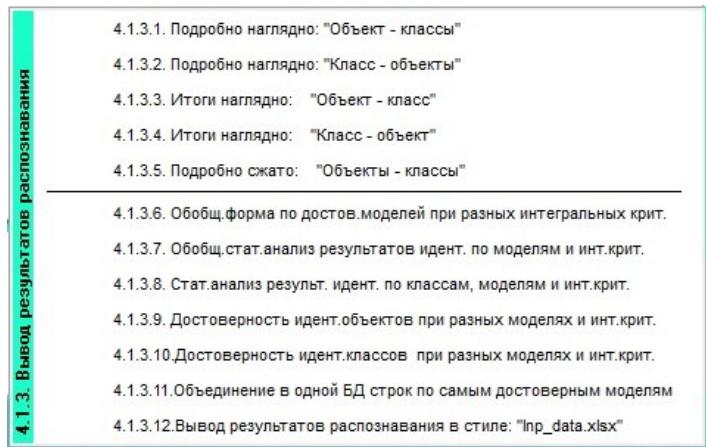


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Распознаваемые объекты	
Код	Нам.объекта
1	Law Dog
2	Wild Bill's Sidearm
3	.32 Pistol
4	Junky .32 Pistol
5	Paulson's Revolver
6	Blackhawk
7	Wernher's .44 Magnum
8	.44 Magnum
9	Desert Eagle
10	Desert Eagle (Exp. Mag.)
11	Sonora's 10mm Pistol
12	Col. Autumn's 10mm Pistol
13	10mm Alloy Steel Pistol
14	Chinese Dragoon Pistol
15	Zhu-Rong v418 Chinese Pistol
16	Chinese Pistol
17	10mm Pistol
18	Butch's 10mm Pistol
19	Shoddy 10mm Pistol
20	Inferior Chinese Pistol
21	Silenced 10mm Alloy Steel Pistol
22	10mm Pistol (SI)
23	14mm Pistol

Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"				
Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
2	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-стрелковое оружие	29,43...	v	<div style="width: 100%;">██████████</div>
3	ФУНКЦИЯ-1/3-(222.5, 134280.0)	23,96...	v	<div style="width: 80%;">███████████</div>
1	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя	15,61...		<div style="width: 15%;">████</div>
5	ФУНКЦИЯ-3/3-(268337.5, 402395.0)	1,568...		<div style="width: 1%;"> </div>
4	ФУНКЦИЯ-2/3-(134280.0, 268337.5)	-9,364...		<div style="width: 0%;">███████████</div>

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"				
Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
5	ФУНКЦИЯ-3/3-(268337.5, 402395.0)	9,560...		<div style="width: 10%;">████</div>
2	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-стрелковое оружие	7,902...	v	<div style="width: 8%;">███</div>
1	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя	4,717...		<div style="width: 5%;">██</div>
3	ФУНКЦИЯ-1/3-(222.5, 134280.0)	0,800...	v	<div style="width: 0%;">███████████</div>
4	ФУНКЦИЯ-2/3-(134280.0, 268337.5)	-0,509...		<div style="width: 0%;">███████████</div>

Помощь 9 классов Классы с MaxMin УрCx 9 классов с MaxMin УрCx ВСЕ классы ВКЛ. фильтр по класс.шкале ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале Граф.диаграммы

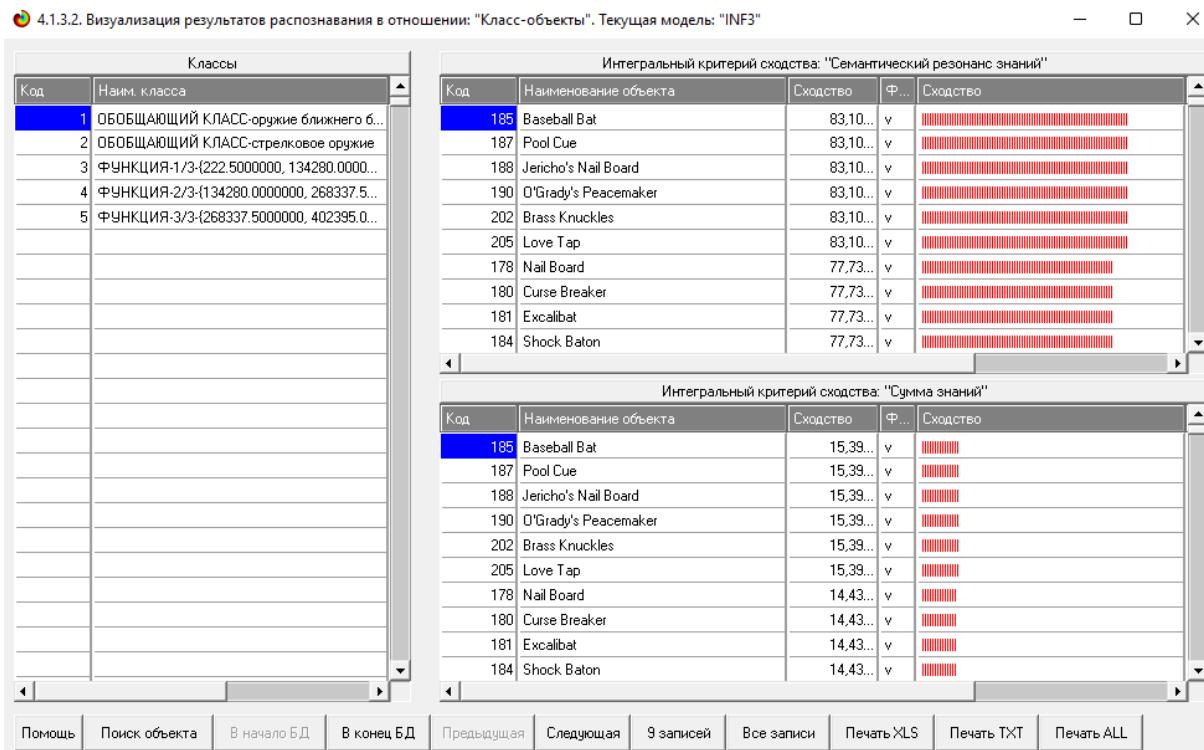


Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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 класса	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя	5,9249857	335	31,7535545
2	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-стрелковое оружие	5,9249857	1266	68,2464455
3	ФУНКЦИЯ-1/3-{222.500000, 134280.000000}	1,4560116	1529	96,2085308
4	ФУНКЦИЯ-2/3-{134280.000000, 268337.500000}	0,3515667	18	0,9478673
5	ФУНКЦИЯ-3/3-{268337.500000, 402395.000000}	1,1766992	54	2,8436019

SWOT-анализ класса:1 "ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
78	СТОИМОСТЬ-1/12-{10.000000, 217.500000}	33.961
126	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-1/12-{0.750000, 2.3541667}	32.192
13	БАЗОВЫЙ УРОН-0000000	23.686
66	ПРОЧНОСТЬ-1/12-{50.000000, 83337.500000}	22.059
21	БАЗОВЫЙ УРОН-15	9.071
27	БАЗОВЫЙ УРОН-20	6.071
44	БАЗОВЫЙ УРОН-45	5.652
127	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-2/12-{2.3541667, 3.9583333}	4.304
36	БАЗОВЫЙ УРОН-30	3.861
32	БАЗОВЫЙ УРОН-25	3.489
15	БАЗОВЫЙ УРОН-10	3.117
52	БАЗОВЫЙ УРОН-60	1.908
39	БАЗОВЫЙ УРОН-35	1.745
49	БАЗОВЫЙ ЧРНН-50	1.535

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
1	РАЗМЕР МАГАЗИНА-1/12-{0.000000, 21.750000}	-19.460
90	МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-1/12-{0.050000, 1.12916...}	-18.204
124	КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ, ЕД)11/12-{60.8333333, ...}	-11.299
102	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-1/12-{0.500000, 1.54166...}	-11.090
122	КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ, ЕД)-9/12-{51.6666667, 5...	-9.625
104	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-3/12-{2.5833333, 3.62500...}	-7.533
79	СТОИМОСТЬ-2/12-{217.500000, 425.000000}	-6.416
2	РАЗМЕР МАГАЗИНА-2/12-{21.750000, 42.500000}	-5.440
105	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-4/12-{3.625000, 4.66666...	-5.022
129	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-4/12-{5.5625000, 7.1666667}	-4.650
125	КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ, ЕД)12/12-{65.4166667, ...}	-4.394
91	МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-2/12-{1.1291667, 2.20833...	-3.139
130	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-5/12-{7.1666667, 8.7708333}	-2.929
131	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-6/12-{8.7708333, 10.3750000}	-2.511

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

SWOTDiagram0001-06.jpg

SWOT-ДИАГРАММА КЛАССА В МОДЕЛИ: "INF3"

Приложение: "Выявление наиболее эффективного оружия в игре Fallout 3"

Шкала: [1] ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС
Класс: [1] оружие ближнего боя

СПОСОБСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:

- [4] СТОИМОСТЬ
[78] 1/12-{10.0, 217.5}
- [8] СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ
[126] 1/12-{0.8, 2.4}
- [2] БАЗОВЫЙ УРОН
[13] 0000000
- [3] ПРОЧНОСТЬ
[66] 1/12-{50.0, 83337.5}
- [2] БАЗОВЫЙ УРОН
[21] 15
- [2] БАЗОВЫЙ УРОН
[27] 20
- [2] БАЗОВЫЙ УРОН
[44] 45

ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ значения факторов и сила их влияния:

- [1] РАЗМЕР МАГАЗИНА
[1] 1/12-{0.1, 21.8}
- [5] МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС
[90] 1/12-{0.1, 1.1}
- [7] КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ, ЕД)
[124] 11/12-{60.8, 65.4}
- [6] МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС
[102] 1/12-{0.5, 1.5}
- [7] КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ, ЕД)
[122] 9/12-{51.7, 56.3}
- [8] МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС
[104] 3/12-{2.6, 3.6}
- [4] СТОИМОСТЬ
[79] 2/12-{217.5, 425.0}

Фильтр по факторам ВЫКЛЮЧЕН. Диапазон кодов значений: 1-137

СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССА ФАКТОРАМИ И ИХ ЗНАЧЕНИЯМИ:

- Значения факторов, СПОСОБСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи КРАСНОГО цвета. Толщина линий отражает степень влияния.
- Значения факторов, ПРЕПЯТСТВУЮЩИЕ переходу объекта управления в состояние, соответствующее классу, отображаются линиями связи СИНЕГО цвета. Толщина линий отражает степень влияния.

Форма создана: 18.01.2023 12:07:36

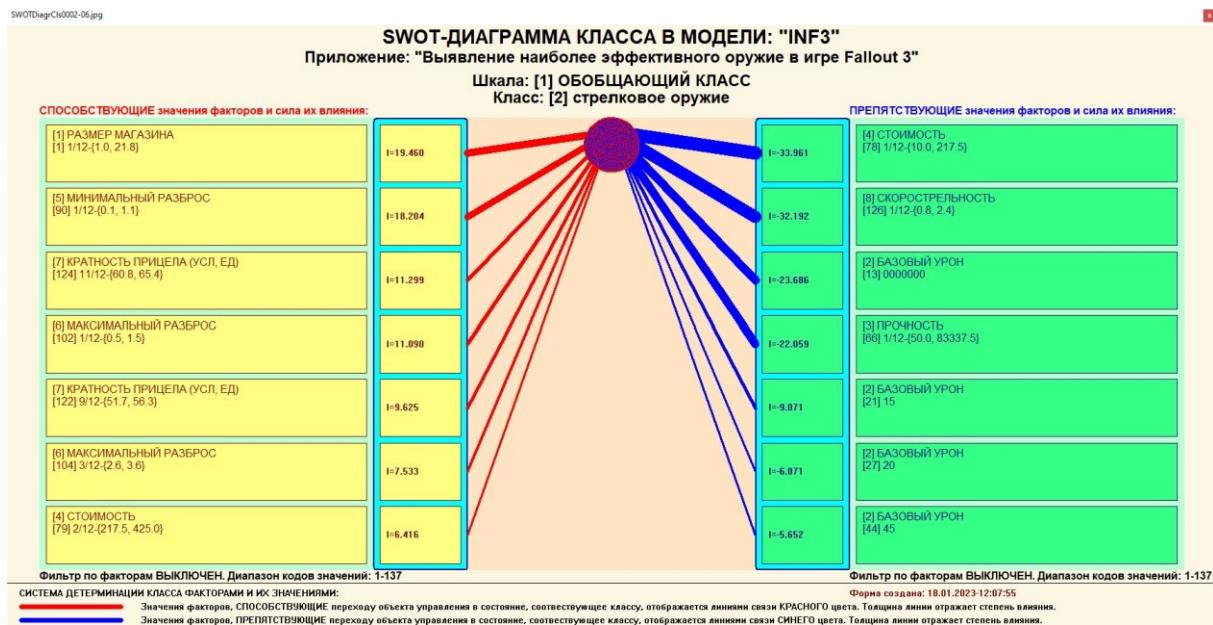


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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 помошь 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].

