

УДК 004.8

09.03.02 Информационные системы и технологии

АСК-анализ персонажей игры BrawlStars по их свойствам и характеристикам

Лещенко Андрей Николаевич

Студент группы ИТ2203

Тананин Иван Михайлович

Студент группы ИТ2203

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

Данная работа является первой работой авторов по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для решения широкого спектра задач в области информационных систем и технологий. В работе решается задача выявления зависимости характеристики персонажей игры BrawlStars их особенностей. На основе знания этих зависимостей решаются задачи сопоставления, 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 АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика. При этом зависимые переменные, т.е. результаты влияния факторов, измеряется 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 классификации. Приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос». Работа может быть основой для лабораторных работ по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа для решения задач в области информационных систем.

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

UDC 004.8

09.03.02 Information systems and technologies

ASC-analysis of characters in the Brawl Stars game according to their properties and characteristics

Leshchenko Andrey Nikolaevich

Student of the group IT2203

Tananin Ivan Mikhailovich

Student of the group IT2203

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

This work is the first work of the authors on the use of Automated System Cognitive Analysis (ASC-analysis) for solving a wide range of problems in the field of information systems and technologies. The paper solves the problem of identifying the dependence of the characteristics of the characters of the game Brawl Stars and their features. Based on the knowledge of these dependencies, the tasks of comparing, making decisions and studying the modeled 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, to solve this problem, linguistic ASC analysis is used, i.e. cognitive mathematical linguistics. In this case, the dependent variables, i.e. the results of the influence of factors, measured in numerical scales. Thus, a hybrid model is built in the work, including both nominal (text) and numerical scales. The comparability of processing data 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 one or another classification. A brief description of the ASC-analysis and its software tools - the intellectual 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 information systems.

Keywords: LINGUISTIC ASK-ANALYSIS, LINGUISTIC AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, BRAWL STARS, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS", 09.03.02 Information systems and technologies

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.....	20
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	29
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	34
3.6.1. <i>Интегральный критерий «Сумма знаний»</i>	<i>35</i>
3.6.2. <i>Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....</i>	<i>35</i>
3.6.3. <i>Важные математические свойства интегральных критериев.....</i>	<i>37</i>
3.6.4. <i>Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....</i>	<i>37</i>
3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	40
3.7.1. <i>Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....</i>	<i>40</i>
3.7.2. <i>Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»</i>	<i>42</i>
3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	46
3.8.1. <i>Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....</i>	<i>46</i>
3.8.2. <i>Кластерно-конструктивный анализ классов.....</i>	<i>47</i>
3.8.3. <i>Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал</i>	<i>51</i>
3.8.4. <i>Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....</i>	<i>55</i>
3.8.5. <i>Нелокальная нейронная сеть.....</i>	<i>57</i>
3.8.6. <i>3D-интегральные когнитивные карты</i>	<i>58</i>
3.8.7. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....</i>	<i>59</i>
3.8.8. <i>Когнитивные функции</i>	<i>61</i>
3.8.9. <i>Значимость описательных шкал и их градаций.....</i>	<i>65</i>
3.8.10. <i>Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i>	<i>65</i>
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	67
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	67
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА).....	68

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа является работой авторов по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для решения широкого спектра задач в области информационных систем. В работе решается задача выявления зависимости характеристики персонажей игры BrawlStars и их особенностей. На основе знания этих зависимостей решаются задачи сопоставления, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования – выявление зависимостей характеристик персонажей от их особенностей.

Предмет исследования – выявление зависимостей и схожести между различными персонажами.

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 усилят 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 размерности 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 (АСК-анализ) как метод решения проблемы

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

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

АСК-анализ включает:

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

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

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 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 [Скопус](#)³ [6, 7, 8].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США⁴.

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

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

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

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

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/>

- 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.

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);

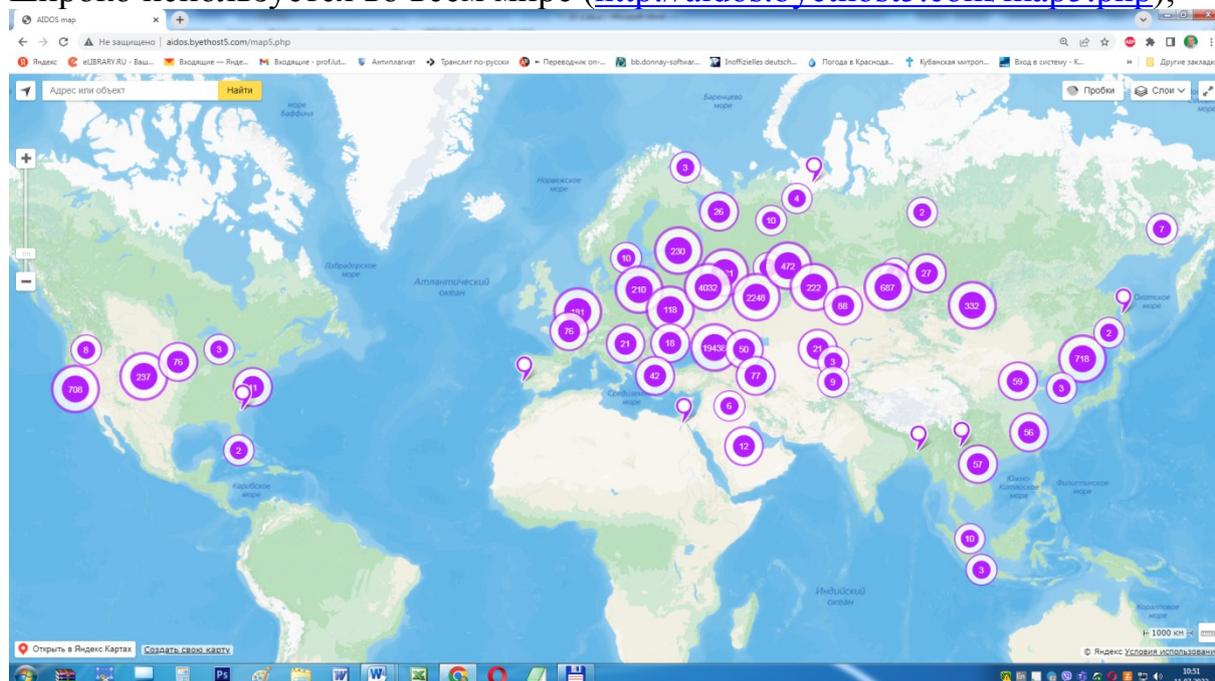
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

- 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 решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных

форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

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

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

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

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах⁷.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

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

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

2-й этап, «эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы. Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены [свидетельства РосПатента](#), первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта (слева приведена титульная видеogramма 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 x2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#). Библиотека x2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в [базовые возможности языка программирования](#).

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2022 года по настоящее время. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке Аляска+Экспресс, обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge) с использованием ADS (Advantage Database Server), а также на языке C# (Visual Studio | C#).

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



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

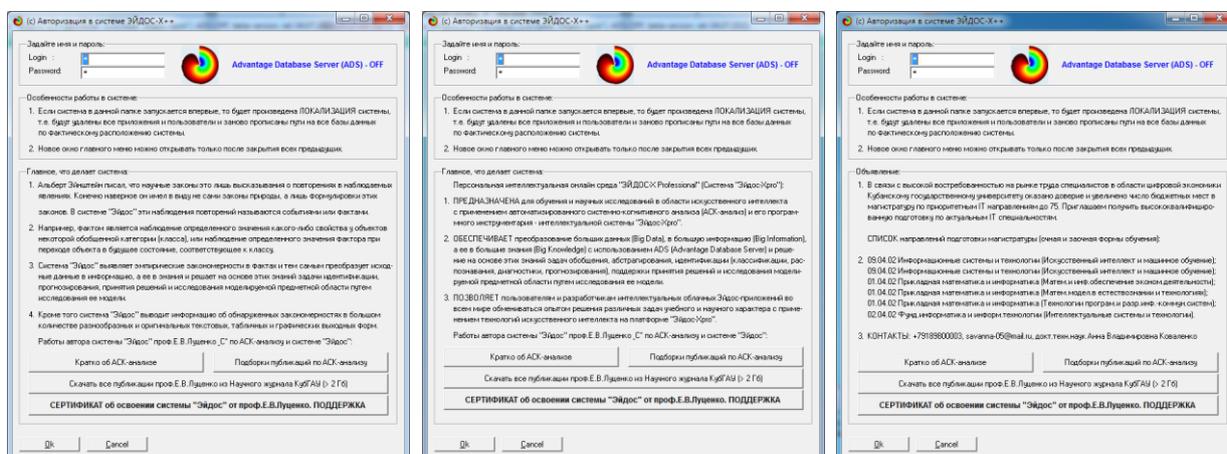


Рисунок 2. Титульные видеогрaммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