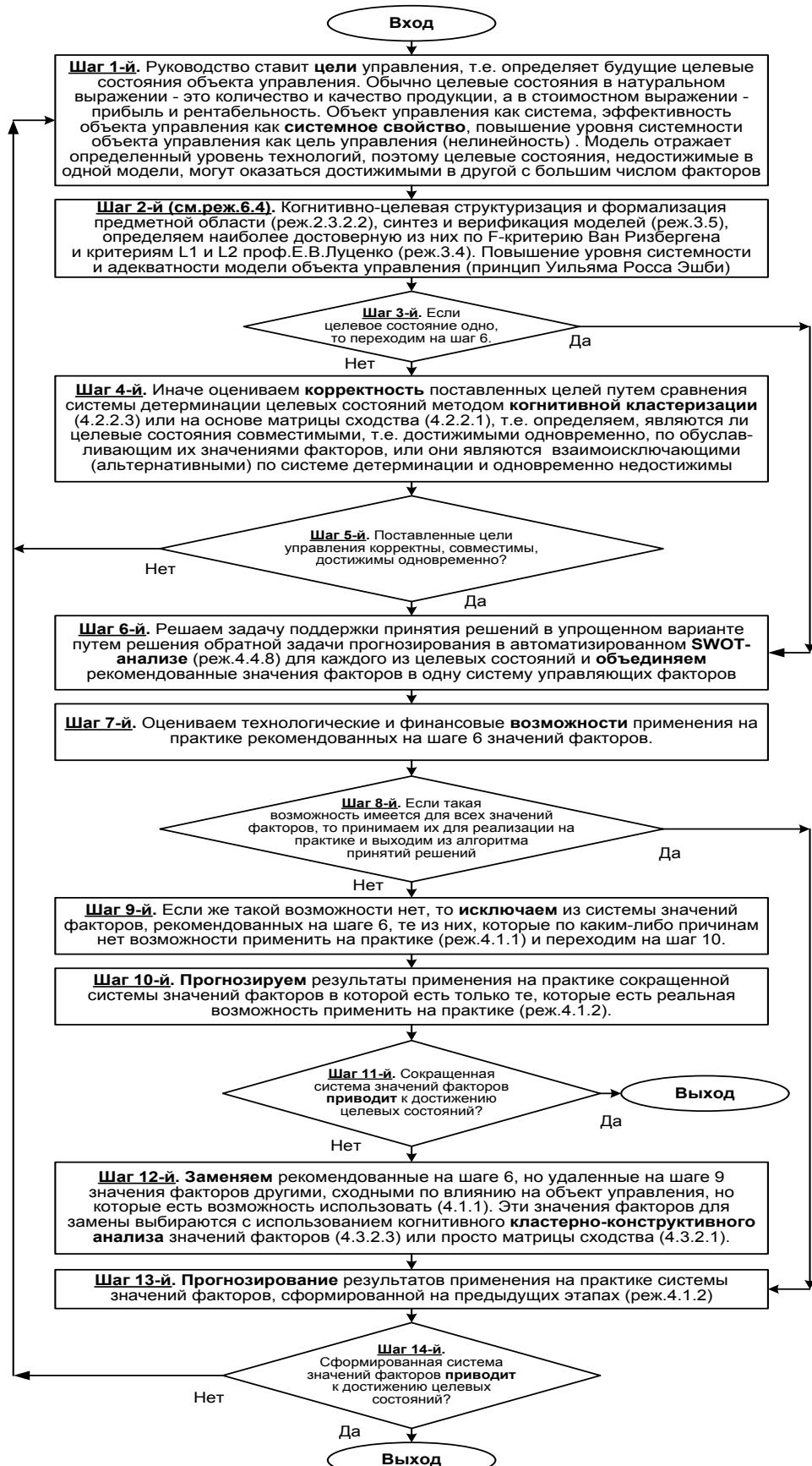


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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 совместимы, т.е. достижимы 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:

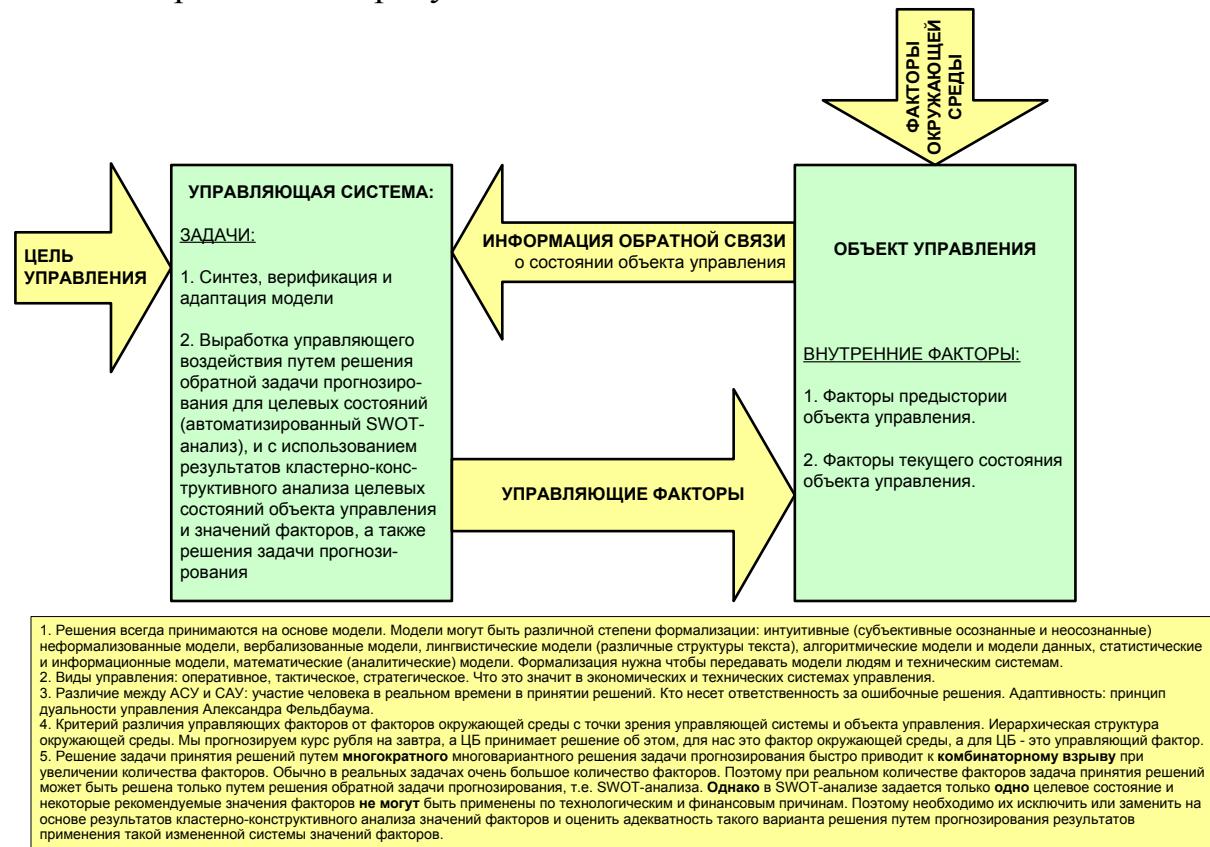


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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.

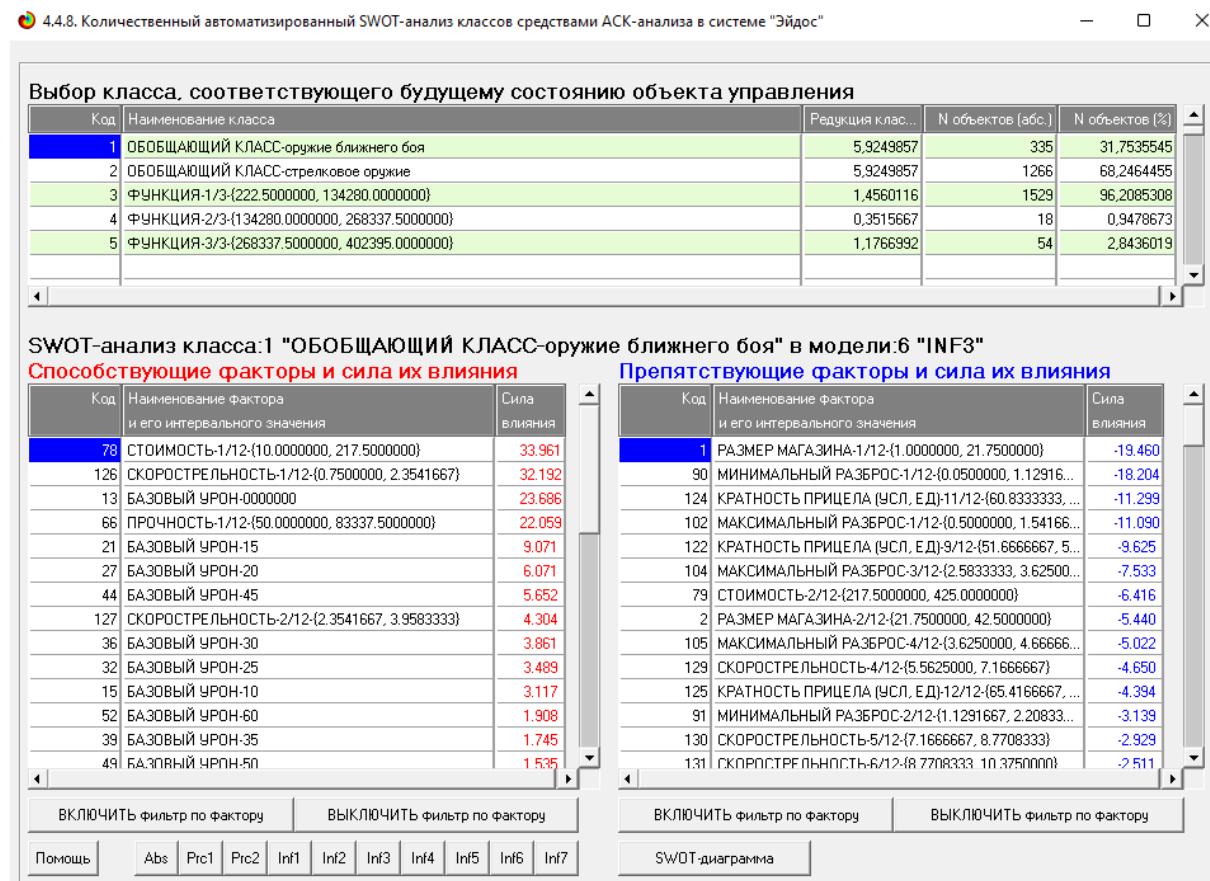
Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [21, 22].

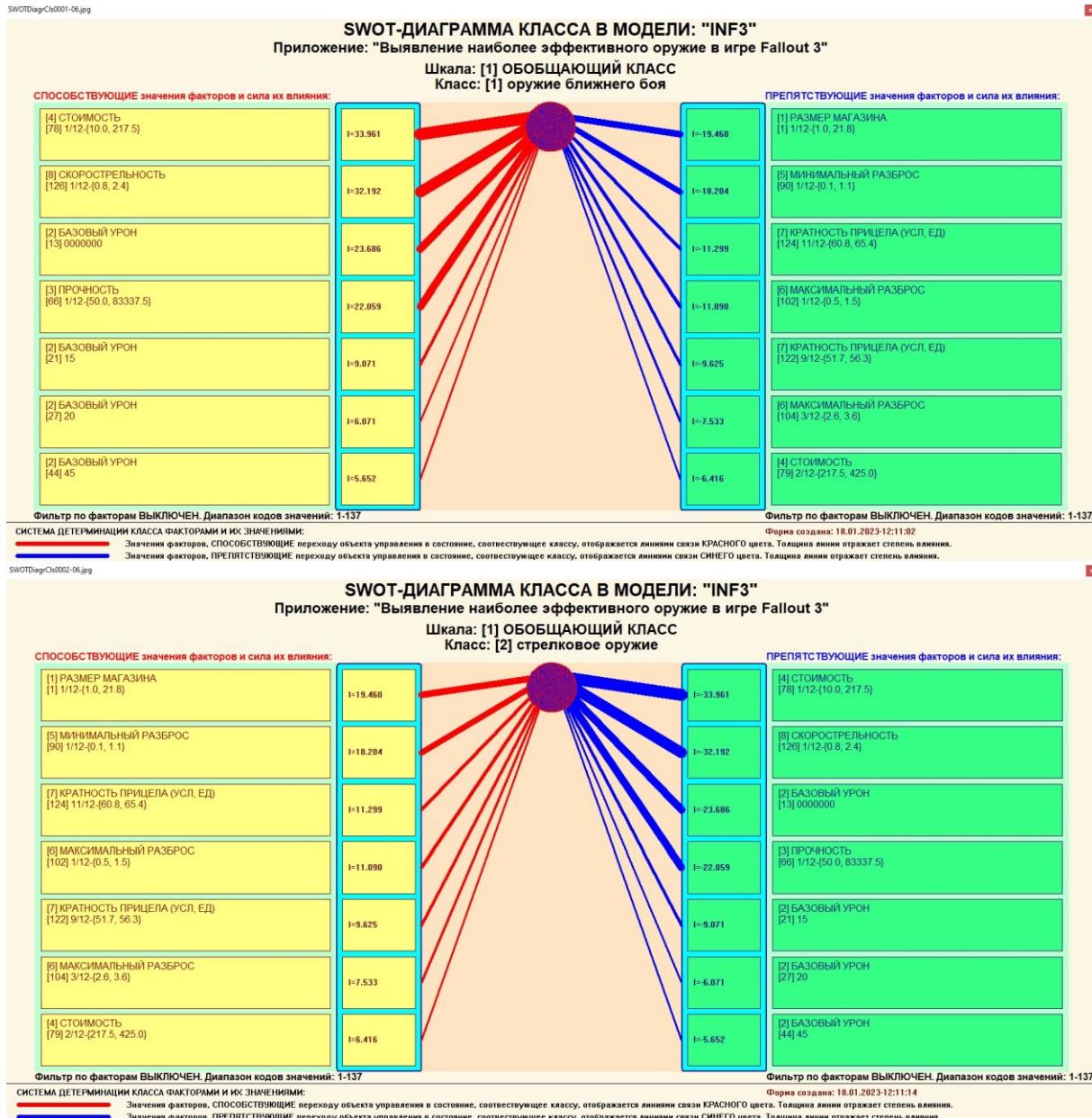
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

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

Инвертированные SWOT-диаграммы (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:





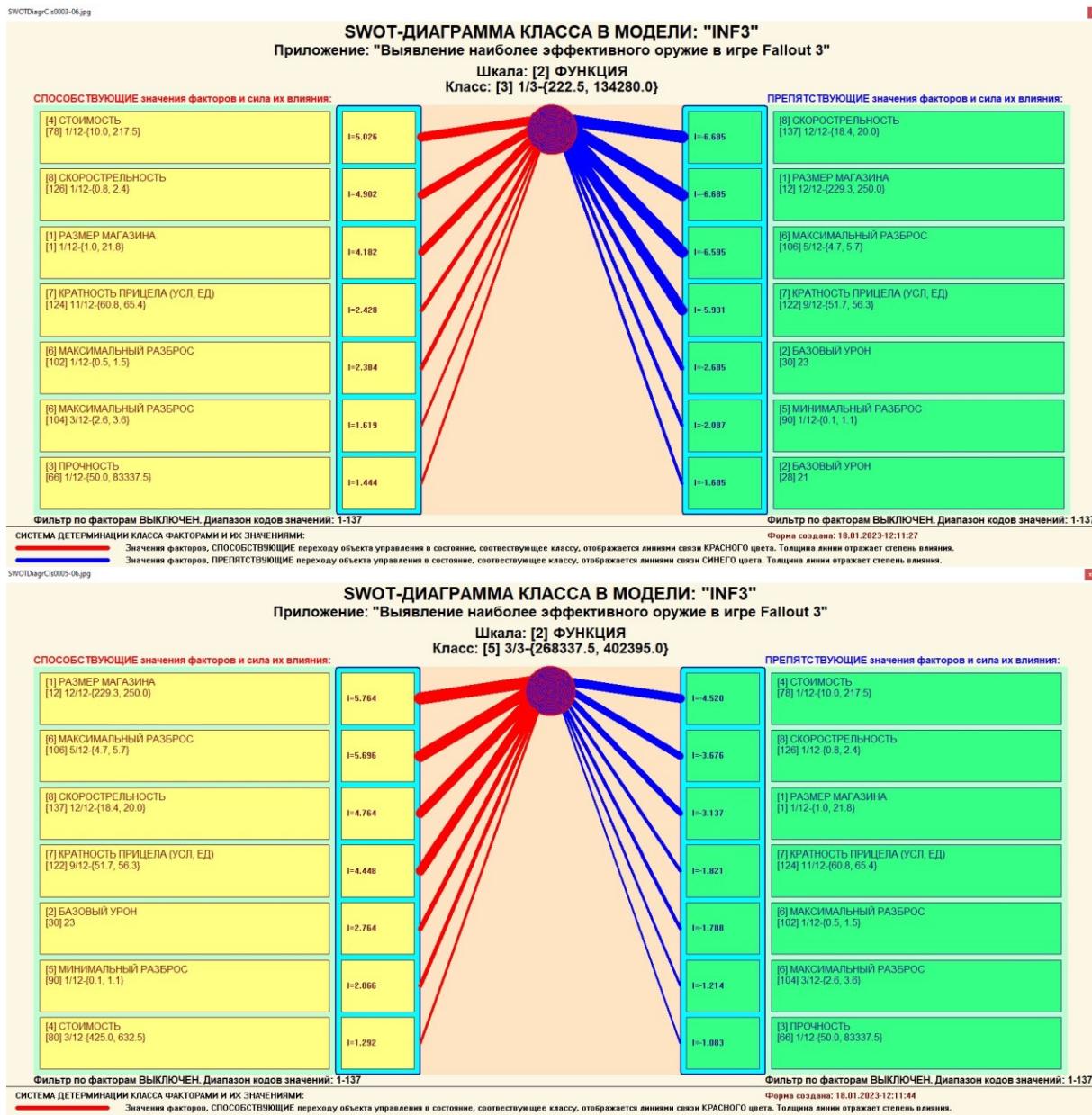


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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.

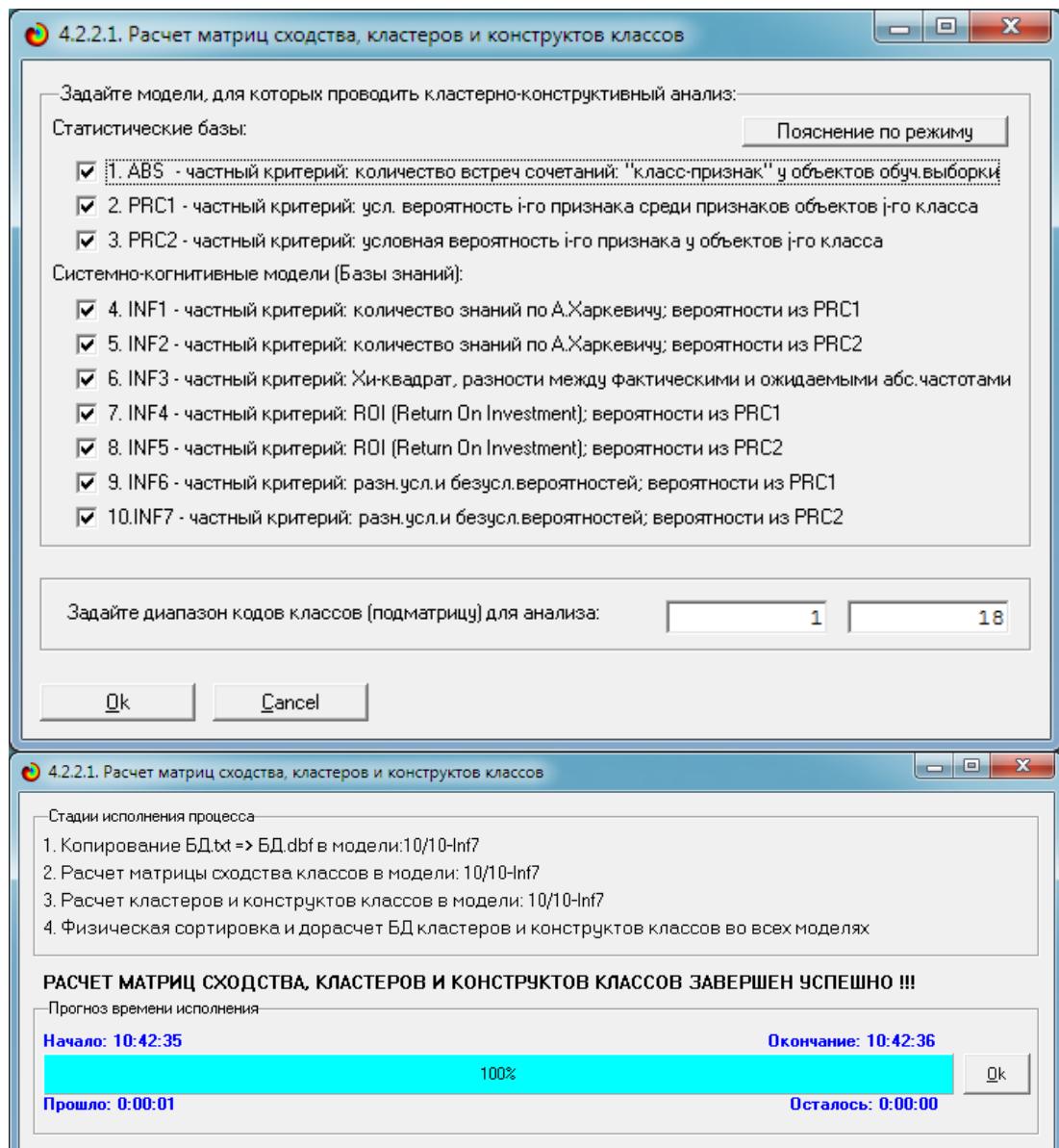
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

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:



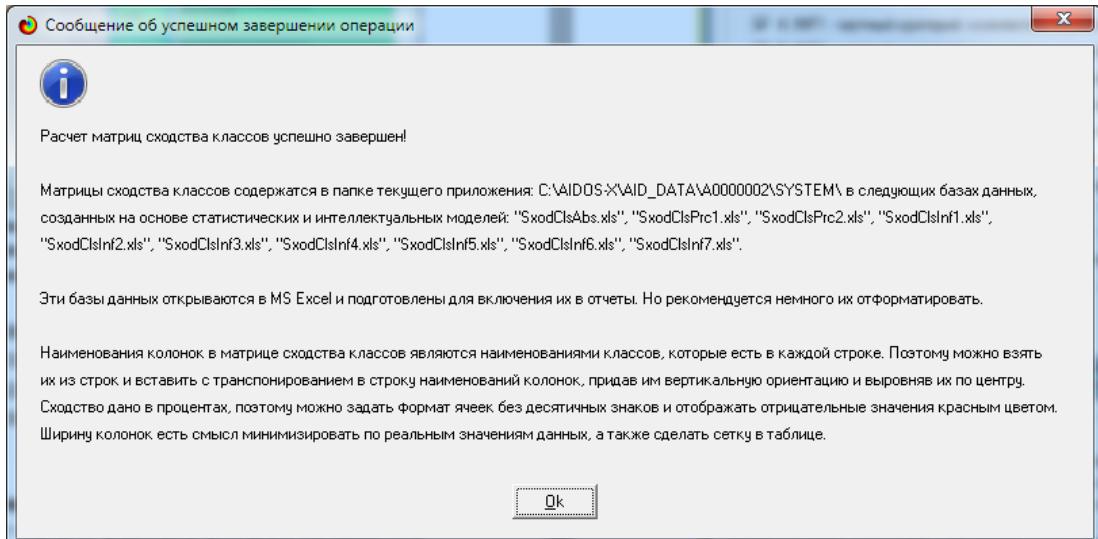


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 14 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3	N4	N5
1		1 ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя	100,0000000	-100,0000000	32,4972728	-20,6749352	-34,0340052
2		1 ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-стрелковое оружие	-100,0000000	100,0000000	-32,4972728	20,6749352	34,0340052
3		2 ФУНКЦИЯ-1/3-{222.500000, 134280.000000}	32,4972728	-32,4972728	100,0000000	-83,9004391	-98,6696997
4		2 ФУНКЦИЯ-2/3-{134280.000000, 268337.500000}	-20,6749352	20,6749352	-83,9004391	100,0000000	73,9384716
5		2 ФУНКЦИЯ-3/3-{268337.500000, 402395.000000}	-34,0340052	34,0340052	-98,6696997	73,9384716	100,0000000

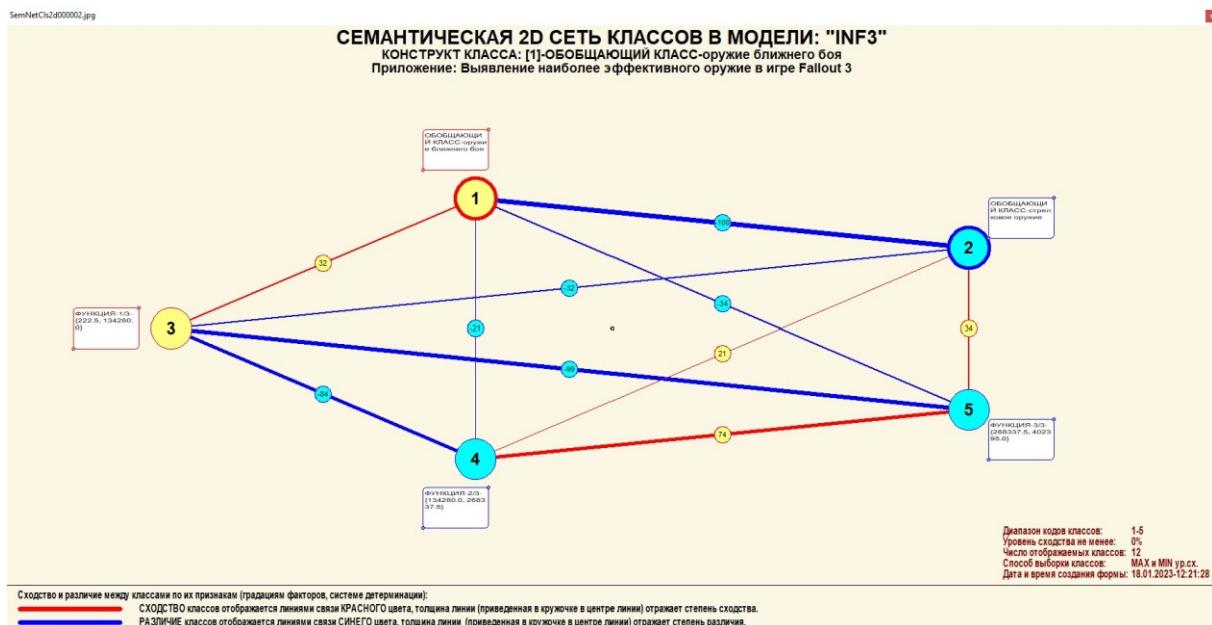


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)



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

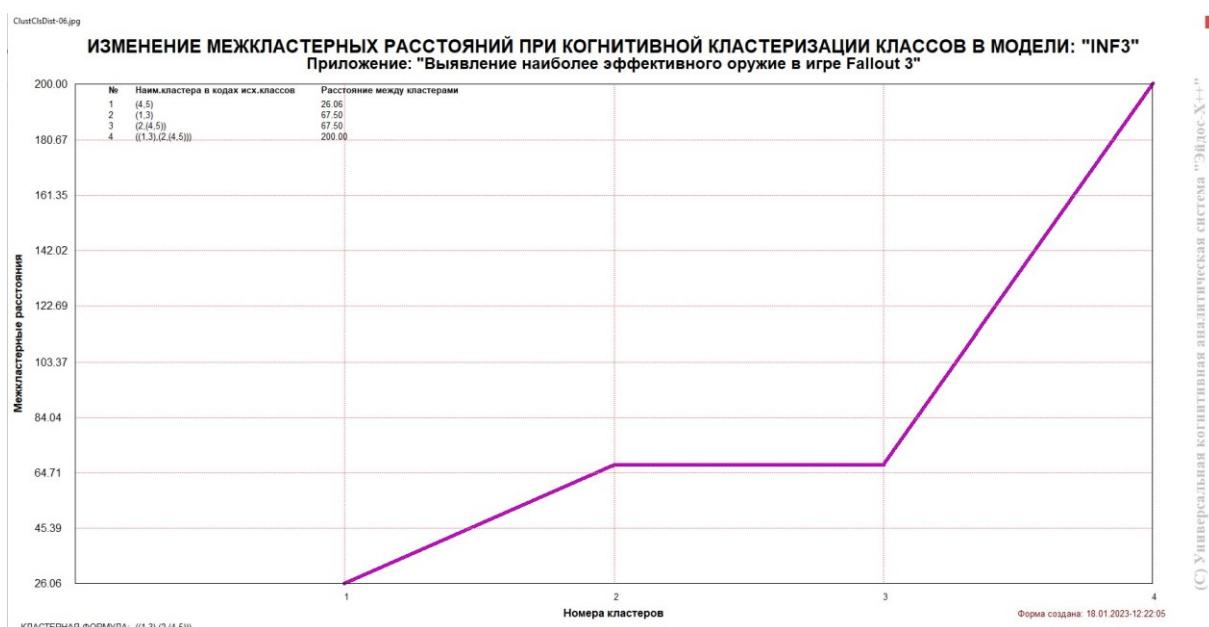


Рисунок 26. График изменения межклusterных расстояний (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