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

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

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**

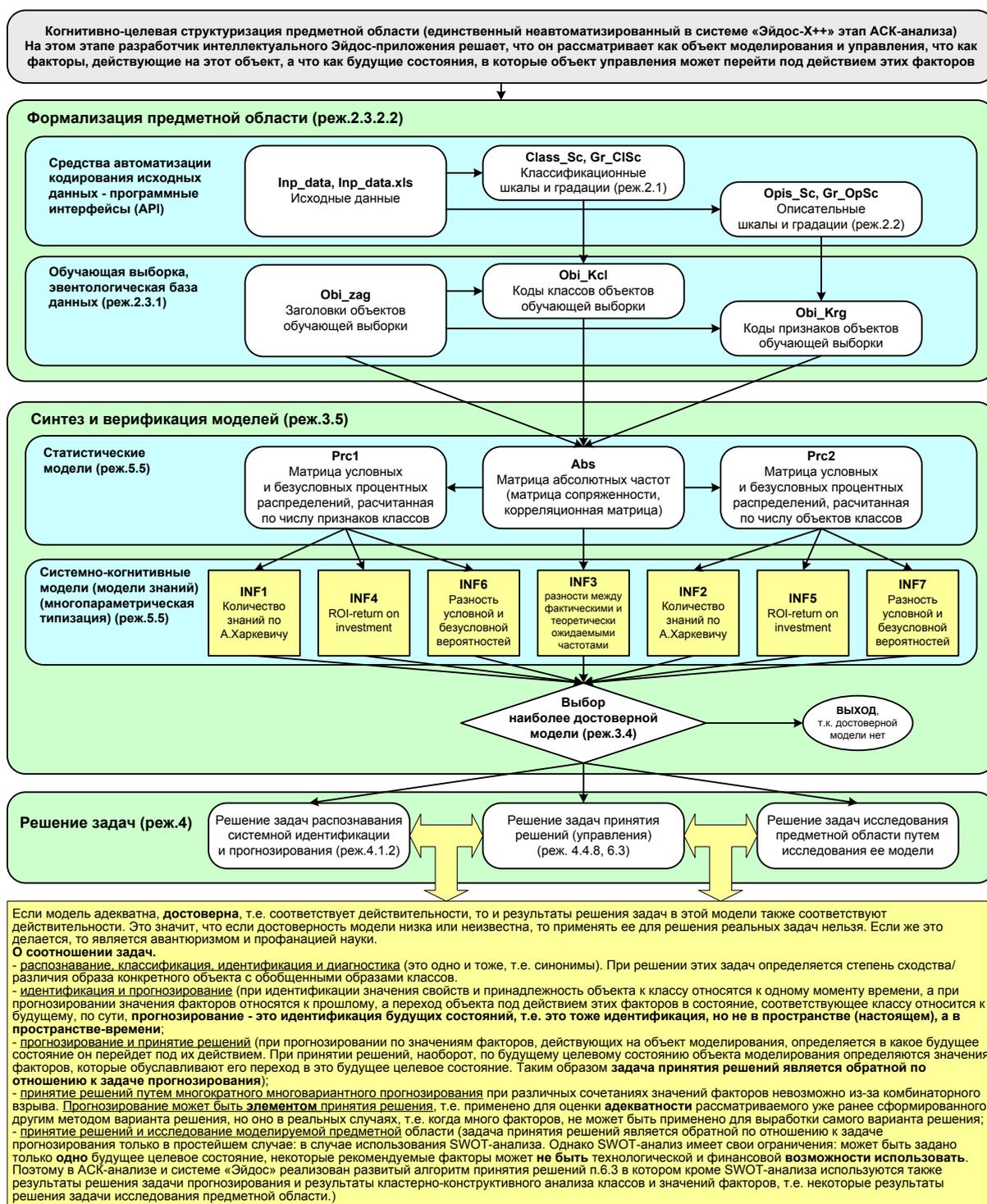


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

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 неавтоматизированным в системе «Эйдос» этапом АСК-анализа, т.е. все последующие этапы АСК анализа в ней полностью автоматизированы.

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

Статичная интерпретация и терминология:

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

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

Динамичная интерпретация и терминология:

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

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

Обобщающая терминология:

– классификационные шкалы и градации;

– описательные шкалы и градации.

В данной работе в качестве *объекта моделирования* персонажи игры BrawlStars, в качестве *факторов* класс персонажей, тип урона, скорость передвижения, умение замедления, ускорение и др. а в качестве *результатов* действия этих факторов текстовые показатели.

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

№	Name
1	Gale
2	Surge
3	Colette
4	Lou
5	Ruffs
6	Belle
7	Buzz
8	Ash
9	Lola
10	Fang

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов,)

Character class	Type of damage	Running speed	Deceleration skill	Boost
Hybrid	Wide	Normal	Yes	No
Damage dealer	Directed	Slow	No	Yes
Damage dealer	Directed	Normal	Yes	Yes
Hybrid	Directed	Normal	Yes	No
Support	Ricochet	Normal	No	No
Damage dealer	Directed	Normal	Yes	No
Assassin	Close combat	Fast	Yes	Yes
Tank	Close combat	Fast	No	Yes
Damage dealer	Directed	Normal	No	No
Damage dealer	Close combat	Fast	Yes	Yes

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.

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

№	Name	Character class	Type of damage	Running speed	Deceleration skill	Boost	Easy to play	Treatment skill	Weapon	Role in the team	Rarity
1	Gale	Hybrid	Wide	Normal	Yes	No	Easy	No	Firearms	Damager	Chromatic
2	Surge	Damage dealer	Directed	Slow	No	Yes	Easy	No	Firearms	Support damager	Chromatic
3	Colette	Damage dealer	Directed	Normal	Yes	Yes	Normal	Yes	Firearms	Damager	Chromatic
4	Lou	Hybrid	Directed	Normal	Yes	No	Hard	No	Firearms	Support	Chromatic
5	Ruffs	Support	Ricochet	Normal	No	No	Normal	No	Firearms	Support	Chromatic
6	Belle	Damage dealer	Directed	Normal	Yes	No	Normal	No	Firearms	Support damager	Chromatic
7	Buzz	Assassin	Close combat	Fast	Yes	Yes	Easy	No	Melee weapon	Damager	Chromatic
8	Ash	Tank	Close combat	Fast	No	Yes	Normal	Yes	Melee weapon	Tank	Chromatic
9	Lola	Damage dealer	Directed	Normal	No	No	Normal	No	Firearms	Damager	Chromatic
10	Fang	Damage dealer	Close combat	Fast	Yes	Yes	Hard	No	Mixed	Run	Chromatic
11	Eve	Damage dealer	Directed	Normal	No	No	Normal	Yes	Firearms	Support damager	Chromatic
12	Janet	Damage dealer	Wide	Normal	No	Yes	Normal	No	Firearms	Run	Chromatic
13	Otis	Damage dealer	Directed	Normal	No	No	Hard	No	Firearms	Support damager	Chromatic
14	Sam	Damage dealer	Close combat	Fast	Yes	Yes	Normal	No	Mixed	Run	Chromatic
15	Buster	Tank	Wide	Fast	No	Yes	Easy	No	Melee weapon	Tank	Chromatic
16	Amber	Damage dealer	Directed	Normal	No	Yes	Normal	No	Firearms	Support damager	Legendary
17	Crow	Assassin	Wide	Fast	Yes	Yes	Normal	No	Firearms	Run	Legendary
18	Sandy	Support	Wide	Normal	Yes	No	Normal	Yes	Mixed	Support	Legendary
19	Spike	Damage dealer	Projectile throwing	Normal	Yes	No	Easy	Yes	Mixed	Damager	Legendary
20	Meg	Damage dealer	Directed	Normal	No	No	Hard	Yes	Firearms	Useless	Legendary
21	Leon	Assassin	Directed	Fast	No	Yes	Easy	Yes	Firearms	Damager	Legendary
22	Mortis	Assassin	Close combat	Fast	No	Yes	Easy	Yes	Melee weapon	Damager	Mythic
23	Tara	Damage dealer	Wide	Normal	Yes	No	Normal	Yes	Mixed	Support damager	Mythic
24	Gene	Support	Wide	Slow	No	Yes	Hard	Yes	Firearms	Support	Mythic
25	Max	Support	Directed	Fast	No	Yes	Easy	Yes	Firearms	Support damager	Mythic
26	Mr.P	Damage dealer	Directed	Normal	No	No	Hard	No	Mixed	Useless	Mythic
27	Sprout	Support	Projectile throwing	Slow	Yes	No	Normal	Yes	Bombs	Useless	Mythic
28	Byron	Support	Directed	Normal	No	No	Normal	Yes	Mixed	Healer	Mythic
29	Squeak	Damage dealer	Wide	Normal	Yes	No	Easy	No	Melee weapon	Support damager	Mythic
30	Edgar	Assassin	Close combat	Fast	No	Yes	Easy	Yes	Melee weapon	Damager	Epic
31	Pam	Support	Wide	Slow	No	No	Normal	Yes	Firearms	Healer	Epic
32	Piper	Damage dealer	Directed	Slow	Yes	Yes	Normal	No	Firearms	Support damager	Epic
33	Frank	Tank	Wide	Normal	Yes	No	Normal	No	Mixed	Tank	Epic
34	Bibi	Damage dealer	Close combat	Fast	Yes	Yes	Easy	Yes	Melee weapon	Tank	Epic
35	Bea	Damage dealer	Directed	Normal	Yes	No	Normal	No	Firearms	Support damager	Epic
36	Nani	Damage dealer	Wide	Slow	No	Yes	Easy	No	Firearms	Damager	Epic
37	Griff	Damage dealer	Wide	Normal	No	No	Hard	Yes	Firearms	Support damager	Epic
38	Grom	Damage dealer	Projectile throwing	Normal	No	No	Hard	No	Bombs	Support damager	Epic
39	Bonne	Hybrid	Directed	Fast	No	Yes	Easy	No	Mixed	Damager	Epic
40	Rico	Damage dealer	Directed	Normal	No	Yes	Easy	Yes	Firearms	Damager	Super rare
41	Darryl	Hybrid	Close combat	Fast	Yes	Yes	Normal	No	Firearms	Tank	Super rare
42	Penny	Damage dealer	Directed	Normal	No	No	Normal	No	Firearms	Support damager	Super rare
43	Carl	Damage dealer	Directed	Normal	No	Yes	Hard	No	Melee weapon	Useless	Super rare
44	Jacky	Tank	Close combat	Fast	Yes	Yes	Normal	No	Melee weapon	Damager	Super rare
45	Gus	Support	Directed	Normal	Yes	No	Easy	Yes	Firearms	Support	Super rare
46	El Primo	Tank	Close combat	Fast	Yes	Yes	Easy	No	Melee weapon	Damager	Rare
47	Barley	Damage dealer	Projectile throwing	Normal	Yes	No	Normal	Yes	Bombs	Support damager	Rare
48	Rosa	Tank	Close combat	Fast	Yes	No	Easy	Yes	Melee weapon	Damager	Rare
49	Poco	Support	Wide	Normal	No	No	Normal	Yes	Firearms	Healer	Rare
50	Shelly	Damage dealer	Wide	Normal	Yes	Yes	Easy	Yes	Firearms	Damager	Starting
51	Nita	Damage dealer	Directed	Normal	Yes	No	Normal	Yes	Mixed	Support damager	Trophy road reward
52	Colt	Damage dealer	Directed	Fast	No	No	Normal	No	Firearms	Support damager	Trophy road reward
53	Bull	Tank	Close combat	Normal	Yes	Yes	Normal	Yes	Melee weapon	Damager	Trophy road reward
54	Jessie	Damage dealer	Directed	Normal	Yes	No	Easy	No	Firearms	Support damager	Trophy road reward
55	Brock	Damage dealer	Directed	Normal	No	Yes	Easy	No	Firearms	Support damager	Trophy road reward

56	Dynamik	Damage dealer	Projectile throwing	Normal	Yes	Yes	Easy	No	Bombs	Damager	Trophy road reward
57	Bo	Damage dealer	Directed	Normal	Yes	No	Hard	No	Firearms	Support	Trophy road reward
58	Tick	Damage dealer	Projectile throwing	Slow	Yes	No	Normal	No	Bombs	Support damager	Trophy road reward
59	8-bit	Damage dealer	Directed	Slow	No	Yes	Normal	No	Firearms	Support	Trophy road reward
60	Emz	Damage dealer	Directed	Normal	Yes	No	Easy	Yes	Mixed	Support damager	Trophy road reward
61	STU	Assassin	Directed	Fast	No	Yes	Easy	Yes	Firearms	Damager	Trophy road reward

Таблица 3 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 61 наблюдение;
- 1-я колонка – номер наблюдения (не является шкалой);
- колонка 2 – это классификационная шкала, содержащая имя персонажа;
- колонки с 3 по 12 – это шкалы *текстового* типа, описывающие *результаты* действия факторов, в данном случае анализ персонажей по их характеристикам и особенностям (таблица 2). В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении[11]: например количество и качество продукции, прибыль и рентабельность. В системе «Эйдос» существует не очень жестко ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

Математическая модель системы «Эйдос» обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных (фрагментированных) зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения. Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 5.