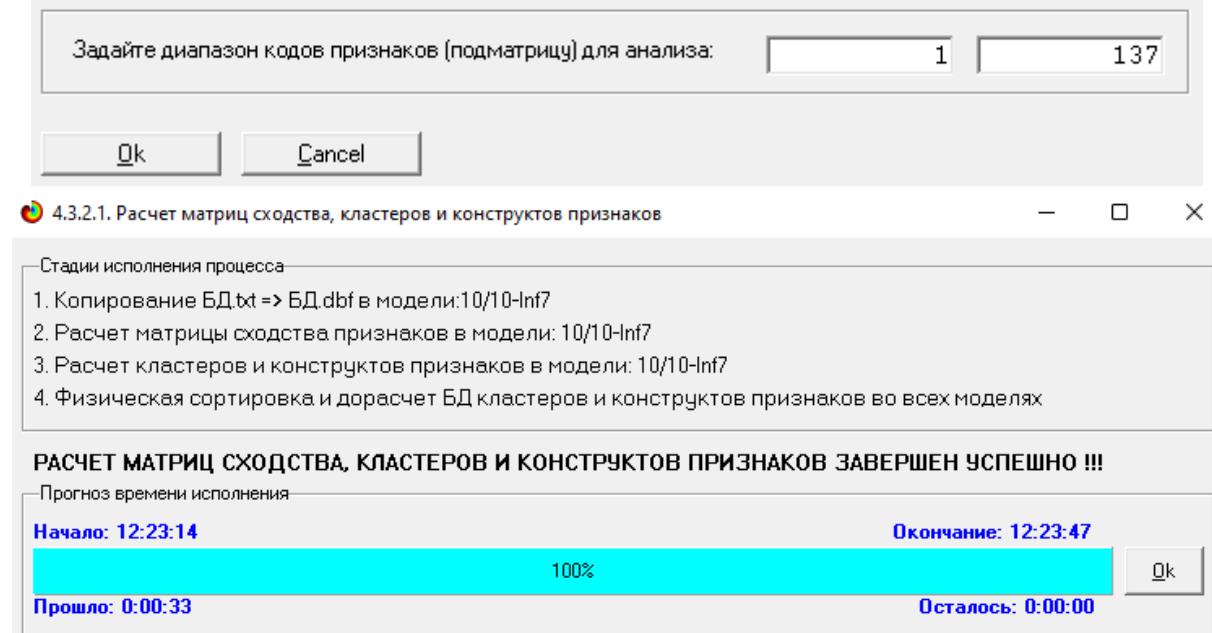
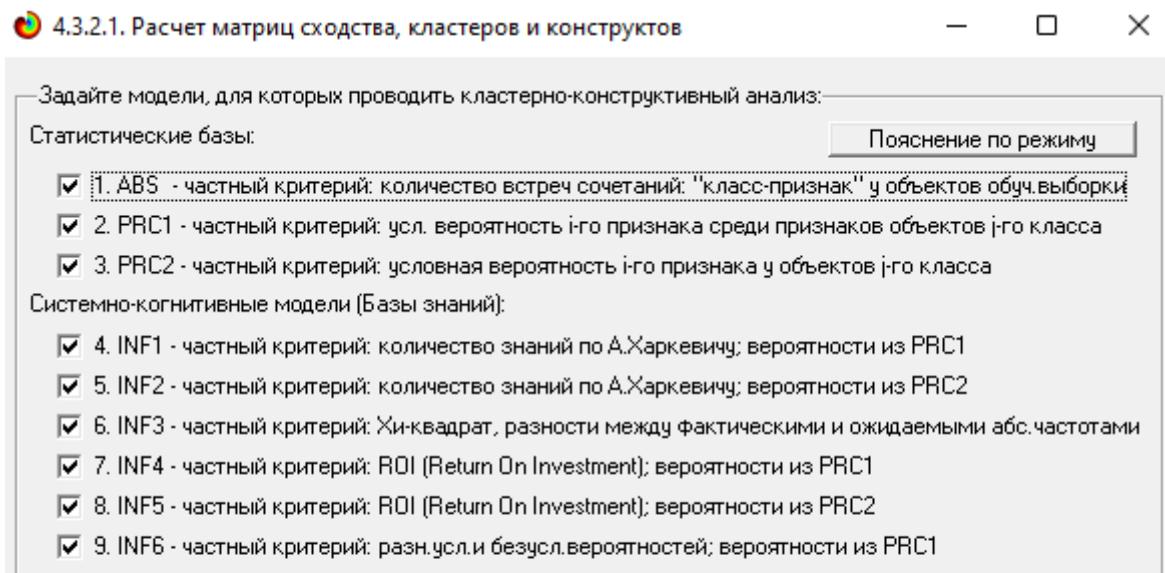
В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 29) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

- 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:



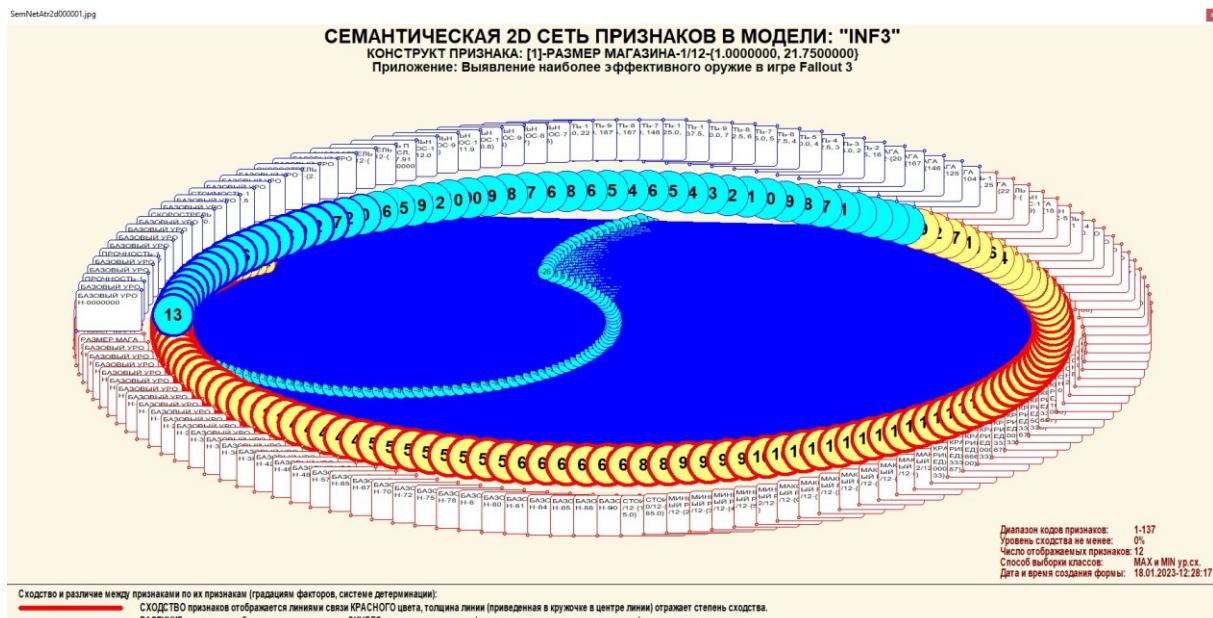


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF1 (режим 4.3.2.2)

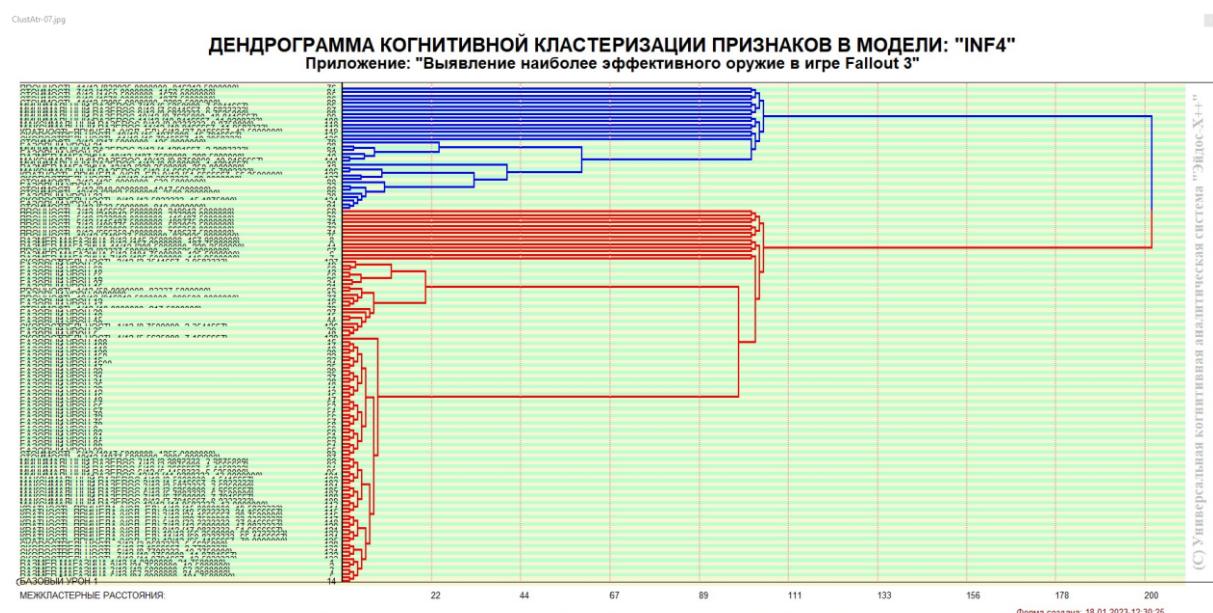


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

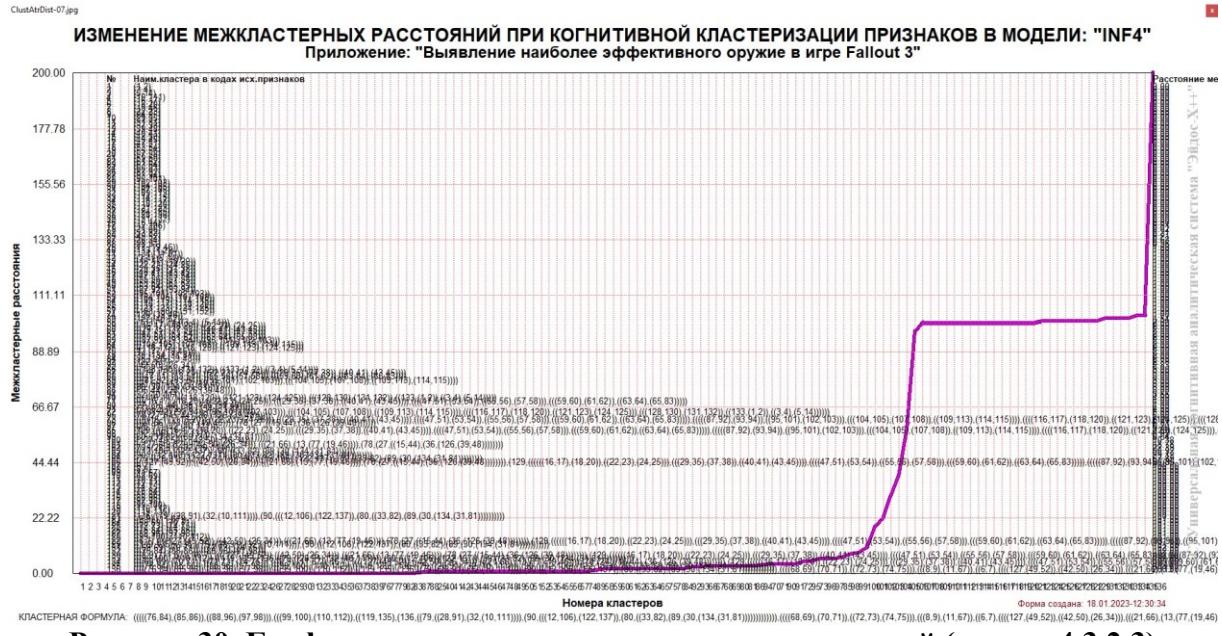


Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

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	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя	
2	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-стрелковое оружие	
3	ФУНКЦИЯ-1/3-{222.500000, 134280.000000}	
4	ФУНКЦИЯ-2/3-{134280.000000, 268337.500000}	
5	ФУНКЦИЯ-3/3-{268337.500000, 402395.000000}	

Подготовка визуализации нейрона:1 "ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя" в модели:6 "INF3"					
АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния		ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния			
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния	Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
78	СТОИМОСТЬ-1/12-{10.000000, 217.500000}	33.961	1	РАЗМЕР МАГАЗИНА-1/12-{1.000000, 21.750000}	-19.460
126	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-1/12-{0.750000, 2.3541667}	32.192	90	МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-1/12-{0.050000, 1.1291667}	-18.204
13	БАЗОВЫЙ УРОВН-0000000	23.686	124	КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (ЧСП, ЕД)-11/12-{60.8333333, 6...	-11.299
66	ПРОЧНОСТЬ-1/12-{50.000000, 83337.500000}	22.059	102	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-1/12-{0.500000, 1.5416667}	-11.090
21	БАЗОВЫЙ УРОВН-15	9.071	122	КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (ЧСП, ЕД)-9/12-{51.6666667, 56...	-9.625
27	БАЗОВЫЙ УРОВН-20	6.071	104	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-3/12-{2.5833333, 3.6250000}	-7.533
44	БАЗОВЫЙ УРОВН-45	5.652	79	СТОИМОСТЬ-2/12-{217.500000, 425.000000}	-6.416
127	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-2/12-{2.3541667, 3.9583333}	4.304	2	РАЗМЕР МАГАЗИНА-2/12-{21.750000, 42.500000}	-5.440
36	БАЗОВЫЙ УРОВН-30	3.861	105	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-4/12-{3.625000, 4.6666667}	-5.022
221	БАЗОВЫЙ УРОВН-35	3.400	120	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-4/12-{51.6666667, 7.100000}	-4.560

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору	ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору
Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7	
Максимальное количество отображаемых рецепторов: <input type="text" value="999"/>	
Минимальный вес.коэф.отображаемых рецепторов: <input type="text" value="0.000"/>	

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору	ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору
Сортировать рецепторы:	
<input checked="" type="radio"/> по информативности <input type="radio"/> по модулю информативности <input type="radio"/> с наименованиями <input type="radio"/> только с кодами	

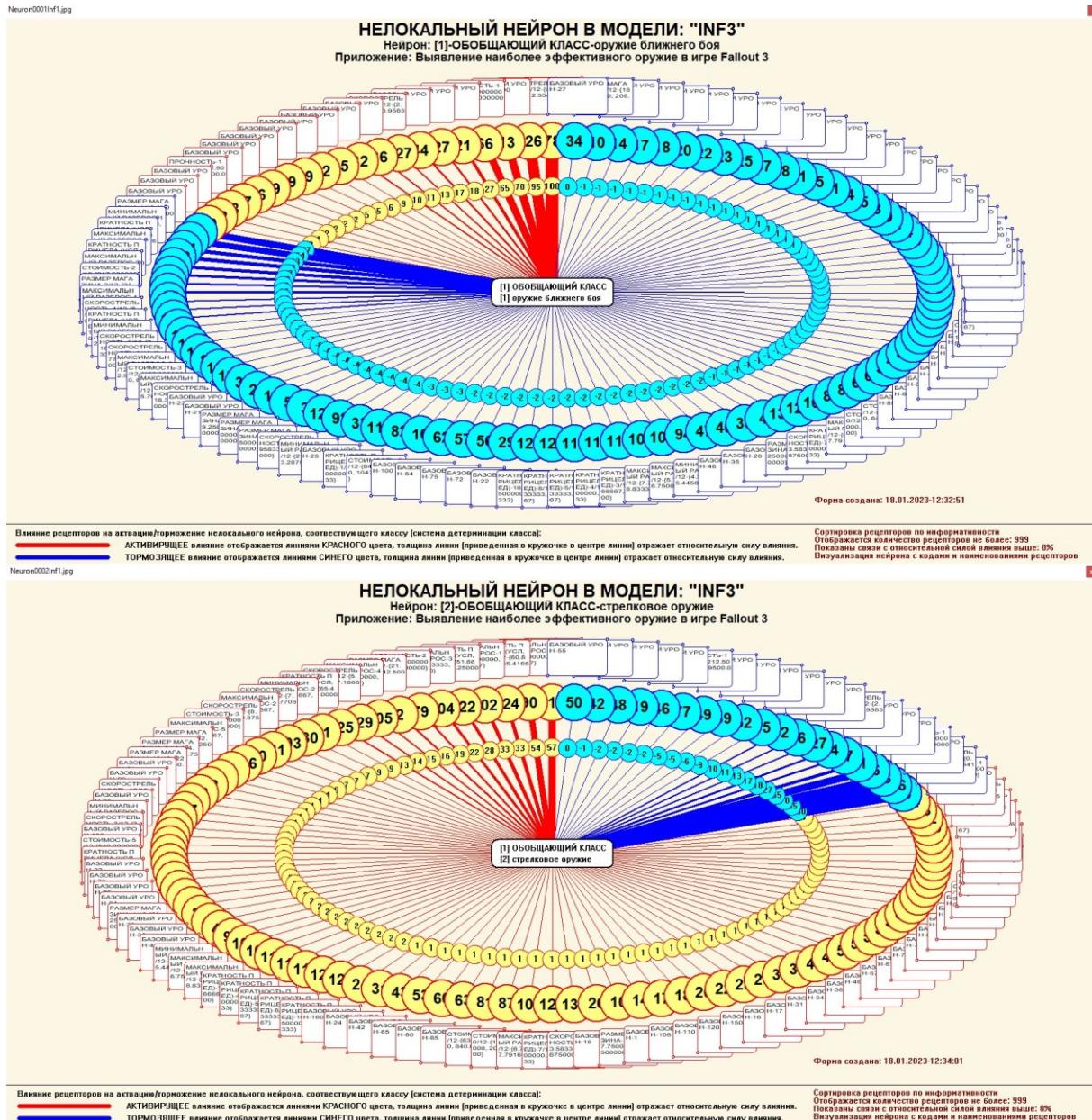


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [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"

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
	1	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя
	2	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-стрелковое оружие
	3	ФУНКЦИЯ-1/3-{222.500000, 134280.000000}
	4	ФУНКЦИЯ-2/3-{134280.000000, 268337.500000}
	5	ФУНКЦИЯ-3/3-{268337.500000, 402395.000000}

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: 16
Максимальное количество отображаемых связей: 1000 ClearSet Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 5
Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 137

Подготовка визуализации нейрона: 1 "ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя" в модели: 6 "INF3"
АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
78	СТОИМОСТЬ-1/12-{10.000000, 217.500000}	33.961
126	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-1/12-{0.750000, 2.3541667}	32.192
13	БАЗОВЫЙ УРОН-0000000	23.686
66	ПРОЧНОСТЬ-1/12-{50.000000, 83337.500000}	22.059
21	БАЗОВЫЙ УРОН-15	9.071
27	БАЗОВЫЙ УРОН-20	6.071
44	БАЗОВЫЙ УРОН-45	5.652
127	СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ-2/12-{2.3541667, 3.9583333}	4.304
36	БАЗОВЫЙ УРОН-30	3.861
22	БАЗОВЫЙ УРОН-35	3.409

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
1	РАЗМЕР МАГАЗИНА-1/12-{1.0000000, 21.7500000}	-19.460
90	МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-1/12-{0.0500000, 1.1291667}	-18.204
124	КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ. ЕД)-11/12-{60.8333333, 6..}	-11.299
102	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-1/12-{0.5000000, 1.5416667}	-11.090
122	КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ. ЕД)-9/12-{51.6666667, 56...}	-9.625
104	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-3/12-{2.5833333, 3.6250000}	-7.533
79	СТОИМОСТЬ-2/12-{217.500000, 425.000000}	-6.416
2	РАЗМЕР МАГАЗИНА-2/12-{21.7500000, 42.5000000}	-5.440
105	МАКСИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС-4/12-{3.6250000, 4.6666667}	-5.022
120	СКОРОСТЬ СПОСТОЛЫ ХН-2 (ЕВРОПО, 7.1000000)	-4.550

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

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору
Сортировать связи:
по модулю информативности
по информативности и знаку
Отображать наименования:
нейронов
рецепторов

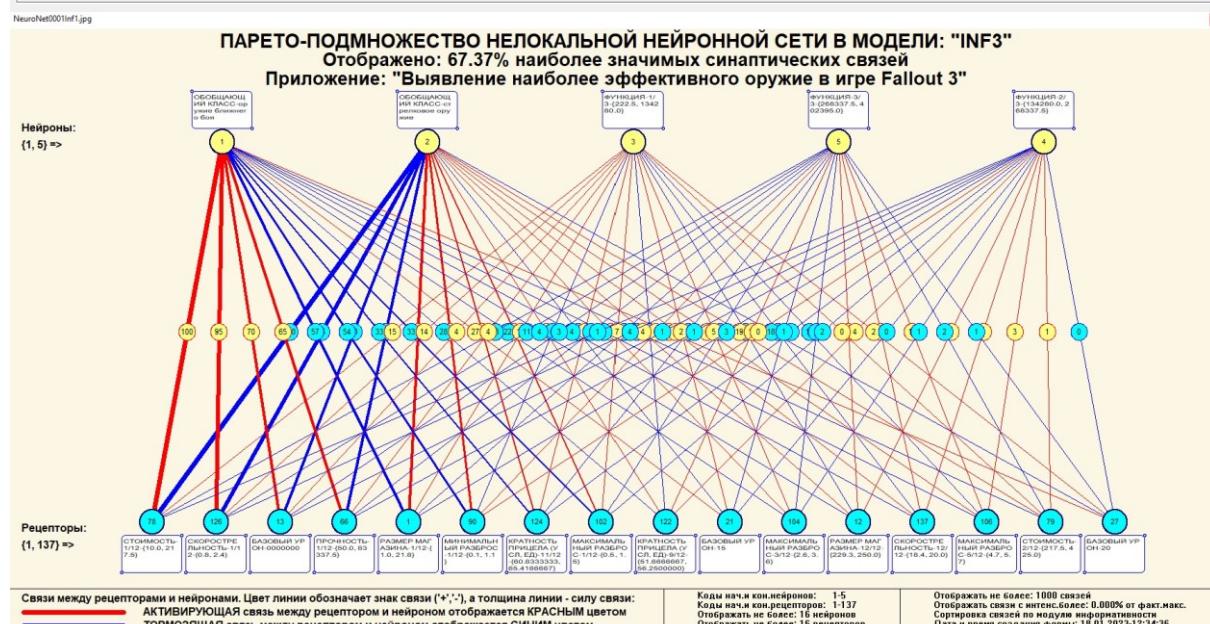


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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-подмножества одного слоя интегральной когнитивной карты в системе "Эйдос"

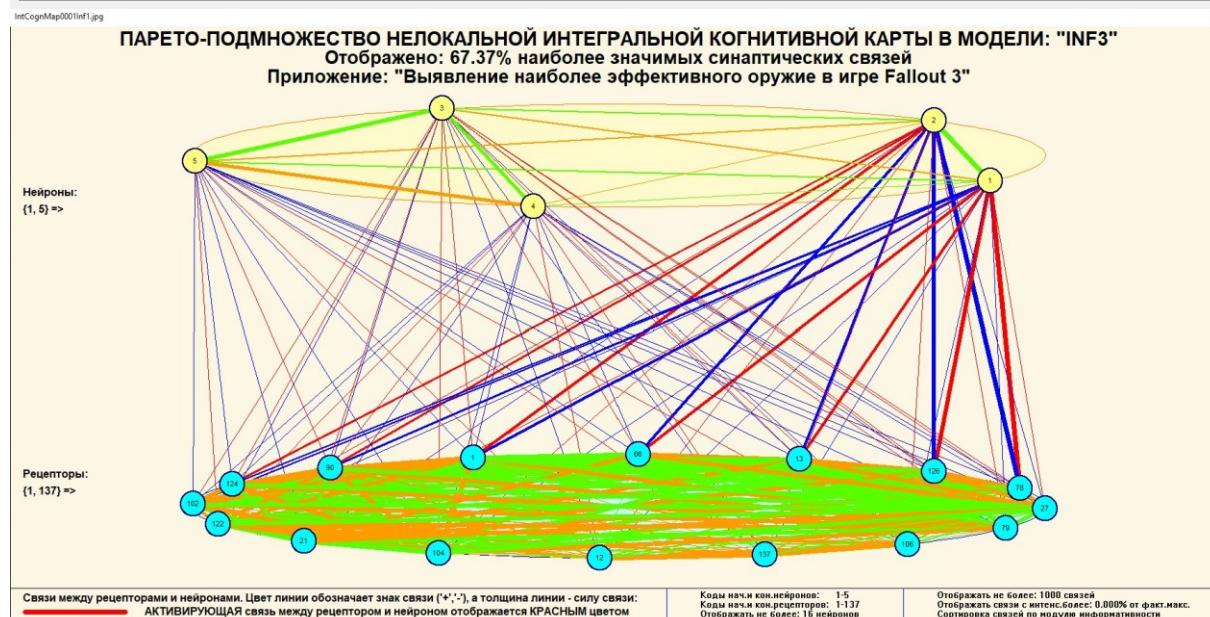
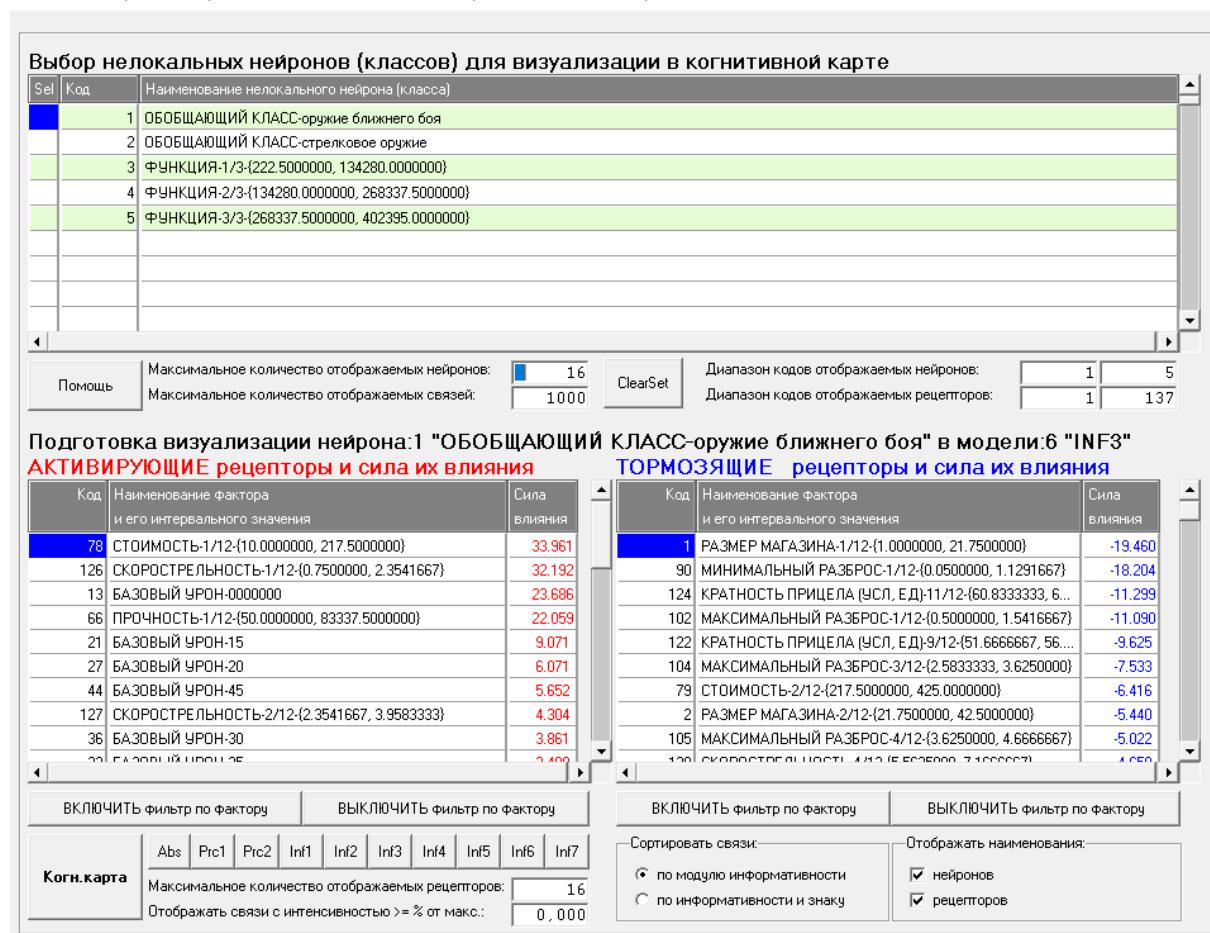


Рисунок 33. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

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

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

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

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть одним из первых писал Дьердь Пойа [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-

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.