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

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

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

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 5, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

Требования API-2.3.2.2 к исходным данным подробно описаны в хелпах этого режима (рисунок 7):

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

В таблицах 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 12, а в таблице 7 их приведено лишь 11. Это потому, что в шкале «Удобрения» есть градация «Пробел», которая в соответствии с параметрами на 1-м рисунке 8 рассматривается не как значащая, а как *отсутствие данных*.

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

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

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

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

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

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls(x)" в систему "Эйдос-Х++"

ТЕРМИНЫ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ "ЭЙДОС":

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

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

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

ПРОФИЛАКТИКА ОШИБОК В ФАЙЛЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ:

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

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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
 XLSX - MS Excel-2007(2010) Стандарт XLS-файла
 DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
 CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
 Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
 Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

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

ИНФОРМАЦИЯ О РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [61 классов x 42 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	0	0	0,00
Текстовые	1	61	61,00	10	42	4,20
ВСЕГО:	1	61	61,00	10	42	4,20

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

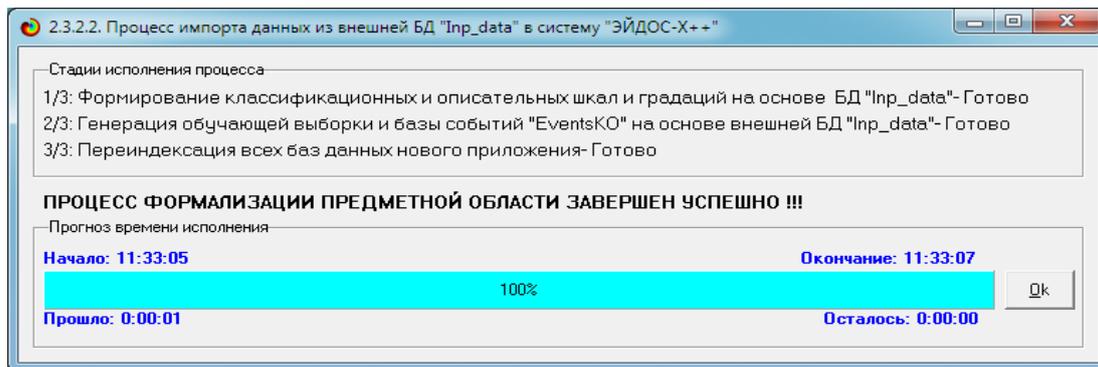


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». Они открываются в MSExcel или могут быть конвертированы в файлы xls,xlsx 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 3 – 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				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

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].

Таблица 4 – 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				$P_{\Sigma j}$			

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

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

В таблице 11 приведены формулы:

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

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 12), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются путем **всех возможных вариантов** сравнения **фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот** путем **вычитания** и путем **деления**, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или **признаков**, или **объектов** обучающей выборки в j-м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо **логарифмированием**, либо **вычитанием единицы**.

Таблица 5– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

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

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

Ψ – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле

А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

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

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

Таблица 6 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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

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

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

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к

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

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

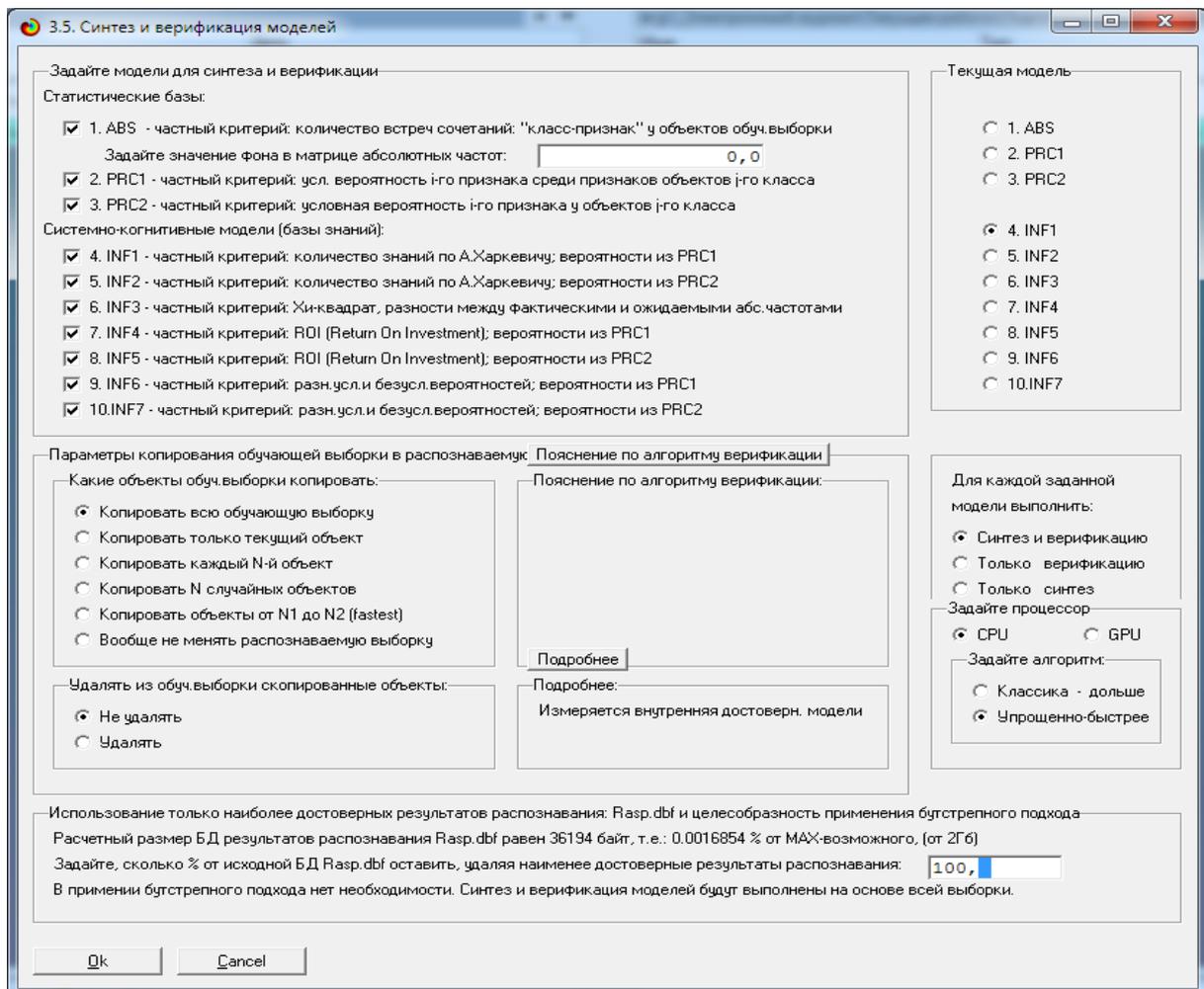
Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с **мощностью** сигнала, в частности 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 7 – 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	$\sigma_{\Sigma_j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

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



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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. NAME 8 BIT	2. NAME AMBER	3. NAME ASH	4. NAME BARLEY	5. NAME BEA	6. NAME BELLE	7. NAME BIBI	8. NAME BO	9. NAME BONNE	10. NAME BROCK	11. NAME BULL	12. NAME BUSTER	13. NAME BUZZ	14. NAME BYRON
19.0	EASY TO PLAY-Hard								100.000						
20.0	EASY TO PLAY-Normal	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000					100.000			100.000
21.0	TREATMENT SKILL-No	100.000	100.000			100.000	100.000			100.000	100.000		100.000	100.000	
22.0	TREATMENT SKILL-Yes			100.000	100.000			100.000				100.000			100.000
23.0	WEAPON-Bombs				100.000										
24.0	WEAPON-Firearms	100.000	100.000			100.000	100.000		100.000		100.000				
25.0	Melee weapon														
26.0	WEAPON-Mixed									100.000					100.000
27.0	ROLE IN THE TEAM-Damager									100.000		100.000			
28.0	ROLE IN THE TEAM-Healer														100.000
29.0	ROLE IN THE TEAM-Run														
30.0	ROLE IN THE TEAM-Support	100.000							100.000						
31.0	ROLE IN THE TEAM-Support damager		100.000		100.000	100.000	100.000				100.000				
32.0	ROLE IN THE TEAM-Tank			100.000				100.000					100.000		
33.0	ROLE IN THE TEAM-Useless														
34.0	RARITY-Chromatic			100.000			100.000						100.000	100.000	
35.0	RARITY-Epic					100.000		100.000		100.000					
36.0	RARITY-Legendary		100.000												
37.0	RARITY-Mythic														100.000
38.0	RARITY-Rare				100.000										
39.0	RARITY-Starting														
40.0	RARITY-Super rare														
41.0	RARITY-Trophy road reward	100.000							100.000			100.000			
	Сумма	1000.000	1000.000	900.000	1000.000	1000.000	1000.000	900.000	1000.000	1000.000	1000.000	900.000	900.000	900.000	1000.000
	Среднее	24.390	24.390	21.951	24.390	24.390	24.390	21.951	24.390	24.390	24.390	21.951	21.951	21.951	24.390
	Среднеквадратичное отклонение	43.478	43.478	41.907	43.478	43.478	43.478	41.907	43.478	43.478	43.478	41.907	41.907	41.907	43.478

Рисунок 8. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. NAME 8 BIT	2. NAME AMBER	3. NAME ASH	4. NAME BARLEY	5. NAME BEA	6. NAME BELLE	7. NAME BIBI	8. NAME BO	9. NAME BONNE	10. NAME BROCK	11. NAME BULL
19.0	EASY TO PLAY-Hard									1.659		
20.0	EASY TO PLAY-Normal	0.704	0.704	0.802	0.704	0.704	0.704					0.
21.0	TREATMENT SKILL-No	0.524	0.524			0.524	0.524			0.524	0.524	0.524
22.0	TREATMENT SKILL-Yes			0.835	0.738			0.835				0.
23.0	WEAPON-Bombs				2.302							
24.0	WEAPON-Firearms	0.551	0.551			0.551	0.551			0.551		0.551
25.0	Melee weapon											
26.0	WEAPON-Mixed									1.571		
27.0	ROLE IN THE TEAM-Damager									1.114		1.
28.0	ROLE IN THE TEAM-Healer											
29.0	ROLE IN THE TEAM-Run											
30.0	ROLE IN THE TEAM-Support	1.990							1.990			
31.0	ROLE IN THE TEAM-Support damager		1.016		1.016	1.016	1.016				1.016	
32.0	ROLE IN THE TEAM-Tank			2.400					2.400			
33.0	ROLE IN THE TEAM-Useless											
34.0	RARITY-Chromatic			1.381			1.283					
35.0	RARITY-Epic					1.659		1.757		1.659		
36.0	RARITY-Legendary		2.133									
37.0	RARITY-Mythic											
38.0	RARITY-Rare				2.509							
39.0	RARITY-Starting											
40.0	RARITY-Super rare											
41.0	RARITY-Trophy road reward	1.571							1.571		1.571	1.
	Сумма	9.686	7.905	11.779	11.614	7.371	6.994	10.814	9.211	11.360	7.525	10.
	Среднее	0.236	0.193	0.287	0.283	0.180	0.171	0.264	0.225	0.277	0.184	0.
	Среднеквадратичное отклонение	0.506	0.416	0.613	0.636	0.363	0.328	0.571	0.485	0.575	0.364	0.

Рисунок 9. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информативностей (по А.Харкевичу)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. NAME 8 BIT	2. NAME AMBER	3. NAME ASH	4. NAME BARLEY	5. NAME BEA	6. NAME BELLE	7. NAME BIBI	8. NAME BO	9. NAME BONNE	10. NAME BROCK	11. NAME BULL
19.0	EASY TO PLAY-Hard	-0.167	-0.167	-0.151	-0.167	-0.167	-0.167	-0.151	0.833	-0.167	-0.167	-0.
20.0	EASY TO PLAY-Normal	0.532	0.532	0.579	0.532	0.532	0.532	-0.421	-0.468	-0.468	-0.468	0.
21.0	TREATMENT SKILL-No	0.431	0.431	-0.512	-0.569	0.431	0.431	-0.512	0.431	0.431	0.431	-0.
22.0	TREATMENT SKILL-Yes	-0.452	-0.452	0.594	0.548	-0.452	-0.452	0.594	-0.452	-0.452	-0.452	0.
23.0	WEAPON-Bombs	-0.084	-0.084	-0.075	0.916	-0.084	-0.084	-0.075	-0.084	-0.084	-0.084	-0.
24.0	WEAPON-Firearms	0.448	0.448	-0.497	-0.552	0.448	0.448	-0.497	0.448	-0.552	0.448	-0.
25.0	Melee weapon											
26.0	WEAPON-Mixed	-0.184	-0.184	-0.166	-0.184	-0.184	-0.184	-0.166	-0.184	0.816	-0.184	-0.
27.0	ROLE IN THE TEAM-Damager	-0.301	-0.301	-0.271	-0.301	-0.301	-0.301	-0.271	-0.301	0.699	-0.301	0.
28.0	ROLE IN THE TEAM-Healer	-0.050	-0.050	-0.045	-0.050	-0.050	-0.050	-0.045	-0.050	-0.050	-0.050	-0.
29.0	ROLE IN THE TEAM-Run	-0.067	-0.067	-0.060	-0.067	-0.067	-0.067	-0.060	-0.067	-0.067	-0.067	-0.
30.0	ROLE IN THE TEAM-Support	0.883	-0.117	-0.105	-0.117	-0.117	-0.117	-0.105	0.883	-0.117	-0.117	-0.
31.0	ROLE IN THE TEAM-Support damager	-0.334	0.666	-0.301	0.666	0.666	0.666	-0.301	-0.334	-0.334	0.666	-0.
32.0	ROLE IN THE TEAM-Tank	-0.084	-0.084	0.925	-0.084	-0.084	-0.084	0.925	-0.084	-0.084	-0.084	-0.
33.0	ROLE IN THE TEAM-Useless	-0.067	-0.067	-0.060	-0.067	-0.067	-0.067	-0.060	-0.067	-0.067	-0.067	-0.
34.0	RARITY-Chromatic	-0.251	-0.251	0.774	-0.251	-0.251	0.749	-0.226	-0.251	-0.251	-0.251	-0.
35.0	RARITY-Epic	-0.167	-0.167	-0.151	-0.167	0.833	-0.167	0.849	-0.167	0.833	-0.167	-0.
36.0	RARITY-Legendary	-0.100	0.900	-0.090	-0.100	-0.100	-0.100	-0.090	-0.100	-0.100	-0.100	-0.
37.0	RARITY-Mythic	-0.134	-0.134	-0.120	-0.134	-0.134	-0.134	-0.120	-0.134	-0.134	-0.134	-0.
38.0	RARITY-Rare	-0.067	-0.067	-0.060	0.933	-0.067	-0.067	-0.060	-0.067	-0.067	-0.067	-0.
39.0	RARITY-Starting	-0.017	-0.017	-0.015	-0.017	-0.017	-0.017	-0.015	-0.017	-0.017	-0.017	-0.
40.0	RARITY-Super rare	-0.100	-0.100	-0.090	-0.100	-0.100	-0.100	-0.090	-0.100	-0.100	-0.100	-0.
41.0	RARITY-Trophy road reward	0.816	-0.184	-0.166	-0.184	-0.184	-0.184	-0.166	0.816	-0.184	0.816	0.
	Сумма											
	Среднее											
	Среднеквадратичное отклонение	0.378	0.337	0.417	0.402	0.330	0.323	0.400	0.366	0.418	0.337	0.

Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону)

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

3.4. Задача-4. Верификация моделей

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

Достоверность моделей можно оценивать и путем решения других задач, например задач прогнозирования, выработки управляющих решений, исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Но это более трудоемко и даже всегда возможно, особенно на экономических и политических моделях.

В режиме 3.4 системы «Эйдос» и ряде других изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности.

В соответствии с критерием достоверности F-мерой Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель INF4 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: $F=0.867$ (1-й рисунок 14).

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модальных уровней истинно-положительных решений (STP)	Сумма модальных уровней истинно-отрицательных решений (STN)	Сумма модальных уровней ложно-положительных решений (STFP)	Сумма модальных уровней ложно-отрицательных решений (STFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	61	61	980	2680		0.022	1.000	0.044	59.469	104.016	714	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признак...	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	59.800		1327	
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл. частот с о...	61	61	980	2680		0.022	1.000	0.044	59.469	104.016	714	
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл. частот по призна...	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	61.000		1351	
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл. частот с о...	61	61	980	2680		0.022	1.000	0.044	59.469	104.016	714	
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл. частот по призна...	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	59.800		1327	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	61	61	1637	2023		0.029	1.000	0.057	55.629	193.926	401	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	41.421		679	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	61	61	1637	2023		0.029	1.000	0.057	56.057	195.283	406	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	40.952		673	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Семантический резонанс зна...	61	61	1952	1708		0.034	1.000	0.067	58.763	402.013	368	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Сумма знаний	61	61	1952	1708		0.034	1.000	0.067	50.138	353.284	303	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	61	61	2318	1342		0.043	1.000	0.083	47.933	293.773	253	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	22.964		258	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	61	61	2316	1344		0.043	1.000	0.083	47.760	292.268	253	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	22.430		252	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	61	61	1231	2429		0.024	1.000	0.048	58.101	139.077	540	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Сумма знаний	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	51.256		987	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	61	61	1225	2435		0.024	1.000	0.048	58.446	139.758	544	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сумма знаний	61	61	88	3572		0.017	1.000	0.033	49.898		965	

3.4. Обобщенная форма по достов. моделям при разл. крит. Текущая модель: "INF1"												
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	модуль сходст. отрицат	Средний модуль ур. сходст. ложно-положит. решений	Средний модуль ур. сходст. ложно-отрицат. решений	A-Точность модели A-Решений = ATR/A TP+	A-Полнота модели A-Решений = ATR/A TP+	L2-мера проф. Е. В. Луценко	Процент правильной идентификац.	Процент правильной не идентификац.	Процент ошибочной идентификац.	Процент ошибочной не идентификац.	Процент правильных результатов
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений. % класс.	Корреляция абс. частот с обр...	106	0.266		0.785	1.000	0.880	100.000	26.776	73.224		63.388
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений. % класс.	Сумма абс. частот по признакам...		0.372		0.725	1.000	0.841	100.000	2.404	97.596		51.202
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность 1-го признака в сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	106	0.266		0.785	1.000	0.880	100.000	26.776	73.224		63.388
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность 1-го признака в сред.	Сумма усл.отн. частот по призна...		0.378		0.726	1.000	0.841	100.000	2.404	97.596		51.202
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность 1-го признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	106	0.266		0.785	1.000	0.880	100.000	26.776	73.224		63.388
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность 1-го признака.	Сумма усл.отн. частот по призна...		0.372		0.725	1.000	0.841	100.000	2.404	97.596		51.202
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по A/Заркевичу, в.	Семантический резонанс зна...	118	0.199		0.821	1.000	0.902	100.000	44.727	55.273		72.363
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по A/Заркевичу, в.	Сумма знаний		0.190		0.781	1.000	0.877	100.000	2.404	97.596		51.202
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по A/Заркевичу, в.	Семантический резонанс зна...	119	0.201		0.821	1.000	0.901	100.000	44.727	55.273		72.363
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по A/Заркевичу, в.	Сумма знаний		0.188		0.781	1.000	0.877	100.000	2.404	97.596		51.202
6. INF3 - частный критерий: Уинквардат, разности между фактич.	Семантический резонанс зна...	206	0.216		0.817	1.000	0.899	100.000	53.333	46.667		76.667
6. INF3 - частный критерий: Уинквардат, разности между фактич.	Сумма знаний		0.177		0.822	1.000	0.903	100.000	53.333	46.667		76.667
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	127	0.189		0.806	1.000	0.893	100.000	63.333	36.667		81.667
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Сумма знаний		0.072		0.839	1.000	0.912	100.000	2.404	97.596		51.202
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	126	0.189		0.806	1.000	0.893	100.000	63.279	36.721		81.639
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Сумма знаний		0.071		0.829	1.000	0.912	100.000	2.404	97.596		51.202
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	113	0.222		0.811	1.000	0.895	100.000	33.634	66.366		66.817
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний		0.277		0.752	1.000	0.859	100.000	2.404	97.596		51.202
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	114	0.224		0.811	1.000	0.895	100.000	33.470	66.530		66.735
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний		0.270		0.752	1.000	0.858	100.000	2.404	97.596		51.202

Рисунок 11. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 15 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.ЛуценкоСК-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, за исключением 1-го случая при уровне различия –10%;

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

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

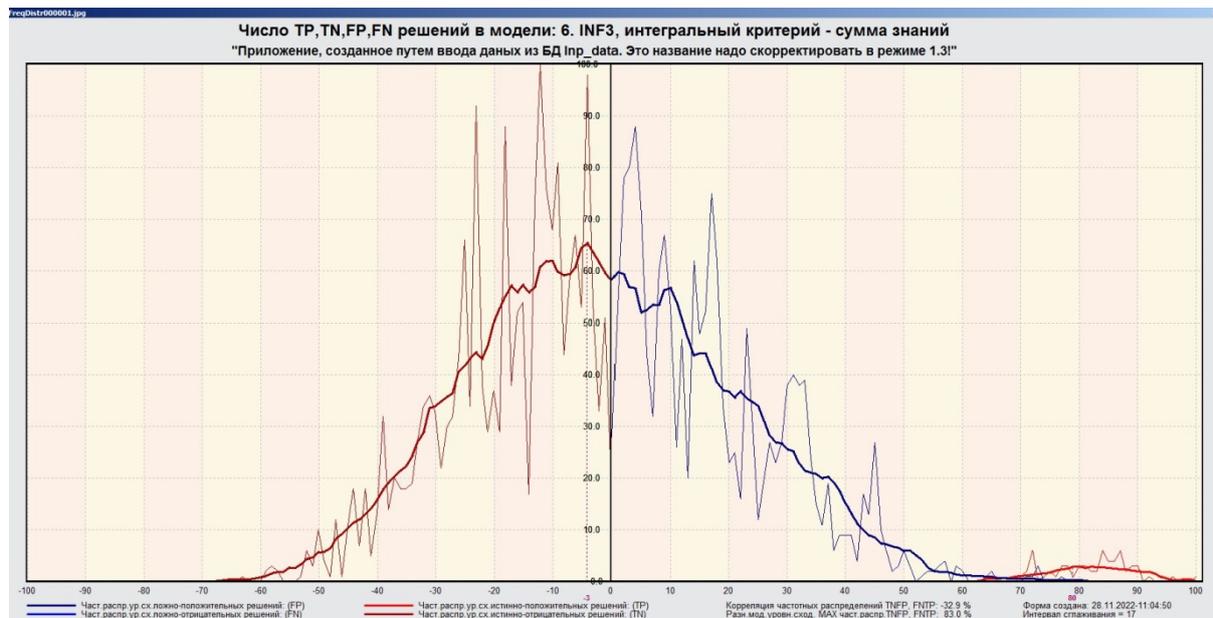


Рисунок 12. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.ЛуценкоСК-модели INF3

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.#: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-X++"

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-X++".