приложение №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

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	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-оружие ближнего боя
2	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС-стрелковое оружие
3	ФУНКЦИЯ-1/3-{222.5000000, 134280.0000000}
4	ФУНКЦИЯ-2/3-{134280.0000000, 268337.5000000}
5	ФУНКЦИЯ-3/3-{268337.5000000, 402395.0000000}

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 ШКАЛЫ	1	137
1	РАЗМЕР МАГАЗИНА	1	12
2	БАЗОВЫЙ УРОН	13	65
3	ПРОЧНОСТЬ	66	77
4	СТОИМОСТЬ	78	89
5	МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС	90	101

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 так количество отображаемых связей: Помощь

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 ШКАЛЫ
Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ 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

CogDiagClu0001-0001-06.jpg

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
Приложение: "Выявление наиболее эффективного оружие в игре Fallout 3"

Классика: [1] ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС
Класс: [1] оружие ближнего боя

Наименования признаков:

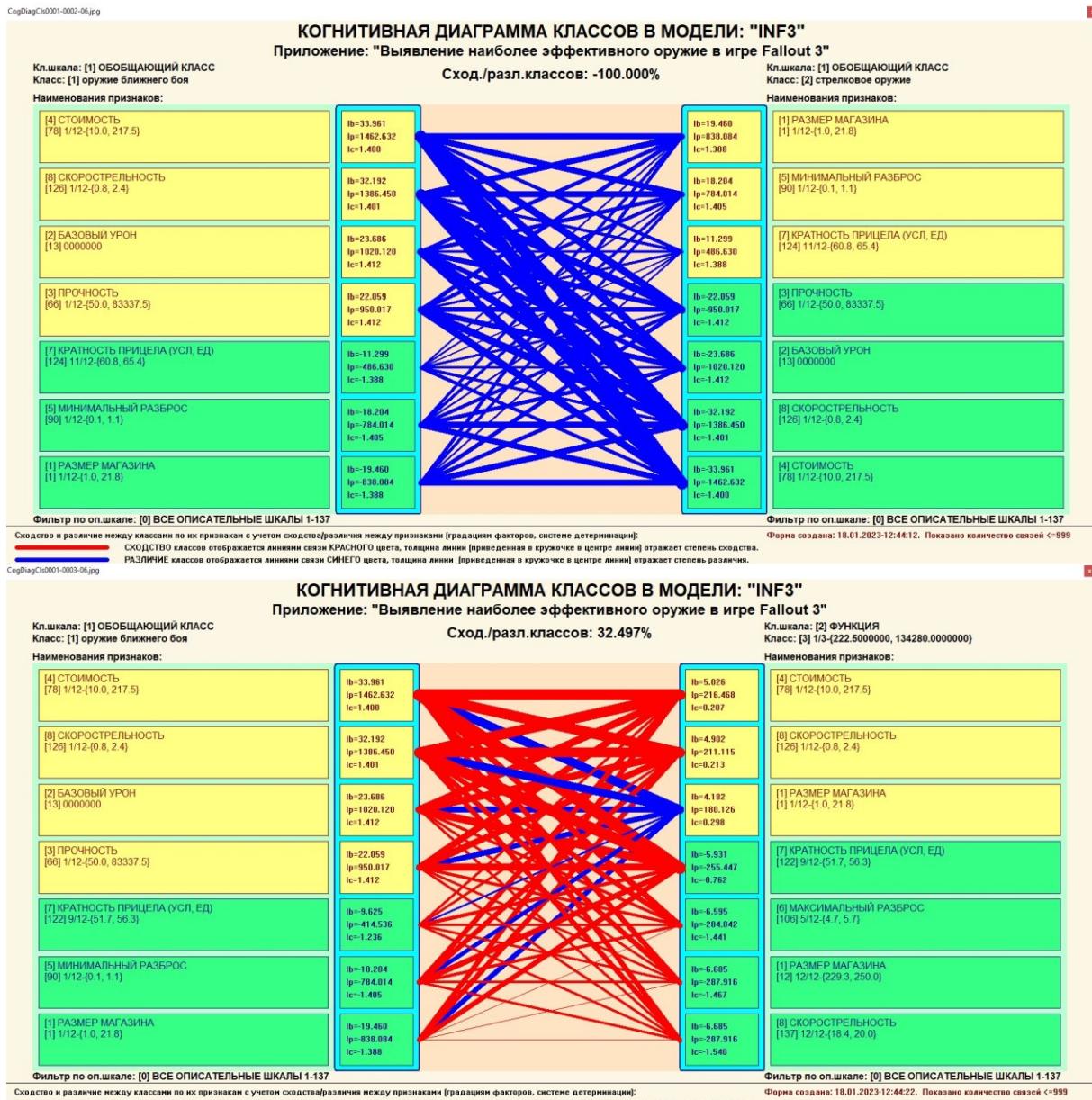
[4] СТОИМОСТЬ [78] 1/12-[10.0, 217.5]	lb=33.961 lp=1462.632 lc=1.400	lb=33.961 lp=1462.632 lc=1.400	[4] СТОИМОСТЬ [78] 1/12-[10.0, 217.5]
[8] СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ [128] 1/12-[0.8, 2.4]	lb=32.192 lp=1386.450 lc=1.401	lb=32.192 lp=1386.450 lc=1.401	[8] СКОРОСТРЕЛЬНОСТЬ [128] 1/12-[0.8, 2.4]
[2] БАЗОВЫЙ УРОН [13] 0000000	lb=23.686 lp=1020.120 lc=1.412	lb=23.686 lp=1020.120 lc=1.412	[2] БАЗОВЫЙ УРОН [13] 0000000
[3] ПРОЧНОСТЬ [68] 1/12-[50.0, 83337.5]	lb=22.059 lp=956.017 lc=1.412	lb=22.059 lp=956.017 lc=1.412	[3] ПРОЧНОСТЬ [68] 1/12-[50.0, 83337.5]
[7] КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ. ЕД) [124] 11/12-[60.8, 65.4]	lb=11.299 lp=486.630 lc=1.388	lb=11.299 lp=486.630 lc=1.388	[7] КРАТНОСТЬ ПРИЦЕЛА (УСЛ. ЕД) [124] 11/12-[60.8, 65.4]
[5] МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС [90] 1/12-[0.1, 1.1]	lb=18.204 lp=784.014 lc=1.405	lb=18.204 lp=784.014 lc=1.405	[5] МИНИМАЛЬНЫЙ РАЗБРОС [90] 1/12-[0.1, 1.1]
[1] РАЗМЕР МАГАЗИНА [1] 1/12-[10.0, 21.8]	lb=19.460 lp=838.084 lc=1.388	lb=19.460 lp=838.084 lc=1.388	[1] РАЗМЕР МАГАЗИНА [1] 1/12-[10.0, 21.8]

Фильтр по оп.шкале: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ 1-137

Сходство и различие между классами по их признакам с учетом сходства различия между признаками [градациями факторов, системе детерминации]:
СООДСТВО классов отображается линии связи КРАСНОГО цвета, толщина линии [приведенная в кружочке в центре линии] отражает степень сходства.
РАЗЛИЧИЕ классов отображается линии связи СИНЕГО цвета, толщина линии [приведенная в кружочке в центре линии] отражает степень различия.

Фильтр по оп.шкале: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ 1-137

Форма создана: 18.01.2023-12:43:57. Показано количество связей <999



4.2.3. Когнитивные диаграммы классов



Процесс генерации, визуализации и записи когнитивных диаграмм
содержательного сравнения классов успешно завершен !!!

В папку: "C:\VAIDOS-X\VAID_DATA\VA0000018\SYSTEM\CognDiagrCls\" сохранено 25 диаграмм.

Ok

Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

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	РАЗМЕР МАГАЗИНА-1/12-(1.0000000, 21.7500000)
2	РАЗМЕР МАГАЗИНА-2/12-(21.7500000, 42.5000000)
3	РАЗМЕР МАГАЗИНА-3/12-(42.5000000, 63.2500000)
4	РАЗМЕР МАГАЗИНА-4/12-(63.2500000, 84.0000000)
5	РАЗМЕР МАГАЗИНА-5/12-(84.0000000, 104.7500000)
6	РАЗМЕР МАГАЗИНА-6/12-(104.7500000, 125.5000000)

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	5
1	ОБОБЩАЮЩИЙ КЛАСС	1	2
2	ФУНКЦИЯ	3	5

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:

99999

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

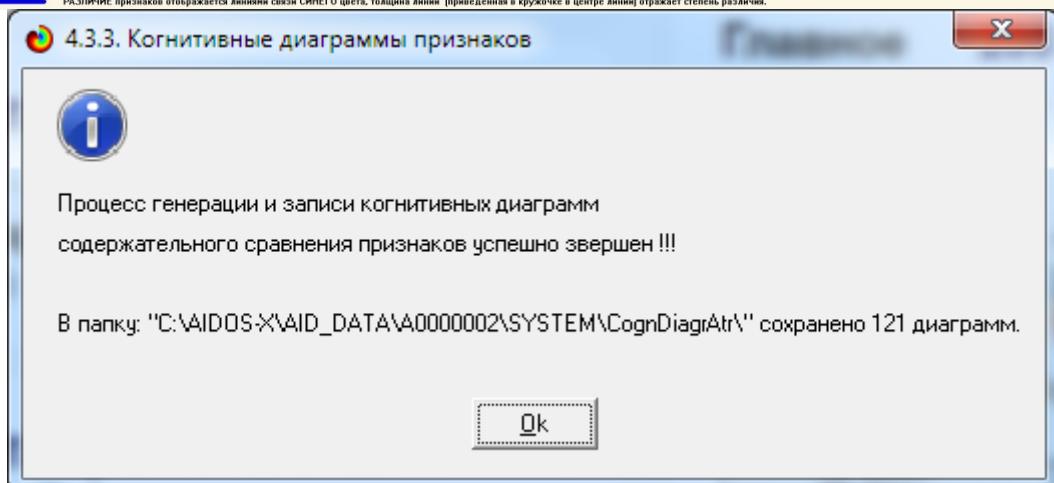
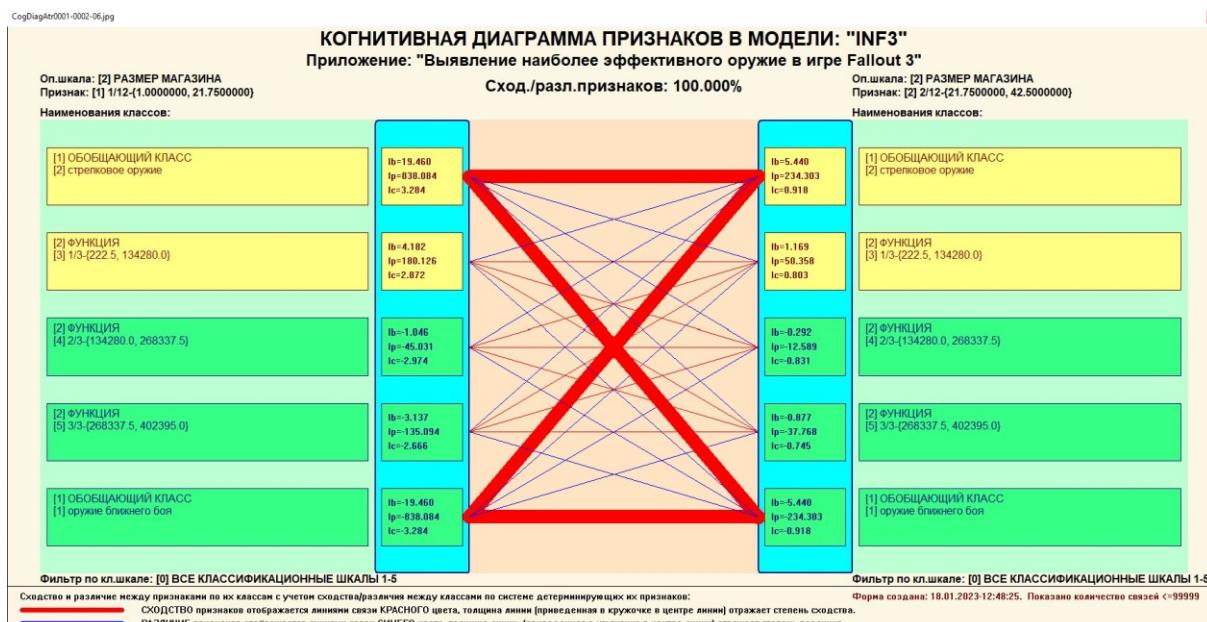
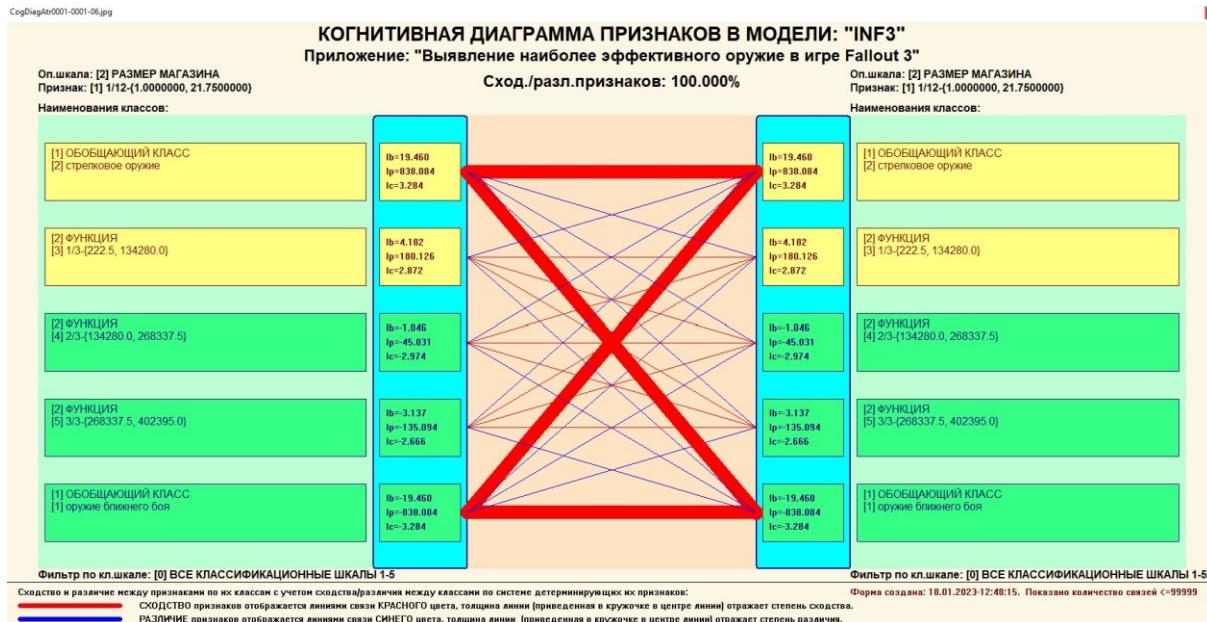


Рисунок 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF3

Всего системой в данной модели генерируется 121 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.

3.8.9. Когнитивные функции

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [25, 26].

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

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 38). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это **феноменологические** модели, отражающие **эмпирические** закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают **механизма детерминации**, а только сам факт и характер детерминации [21]. Содержательное объяснение этих

эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [22].