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: 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 иной псевдопрогнозом.

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

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

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

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

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

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

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

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):
 $F\text{-мера} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$ - достоверность модели
Precision = TP / (TP + FP) - точность модели;
Recall = TP / (TP + FN) - полнота модели;

L1-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):
 $L1\text{-мера} = 2 * (\text{SPrecision} * \text{SRecall}) / (\text{SPrecision} + \text{SRecall})$
SPrecision = STP / (STP + SFP) - точность с учетом сумм уровней сходства;
SRecall = STP / (STP + SFN) - полнота с учетом сумм уровней сходства;
STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):
 $L2\text{-мера} = 2 * (\text{APrecision} * \text{ARecall}) / (\text{APrecision} + \text{ARecall})$
APrecision = ATP / (ATP + AFP) - точность с учетом средних уровней сходства;
ARecall = ATP / (ATP + AFN) - полнота с учетом средних уровней сходства;
ATP = STP / TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
AFP = SFP / FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

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

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

Помощь по режиму 3.4. (С) Система "ЭЙДОС-X++"

Режим: 4.1.3.11. РАСЧЕТ И ГРАФИЧЕСКАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ЧАСТОТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ УРОВНЕЙ СХОДСТВА.

По нажатию кнопка: [(TP,TN,FP, FN), [(TP-FP)/(TN-FN)], [(T-F)/(T+F)*100]] отображаются графики частотных распределений для модели и интегрального критерия той строки, на которой в экранной форме 3.4 стоит курсор. По клику на кнопке: [(T-F)/(T+F)*100] выводятся графики частотных распределений: (TP-FP)/(TP+FP)*100 и (TN-FN)/(TN+FN)*100.

где:
TP-True-Positive; TN-True-Negative; FP-False Positive; FN-False-Negative, количество истинных и ложных положительных и отрицательных решений.

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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. -IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

Примерные графики TP,TN,FP, FN, а также F-меры и критериев L1, L2 при увеличении объема выборки:

Количество решений

Объем выборки

Динамика F-меры Ван Ризбергена и L1- и L2- мер проф.Е.В.Луценко в зависимости от объема выборки FND-модели

Достоверность, %

Число объектов обучающей выборки

Legend: L2_MERA (blue), L1_MERA (magenta), F_MERA (yellow)

Рисунок 13. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

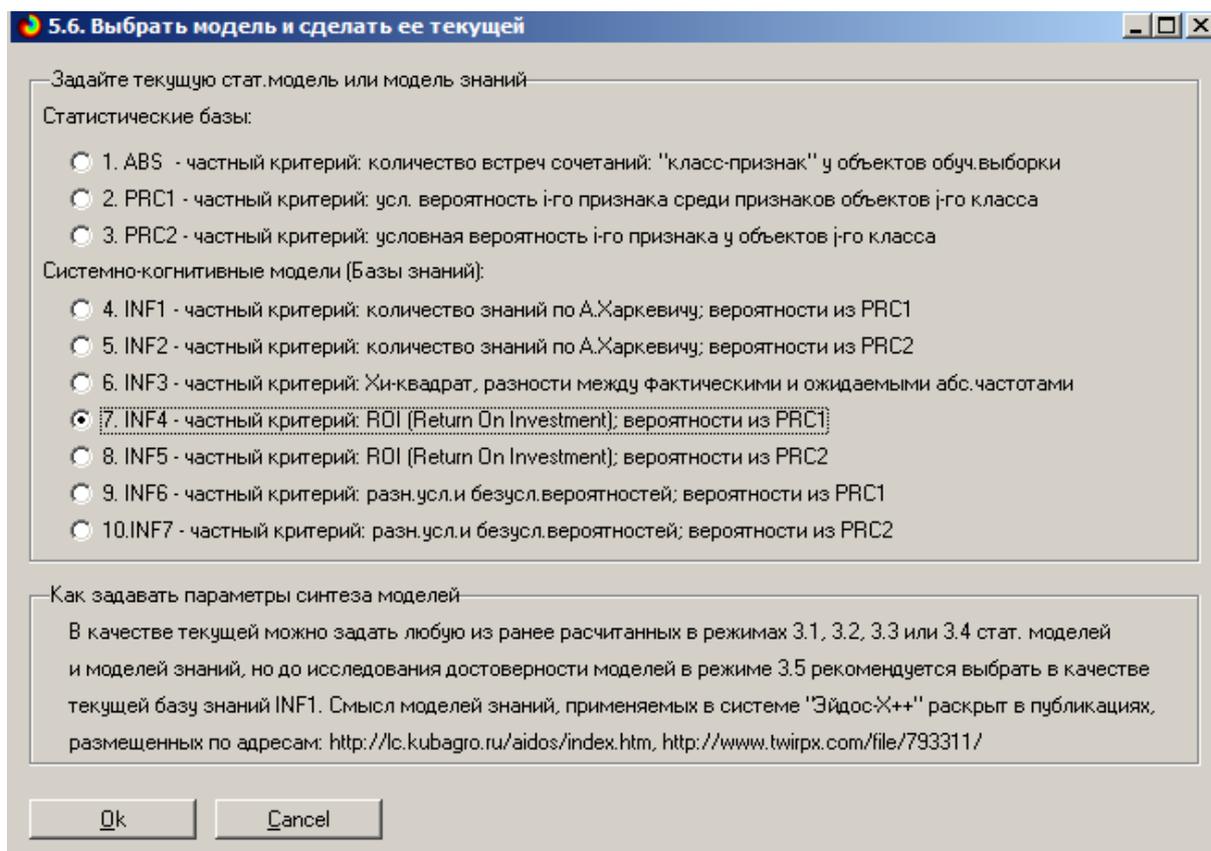
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

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.



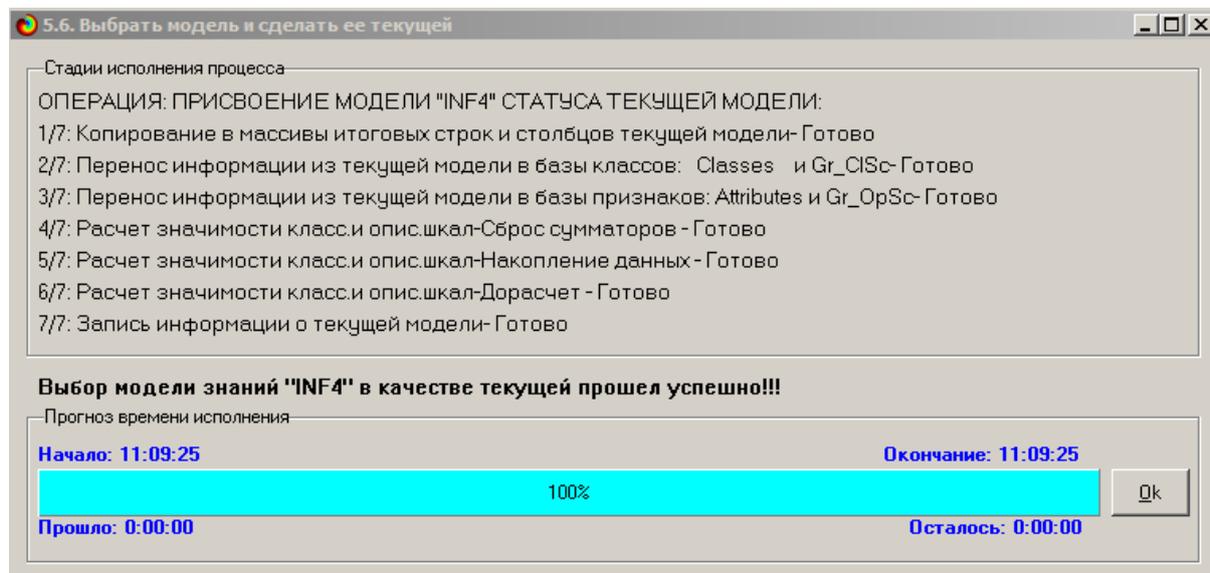


Рисунок 14. Задание СК-модели INF4 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

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

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

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

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны⁹ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

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

3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

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

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

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

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

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

В АСК-анализе разработаны а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК-анализа или сценарном АСК-анализе. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно

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):