4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

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

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

Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций	Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям	Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями

КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:
Применение ACK-анализа зависимости агро-физических показателей почвы от ее обработки, удобрений и фазы вегетации пшеницы
Модель: Trf3 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1

The heatmap displays a 3x3 grid of cognitive functions. The columns represent processing (1), fertilization (2), and sowing (3). The rows represent different stages of wheat vegetation: 1.1/1.2 (control), 2.2/4.2 (fertilization), and 3.3/4.3 (sowing). The color scale indicates the strength of the function, ranging from -0.50 (dark blue) to 0.50 (dark red). A legend on the right provides detailed parameters: 0-я порогматрица, степени редукции частично редуцированных когнитивных функций: Позитивной от классов 0.00, Негативной от классов 0.00, Метод интерполяции: Фильтр тапа., Градаций уровня: 32, Использование нерасчетных нулей: Отсутствует, Цветовая заливка, спектр от синего к красному, Интерполяция нерасчетных нулей, Размер шрифта: 40. The visualization shows complex interactions, with a prominent positive peak in the top-right corner (3.3 phase, sowing).

1.ОБРАБОТКА ПОЧВЫ
ПРИЗНАКИ

2.2/4.2.Чиревание

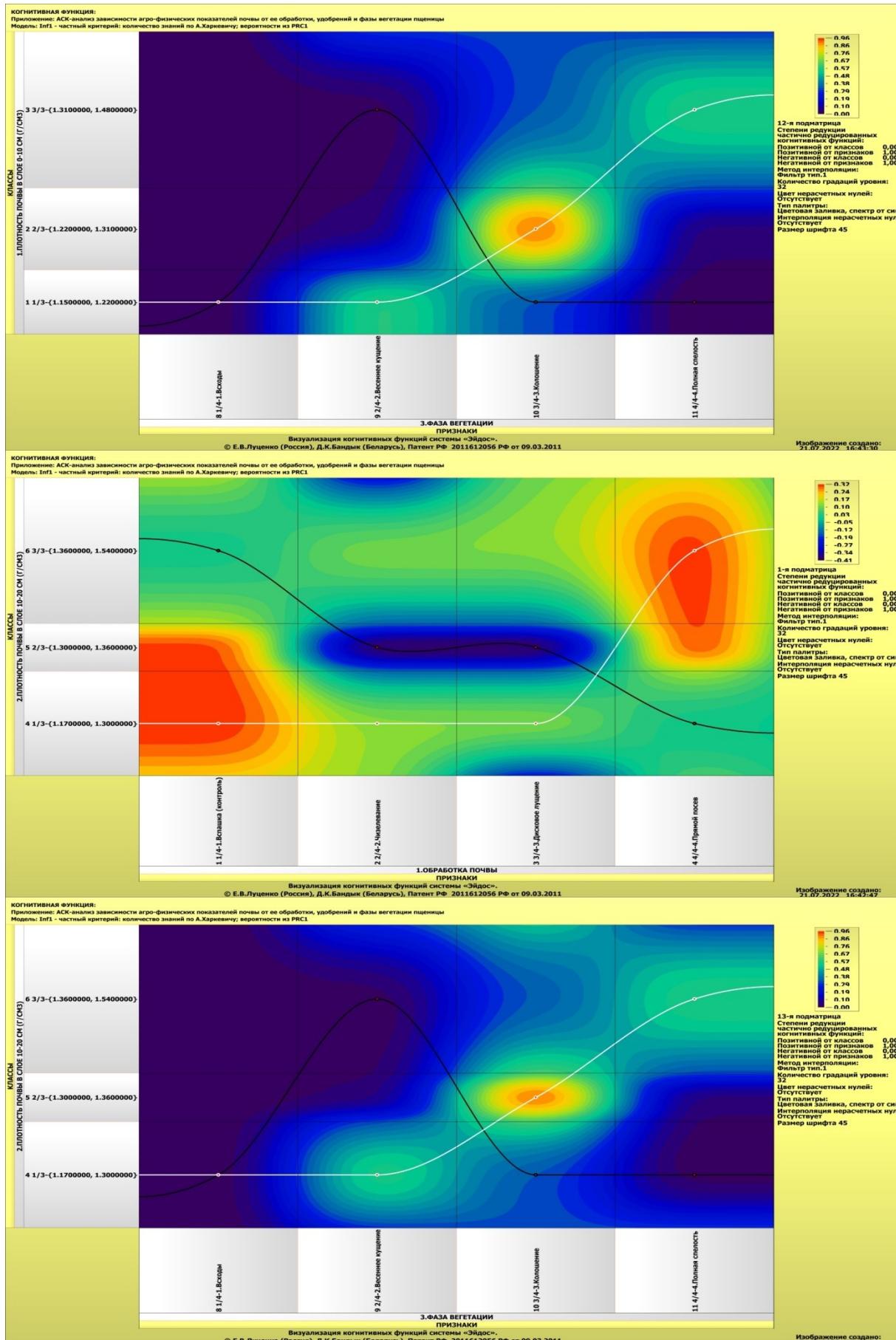
3.3/4.3.Дисковое лущение

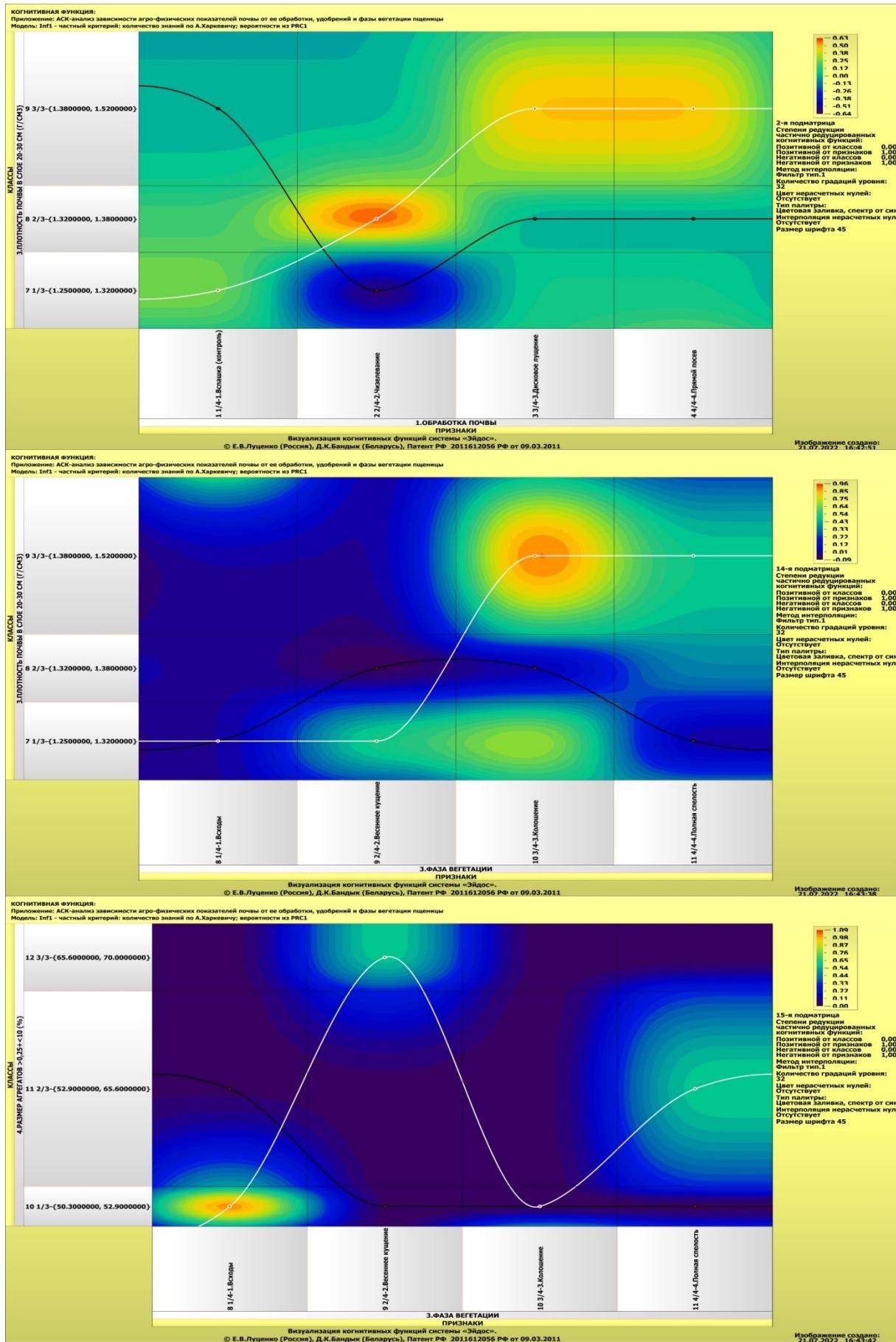
4.4/4.4.Прием посева

1.1/1.2.Вспашка (контроль)

Изображение создано: 21.07.2022 16:42:43

© Е.В.Луценко (Россия), Д.К.Бандык (Беларусь), Патент РФ от 09.03.2011





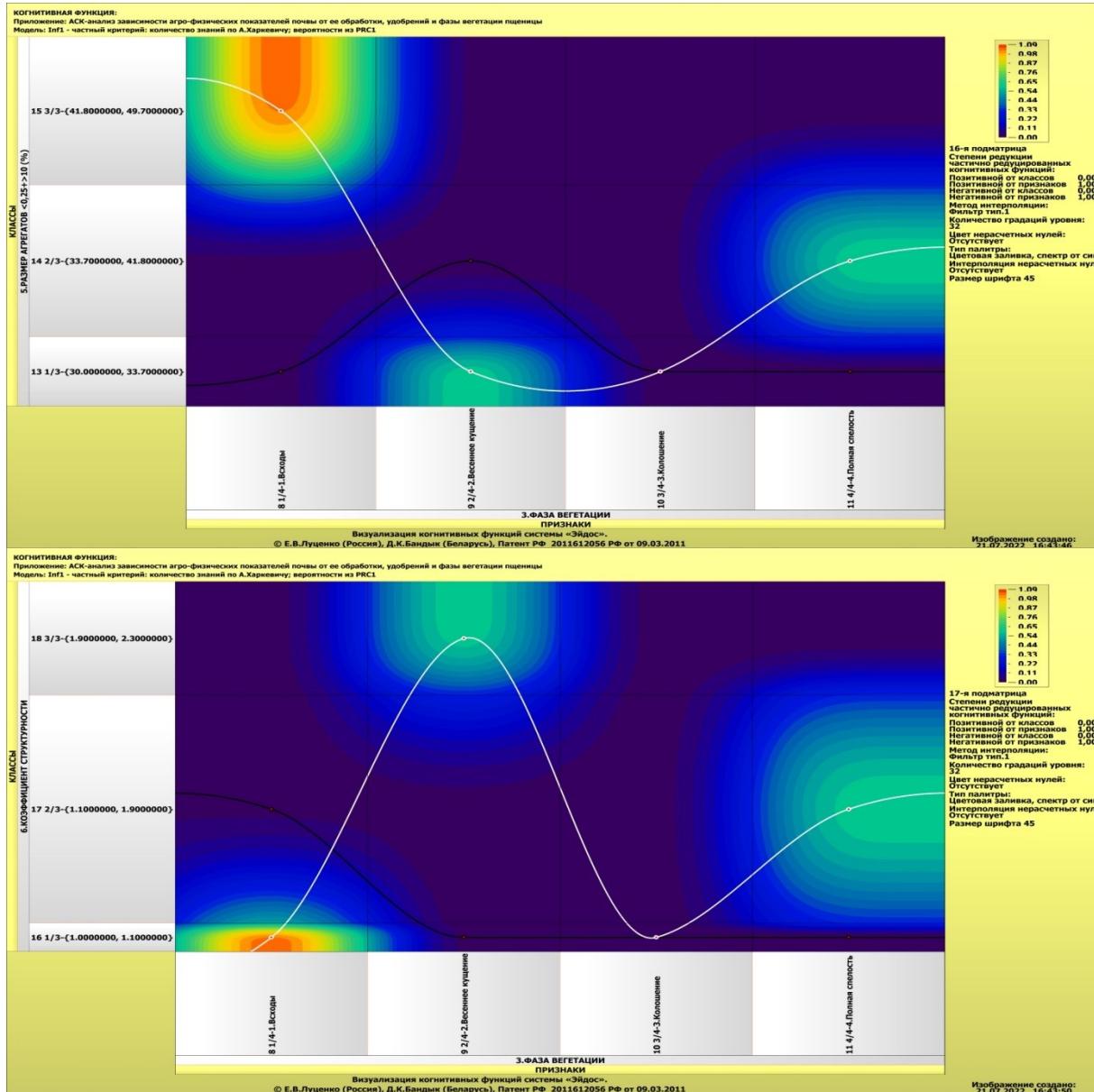


Рисунок 36. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF1

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [22].

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

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

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

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

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

На рисунке 39 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:

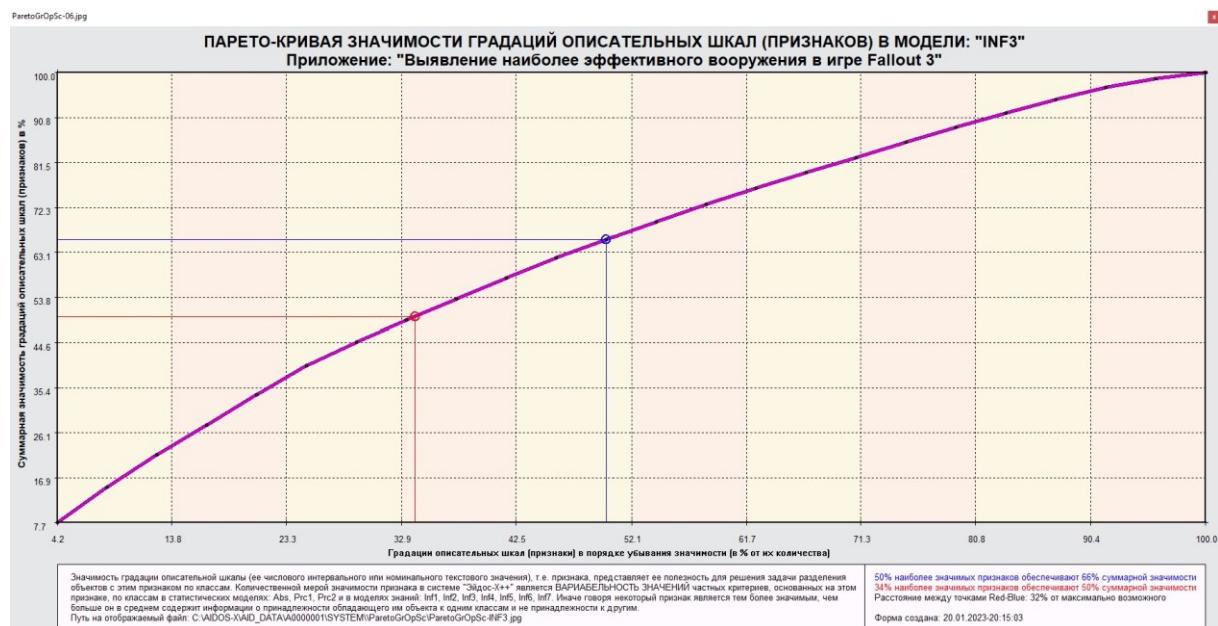


Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

Из рисунка 39 видно, что примерно пятая часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 50% суммарного влияния.