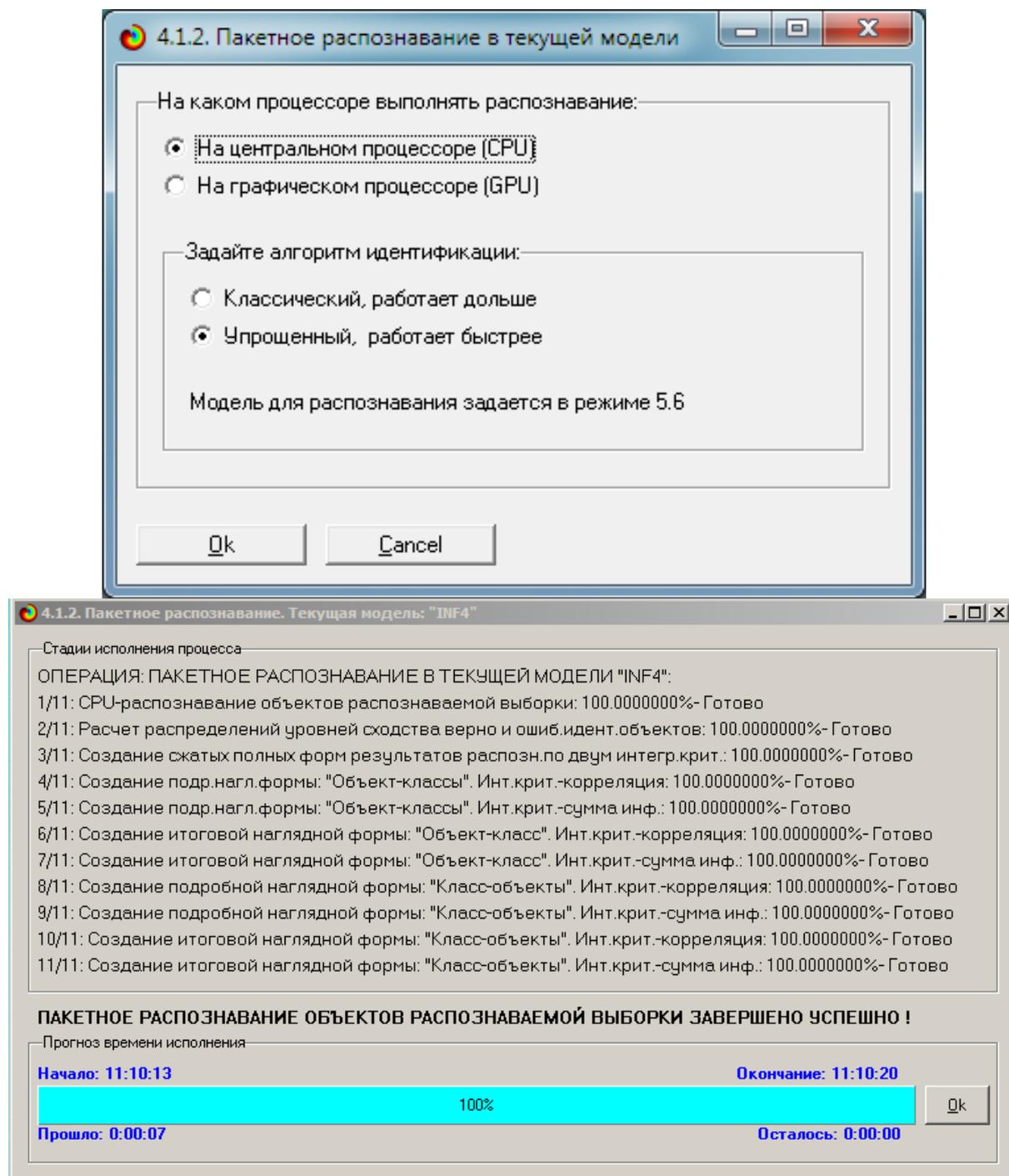


Рисунок 15. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

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

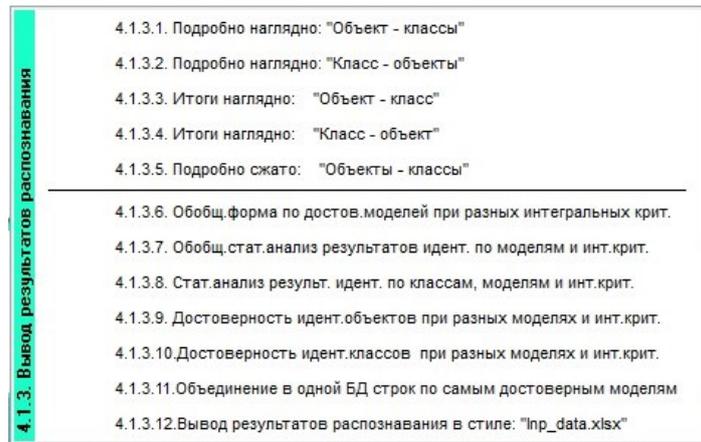


Рисунок 16. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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: "INF4"

Код	Наим. объекта
1	1
2	2
3	3
4	4
5	5
6	6
7	7
8	8
9	9
10	10
11	11
12	12
13	13
14	14
15	15
16	16
17	17
18	18
19	19
20	20
21	21
22	22
23	23

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
27	NAME-Gale	63,52...	v	████████████████████
36	NAME-Lola	56,33...		████████████████████
16	NAME-Colette	46,54...		████████████████████
6	NAME-Belle	44,73...		████████████████████
37	NAME-Lou	33,32...		████████████████████
9	NAME-Bonne	29,51...		████████████████████
24	NAME-Eve	24,74...		████████████████████
57	NAME-Squeak	24,34...		████████████████████
34	NAME-Jessie	19,17...		████████████████████
44	NAME-Otis	16,12...		████████████████████

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
27	NAME-Gale	35,19...	v	████████████████████
37	NAME-Lou	26,24...		████████████████████
9	NAME-Bonne	23,19...		████████████████████
19	NAME-Darryl	20,48...		████████████████████
13	NAME-Buzz	12,58...		████████████████████
12	NAME-Buster	12,47...		████████████████████
57	NAME-Squeak	12,17...		████████████████████
54	NAME-Shelly	12,00...		████████████████████
42	NAME-Nani	10,91...		████████████████████
33	NAME-Janet	10,63...		████████████████████

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

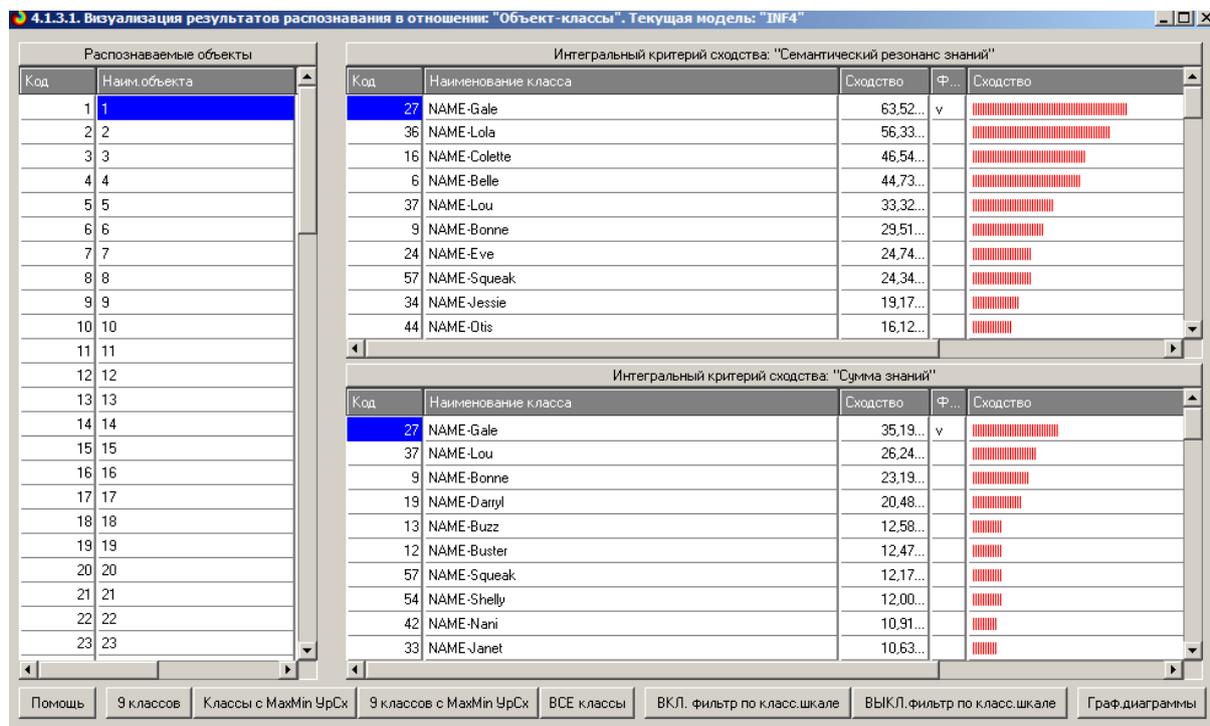


Рисунок 17. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

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

- при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;
- при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

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

Выходные формы, приведенные на рисунках 21, интуитивно понятны и не требуют особых комментариев. Отметим лишь, что на SWOT-диаграммах наглядно показаны знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние,

соответствующее классу, выбранному в верхнем окне. Знак показан цветом, а сила влияния – толщиной линии.

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов [%]
20	NAME-Dynamike	2,2694083	10	1,6393443
21	NAME-Edgar	1,9557417	9	1,6393443
22	NAME-Ei Primo	2,8312083	9	1,6393443
23	NAME-Emz	1,0416142	10	1,6393443
24	NAME-Eve	0,6435858	10	1,6393443
25	NAME-Fang	2,4520250	10	1,6393443

SWOT-анализ класса:1 "NAME-8-bit" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
30	ROLE IN THE TEAM-Support	0.883
13	RUNNING SPEED-Slow	0.866
41	RARITY-Trophy road reward	0.816
7	TYPE OF DAMAGE-Directed	0.532
20	EASY TO PLAY-Normal	0.532
14	DECETERATION SKILL-No	0.498
17	BOOST-Yes	0.498
24	WEAPON-Firearms	0.448
21	TREATMENT SKILL-No	0.431
2	CHARACTER CLASS-Damage dealer	0.415

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
12	RUNNING SPEED-Normal	-0.585
16	BOOST-No	-0.518
15	DECETERATION SKILL-Yes	-0.518
22	TREATMENT SKILL-Yes	-0.452
18	EASY TO PLAY-Easy	-0.385
31	ROLE IN THE TEAM-Support damager	-0.334
27	ROLE IN THE TEAM-Damager	-0.301
11	RUNNING SPEED-Fast	-0.301
34	RARITY-Chromatic	-0.251
10	TYPE OF DAMAGE-Wide	-0.234
6	TYPE OF DAMAGE-Close combat	-0.201
26	WEAPON-Mixed	-0.184
35	RARITY-Epic	-0.167
19	EASY TO PLAY-Hard	-0.167

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

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

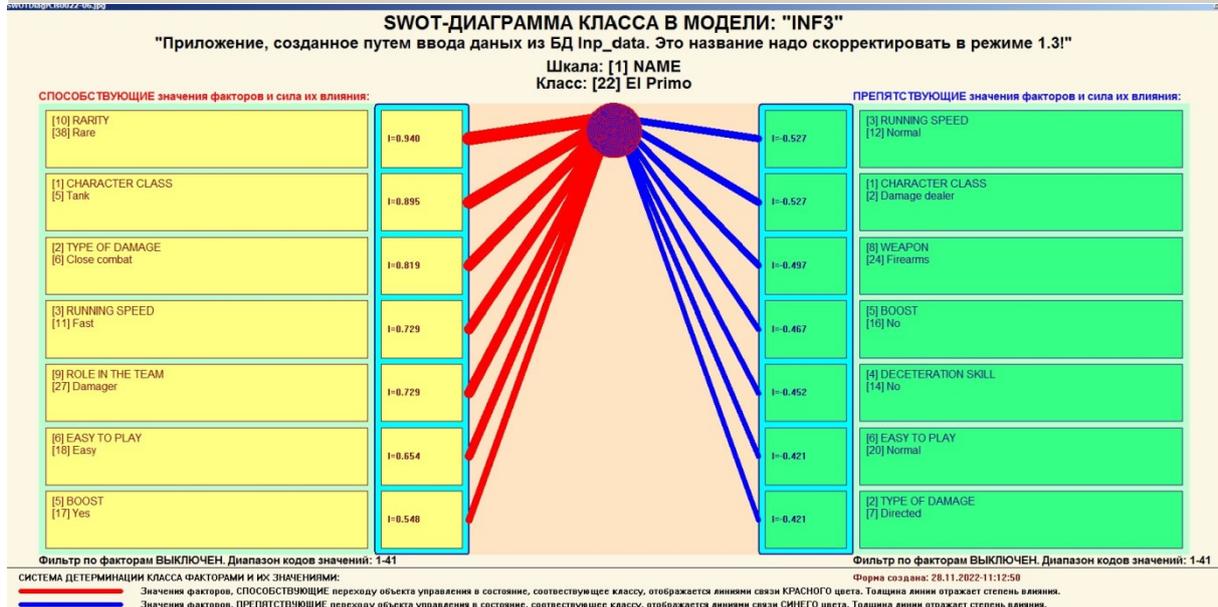


Рисунок 18. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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 помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

Слева на SWOT-диаграмме приведены значения факторов, способствующих переходу объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне (показаны красным цветом), а справа – препятствующих этому переходу (показаны синим цветом). Сила влияния каждого значения фактора на поведение объекта моделирования показана толщиной линии.

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

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [13, 14, 16] и в ряде других работ.

Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 22).

Шаг 1-й. Руководство ставит цели управления, т.е. определяет будущие целевые состояния объекта управления. Обычно целевые состояния в натуральном выражении - это количество и качество продукции, а в стоимостном выражении - прибыль и рентабельность. Объект управления как система, эффективность объекта управления как **системное свойство**, повышение уровня системности объекта управления как цель управления (нелинейность). Модель отражает определенный уровень технологий, поэтому целевые состояния, недостижимые в одной модели, могут оказаться достижимыми в другой с большим числом факторов [16, 17, 18].

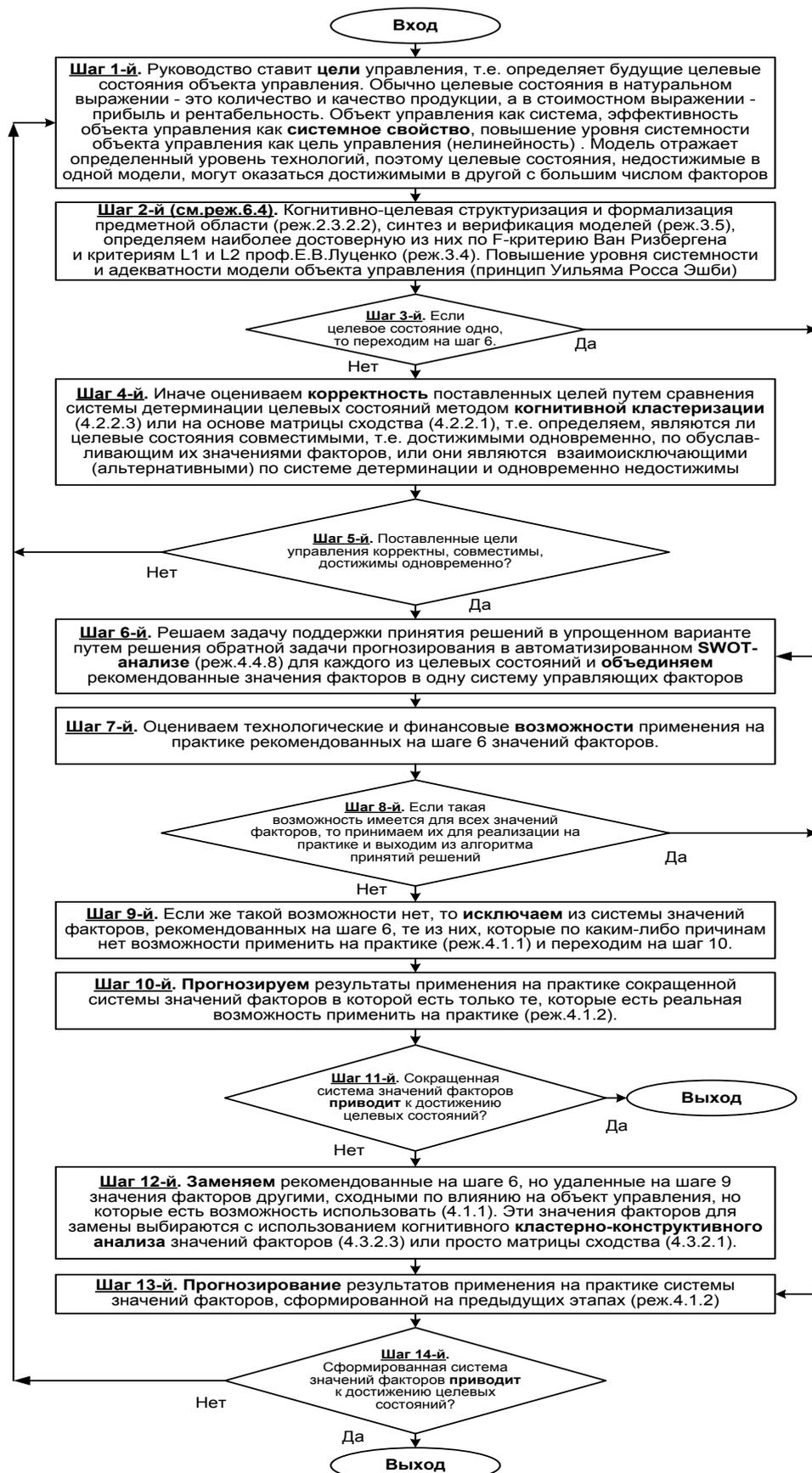


Рисунок 19. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Шаг 2-й (см.реж.6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [5]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [17].

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

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

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

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

Шаг 7-й. Оцениваем технологические и финансовые **возможности** применения на практике рекомендованных на шаге 6 значений факторов.

Шаг 8-й. Если такая возможность имеется для всех значений факторов, то принимаем их для реализации на практике и переходим на шаг 13 для проверки эффективности принятых решений, а иначе переходим на шаг 9.

Шаг 9-й. Если же такой возможности нет, то **исключаем** из системы значений факторов, рекомендованных на шаге 6, те из них, которые по каким-либо причинам нет возможности применить на практике (реж.4.1.1) и переходим на шаг 10.

Шаг 10-й. **Прогнозируем** результаты применения на практике сокращенной системы значений факторов в которой есть только те, которые есть реальная возможность применить на практике (реж.4.1.2).

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

Шаг 12-й. **Заменяем** рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием когнитивного **кластерно-конструктивного анализа** значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) [19].

Шаг 13-й. Прогнозирование результатов применения на практике системы значений факторов, сформированной на предыдущих этапах (реж.4.1.2)

Шаг 14-й. Сформированная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да – то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 1.

Приведенный выше развитый алгоритм принятия решений может быть применен в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос». Принципиальная схема подобной системы приведена на рисунке 23:

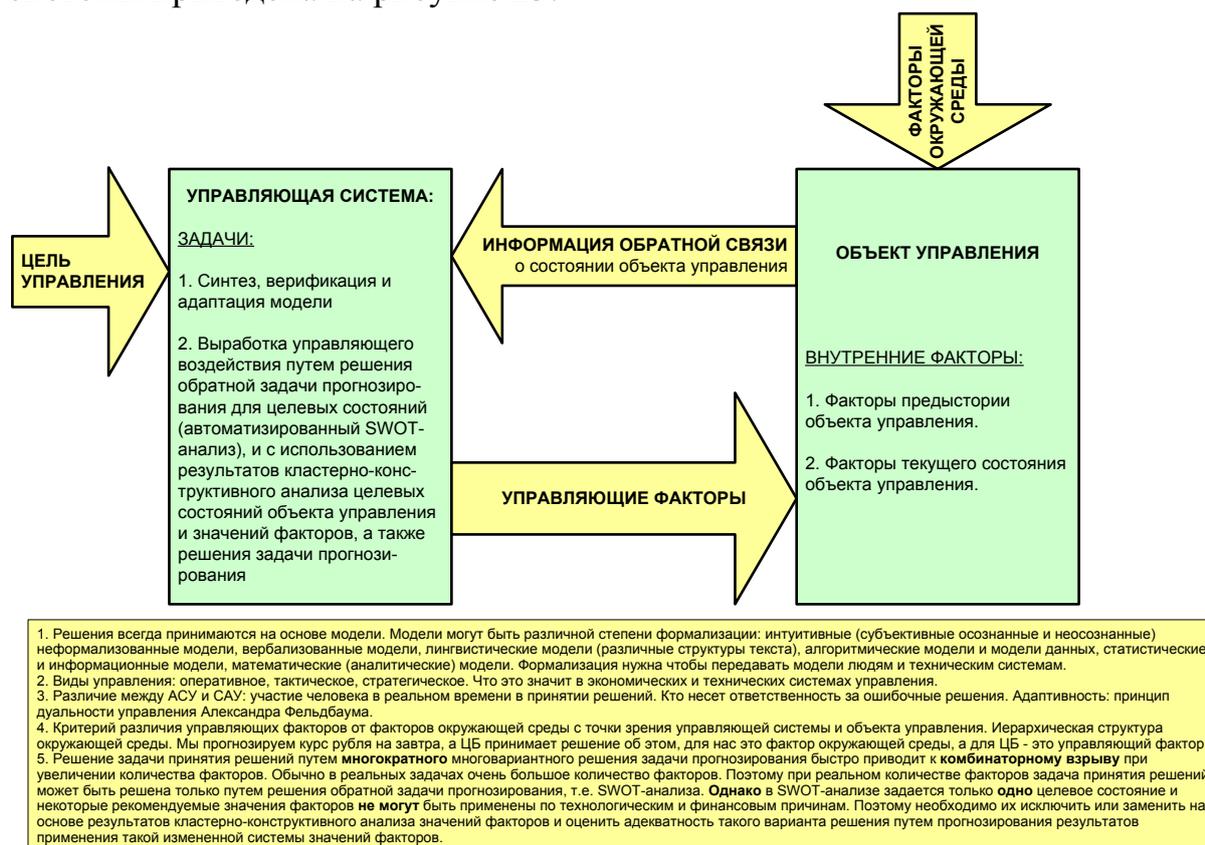


Рисунок 20. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

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

Код	Наименование значения фактора
1	TYPE OF DAMAGE-Close_combat
2	TYPE OF DAMAGE-Directed
3	TYPE OF DAMAGE-Projectile_throwing
4	TYPE OF DAMAGE-Ricochet
5	TYPE OF DAMAGE-Wide
6	RUNNING SPEED-Fast

SWOT-анализ значения фактора:1 "TYPE OF DAMAGE-Close_combat" в модели:6 "INF3"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
66	CHARACTER CLASS-Tank	3.565
62	CHARACTER CLASS-Assassin	1.783
64	CHARACTER CLASS-Hybrid	1.174
3	NAME-Ash	0.804
7	NAME-Bibi	0.804
13	NAME-Buzz	0.804
21	NAME-Edgar	0.804
22	NAME-EI Primo	0.804
25	NAME-Fang	0.804
40	NAME-Mortis	0.804
50	NAME-Rosa	0.804
52	NAME-Sam	0.804
9	NAME-Bonne	0.783
19	NAME-Darrul	0.783