В таблице 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 39. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора. Например, видно, что значение фактора: «ФАЗА ВЕГЕТАЦИИ-2/4-2. Весенне кущение» имеет влияние на объект моделирования почти в 24 раза выше, чем значение фактора: «УДОБРЕНИЯ-3/3-Без удобрений (контроль)». Это значит, что сила влияния разных значений факторов на объект моделирования довольно существенно отличается друг от друга.

Таблица 16 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	4,1666667		13 СТОИМОСТЬ-1/12-[1.0000000, 2.0000000]		2	10,5183490	10,5183490	7,6678005
2	8,3333333		1 ПРОЧНОСТЬ-1/12-[1.0000000, 4.0000000]		1	10,0851321	20,6034811	7,3519886
3	12,5000000		3 ПРОЧНОСТЬ-3/12-[5.0000000, 15.0000000]		1	8,9832076	29,5866887	6,5486935
4	16,6666667		14 СТОИМОСТЬ-2/12-[2.0000000, 5.0000000]		2	8,5139196	38,1006083	6,2065860
5	20,8333333		2 ПРОЧНОСТЬ-2/12-[4.0000000, 5.0000000]		1	8,4253680	46,5259763	6,1420325
6	25,0000000		15 СТОИМОСТЬ-3/12-[5.0000000, 23.0000000]		2	8,2508371	54,7768134	6,0148007
7	29,1666667		4 ПРОЧНОСТЬ-4/12-[15.0000000, 100.0000000]		1	6,6677976	61,4446110	4,8607764
8	33,3333333		6 ПРОЧНОСТЬ-6/12-[185.0000000, 250.0000000]		1	6,1052138	67,5498248	4,4506568
9	37,5000000		12 ПРОЧНОСТЬ-12/12-[500.0000000, 9995.0000000]		1	5,9395800	73,4894048	4,3299110
10	41,6666667		22 СТОИМОСТЬ-10/12-[250.0000000, 400.0000000]		2	5,8823204	79,3717252	4,2881691
11	45,8333333		7 ПРОЧНОСТЬ-7/12-[250.0000000, 300.0000000]		1	5,6944809	85,0662061	4,1512355
12	50,0000000		20 СТОИМОСТЬ-8/12-[175.0000000, 215.0000000]		2	5,1596717	90,2258778	3,7613635
13	54,1666667		16 СТОИМОСТЬ-4/12-[23.0000000, 55.0000000]		2	4,9292312	95,1551090	3,5933740
14	58,3333333		19 СТОИМОСТЬ-7/12-[130.0000000, 175.0000000]		2	4,9157773	100,0708863	3,5835662
15	62,5000000		24 СТОИМОСТЬ-12/12-[500.0000000, 2500.0000000]		2	4,5460268	104,6169131	3,3140207
16	66,6666667		9 ПРОЧНОСТЬ-9/12-[350.0000000, 400.0000000]		1	4,3923321	109,0092452	3,2019784
17	70,8333333		23 СТОИМОСТЬ-11/12-[400.0000000, 500.0000000]		2	4,3514013	113,3606465	3,1721402
18	75,0000000		8 ПРОЧНОСТЬ-8/12-[300.0000000, 350.0000000]		1	4,3402310	117,7008775	3,1639971
19	79,1666667		18 СТОИМОСТЬ-6/12-[75.0000000, 130.0000000]		2	4,1356882	121,8365657	3,0148869
20	83,3333333		21 СТОИМОСТЬ-9/12-[215.0000000, 250.0000000]		2	4,0979053	125,9344710	2,9873434
21	87,5000000		11 ПРОЧНОСТЬ-11/12-[450.0000000, 500.0000000]		1	3,7333685	129,6678395	2,7215987
22	91,6666667		5 ПРОЧНОСТЬ-5/12-[100.0000000, 185.0000000]		1	3,4201759	133,0880154	2,4932836
23	95,8333333		10 ПРОЧНОСТЬ-10/12-[400.0000000, 450.0000000]		1	2,4837447	135,5717601	1,8106320
24	100,0000000		17 СТОИМОСТЬ-5/12-[55.0000000, 75.0000000]		2	1,6038085	137,1755686	1,1691648

На экранной форме рисунка 40 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях:

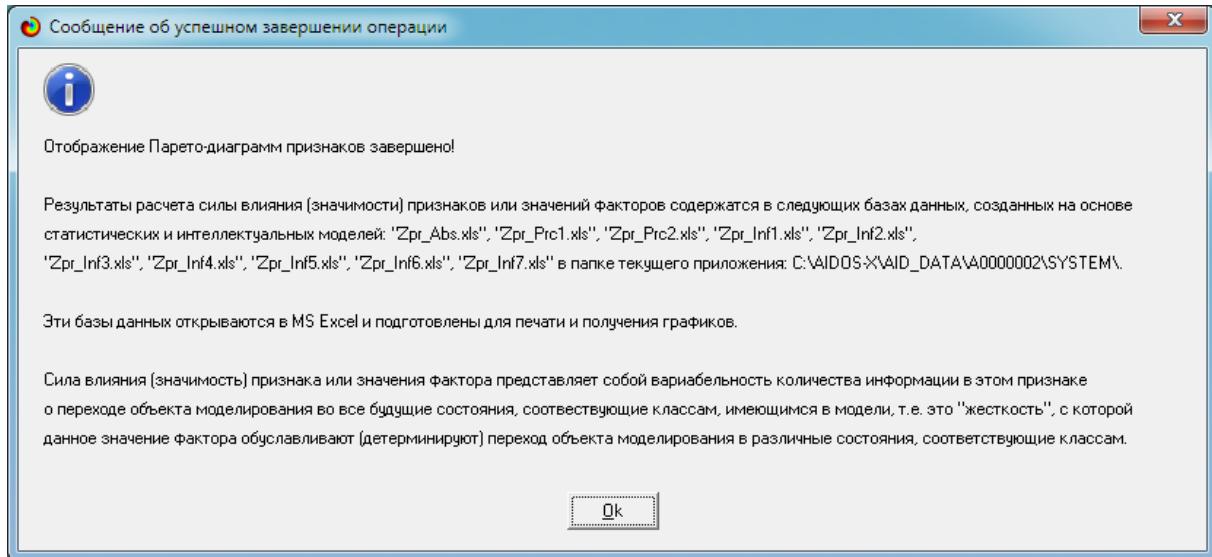


Рисунок 38. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

На экранной форме рисунка 41 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

В таблице 17 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF3. Из таблицы 17 видно, что почти 74% суммарного влияния на поведение объекта моделирования обусловлено фазой вегетации, еще 22% влияния оказывает способ обработки почвы, а удобрения оказывают сравнительно меньшее влияние: около 4%.

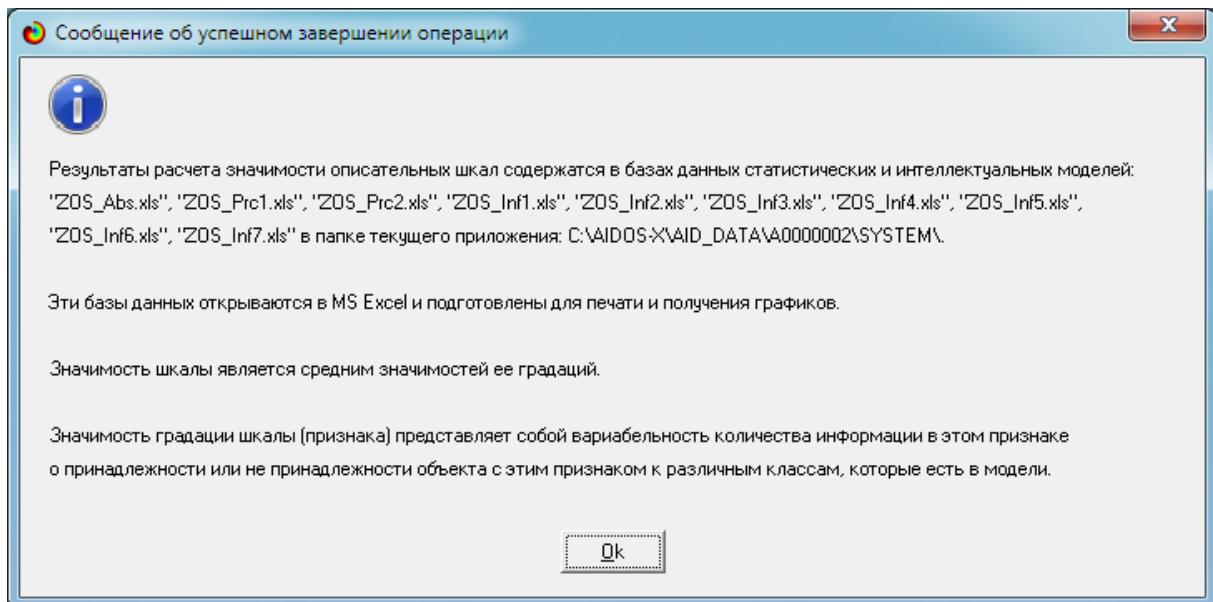


Рисунок 39. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

Таблица 17 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPS	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNT
1	50,0000000	1	ПРОЧНОСТЬ	12	1	12	5,8558860	5,8558860	51,2267838	51,2267838
2	100,0000000	2	СТОИМОСТЬ	12	13	24	5,5754114	11,4312974	48,7732162	100,0000000

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

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

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

На рисунках 42 приведены экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



Сообщение об успешном завершении операции



Отображение Парето-диаграмм классов завершено!

Результаты расчета степени детерминированности (значимости) классов содержатся в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "Zkl_Abs.xls", "Zkl_Prc1.xls", "Zkl_Prc2.xls", "Zkl_Inf1.xls", "Zkl_Inf2.xls", "Zkl_Inf3.xls", "Zkl_Inf4.xls", "Zkl_Inf5.xls", "Zkl_Inf6.xls", "Zkl_Inf7.xls" в папке текущего приложения: C:\AIDOS-X\AID_DATA\A0000001\SYSTEM\.

Эти базы данных открываются в MS Excel и подготовлены для печати и получения графиков.

Степень детерминации класса представляет собой вариабельность количества информации в всех признаках модели о принадлежности или не принадлежности объекта с этими признаком к данному классу, т.е. это "жесткость", с которой значения факторов обуславливают (детерминируют) переход объекта моделирования в состояние, соответствующее классу.

Ok

Сообщение об успешном завершении операции



Результаты расчета значимости классификационных шкал содержатся в базах данных статистических и интеллектуальных моделей: "ZCS_Abs.xls", "ZCS_Prc1.xls", "ZCS_Prc2.xls", "ZCS_Inf1.xls", "ZCS_Inf2.xls", "ZCS_Inf3.xls", "ZCS_Inf4.xls", "ZCS_Inf5.xls", "ZCS_Inf6.xls", "ZCS_Inf7.xls" в папке текущего приложения: C:\AIDOS-X\AID_DATA\A0000001\SYSTEM\.

Эти базы данных открываются в MS Excel и подготовлены для печати и получения графиков.

Значимость классификационной шкалы является средним значимостей ее градаций, т.е. классов.

Значимость градации классификационной шкалы, т.е. класса, представляет собой вариабельность количества информации в во всех признаках модели о принадлежности или не принадлежности объекта с этим признаками к данному классу.

Значимость градации классификационной шкалы (класса) - это степень детерминированности этого класса (см.режим 3.7.3).

Ok

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

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 42. Из таблицы 18 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Например, видно, что класс: «ОБОЩАЮЩИЙ КЛАСС-1/2-оружие ближнего боя» детерминирован (обусловлен) значениями факторов почти в 4 раза сильнее, чем класс: «ПЛОТНОСТЬ ПОЧВЫ В СЛОЕ 10-20 СМ (Г/СМ3)-2/3-{1.3000000, 1.3600000}». Это значит, что степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

Таблица 18 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	20,000000	1	ОБОЩАЮЩИЙ КЛАСС-1/2-оружие ближнего боя	1	7,6914287	7,6914287	29,4355086	29,4355086
2	40,000000	2	ОБОЩАЮЩИЙ КЛАСС-2/2-стрелковое оружие	1	7,6914287	15,3828574	29,4355086	58,8710172
3	60,000000	5	ФУНКЦИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ-3/3-{8617.4990000, 402395.000000}	2	4,4611750	19,8440324	17,0731551	75,9441724
4	80,000000	3	ФУНКЦИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ-1/3-{222.5000000, 2971.2495500}	2	3,4887799	23,3328123	13,3517471	89,2959195
5	100,000000	4	ФУНКЦИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ-2/3-{2971.2495500, 8617.4990000}	2	2,7969509	26,1297632	10,7040805	100,0000000

В таблице 19 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3. Из таблицы 19 видно, что по более 20% суммарной детерминированности приходятся на каждый из таких агрофизических показателей почвы, как: «РАЗМЕР АГРЕГАТОВ >0,25+<10 (%)», «РАЗМЕР АГРЕГАТОВ <0,25+>10 (%)», «КОЭФФИЦИЕНТ СТРУКТУРНОСТИ», а плотность различных слоев почвы на разной глубине обусловлена различными факторами почти в два раза в меньшей степени.

Таблица 19 – Степень детерминированности классификационных шкал в системно-когнитивной модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_CLSC	NAME_CLSC	N_GRCLSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_CS	ZN_CSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	50,000000	1	ОБОЩАЮЩИЙ КЛАСС	2	1	2	7,6914287	7,6914287	68,2243436	68,2243436
2	100,000000	2	ФУНКЦИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ	3	3	5	3,5823019	11,2737306	31,7756564	100,0000000

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 базовые характеристики, но и возможные улучшения для оружия.

Рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (параметры оружия), но и в сложности обслуживания (стоимость и трудность нахождения патронов, починки).

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 боевых показателей оружия от его 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 для выведения зависимости мною изначально была построена формула, связывающая

воедино основные показатель оружия и позволяющие в дальнейшем опознать, от чего зависит эффективность оружия.

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].

Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной урожайности.

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

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Работы проф.Е.В.Луценко & С° 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 Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.

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

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

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

16. Луценко, Е. В. 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) / 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° 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 Дьерьдь. 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° 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.