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
63	CHARACTER CLASS-Damage dealer	-4.717
65	CHARACTER CLASS-Support	-1.804
61	NAME-Tick	-0.261
43	NAME-Nita	-0.261
34	NAME-Jessie	-0.261
23	NAME-Emz	-0.261
17	NAME-Colt	-0.261
10	NAME-Brock	-0.261
58	NAME-STU	-0.239
46	NAME-Penny	-0.239
20	NAME-Dynamike	-0.239
8	NAME-Bo	-0.239
1	NAME-8-bit	-0.239
60	NAME-Tara	-0.217

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

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

SWOT-диаграмма

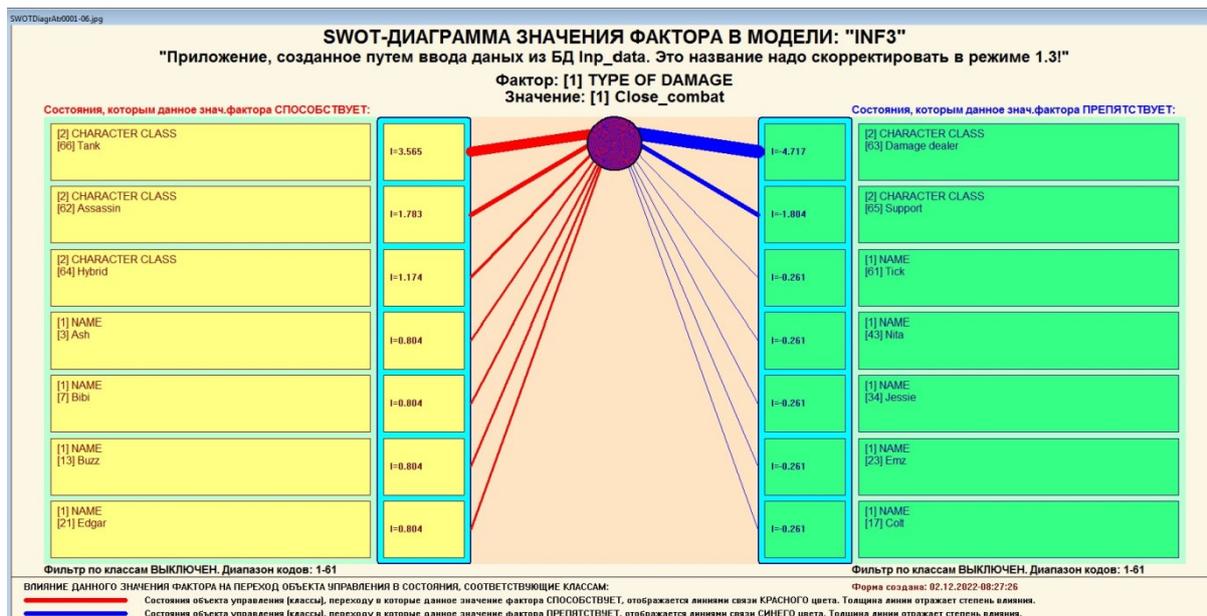


Рисунок 21. Пример инвертированной SWOT-диаграммы влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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:

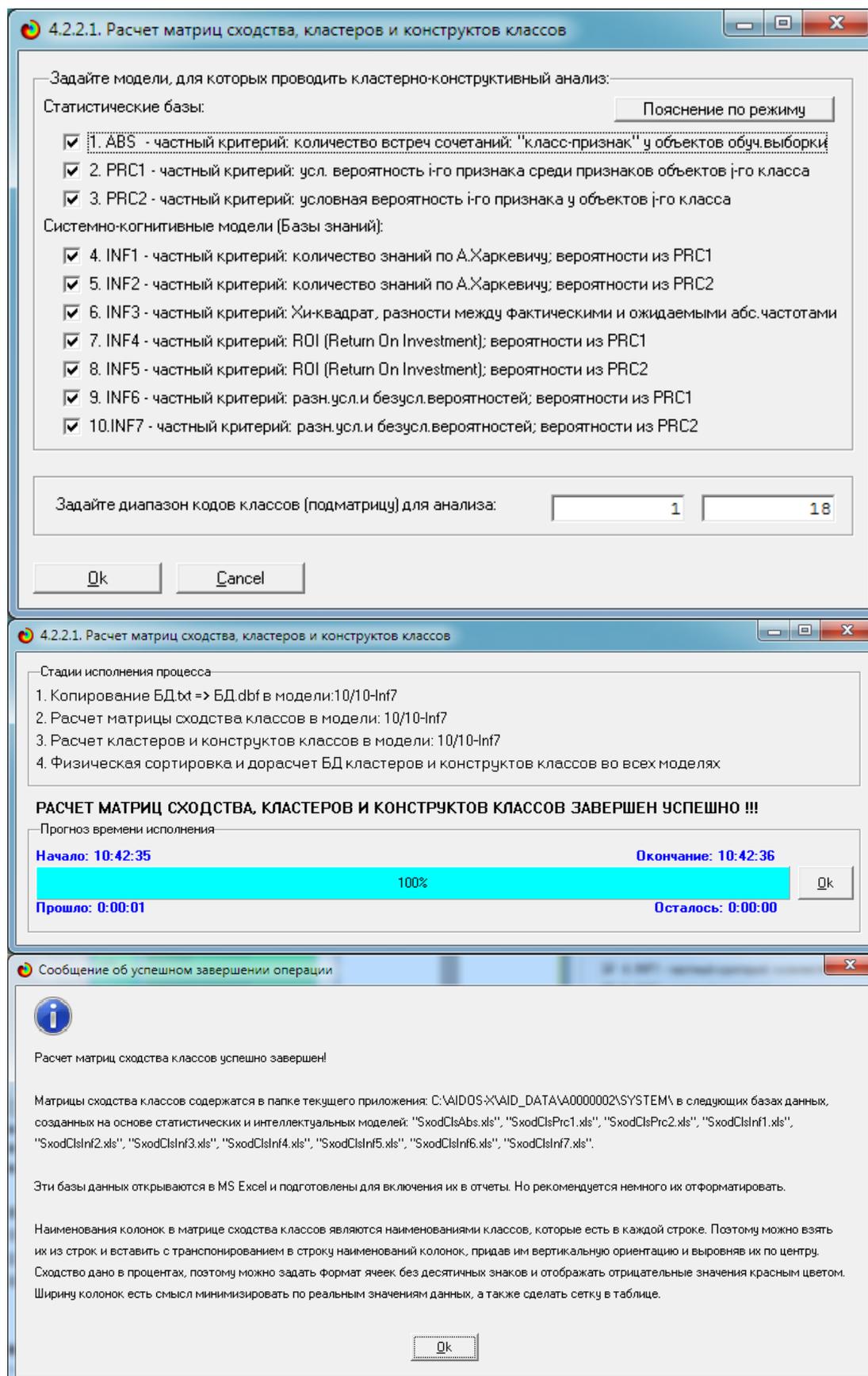


Рисунок 22. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 8 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (частично)

KO D_C LS	KO D_C LSC	NAME_C LS	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9
1	1	NAME-8-bit	100,00 00000	54,096 2746	5,3875 682	- 11,790 2137	27,741 6793	27,741 6793	- 21,909 4440	48,821 5488	14,564 3816
2	1	NAME-Amber	54,096 2746	100,00 00000	8,8779 352	18,571 4286	59,285 7143	59,285 7143	- 19,235 5263	27,741 6793	32,142 8571
3	1	NAME-Ash	5,3875 682	8,8779 352	100,00 00000	- 5,1787 956	- 19,235 5263	- 5,1787 956	56,321 8391	- 35,557 9501	22,934 6660
4	1	NAME-Barley	- 11,790 2137	18,571 4286	- 5,1787 956	100,00 00000	45,714 2857	45,714 2857	- 5,1787 956	14,564 3816	- 22,142 8571
5	1	NAME-Bea	27,741 6793	59,285 7143	- 19,235 5263	45,714 2857	100,00 00000	86,428 5714	- 5,1787 956	54,096 2746	18,571 4286
6	1	NAME-Belle	27,741 6793	59,285 7143	- 5,1787 956	45,714 2857	86,428 5714	100,00 00000	- 19,235 5263	54,096 2746	5,0000 000
7	1	NAME-Bibi	- 21,909 4440	- 19,235 5263	56,321 8391	- 5,1787 956	- 5,1787 956	- 19,235 5263	100,00 00000	- 21,909 4440	36,991 3968
8	1	NAME-Bo	48,821 5488	27,741 6793	- 35,557 9501	14,564 3816	54,096 2746	54,096 2746	- 21,909 4440	100,00 00000	- 11,790 2137
9	1	NAME-Bonne	14,564 3816	32,142 8571	22,934 6660	- 22,142 8571	18,571 4286	5,0000 000	36,991 3968	- 11,790 2137	100,00 00000
10	1	NAME-Brock	68,986 4462	62,253 1756	- 11,213 7902	- 2,0299 949	36,539 9074	36,539 9074	- 11,213 7902	56,503 1845	36,539 9074
11	1	NAME-Bull	23,232 3232	14,564 3816	32,684 5804	27,741 6793	14,564 3816	14,564 3816	32,684 5804	23,232 3232	1,3870 840
12	1	NAME-Buster	5,3875 682	8,8779 352	56,321 8391	- 33,292 2571	- 19,235 5263	- 5,1787 956	41,762 4521	- 21,909 4440	36,991 3968
13	1	NAME-Buzz	- 8,2609 379	8,8779 352	41,762 4521	- 5,1787 956	8,8779 352	22,934 6660	56,321 8391	- 8,2609 379	51,048 1276
14	1	NAME-Byron	5,3875 682	22,934 6660	12,643 6782	22,934 6660	22,934 6660	22,934 6660	- 16,475 0958	5,3875 682	8,8779 352
15	1	NAME-Carl	14,564 3816	32,142 8571	8,8779 352	- 8,5714 286	5,0000 000	5,0000 000	- 5,1787 956	14,564 3816	18,571 4286
16	1	NAME-Colette	19,036 0743	51,048 1276	27,203 0651	36,991 3968	51,048 1276	65,104 8584	12,643 6782	19,036 0743	8,8779 352
17	1	NAME-Colt	68,986 4462	49,396 5415	2,1025 857	10,826 6392	49,396 5415	49,396 5415	- 24,530 1661	56,503 1845	23,683 2733
18	1	NAME-Crow	19,036 0743	36,991 3968	12,643 6782	- 5,1787 956	22,934 6660	22,934 6660	12,643 6782	5,3875 682	8,8779 352
19	1	NAME-Darryl	14,564 3816	18,571 4286	36,991 3968	5,0000 000	18,571 4286	18,571 4286	36,991 3968	1,3870 840	18,571 4286

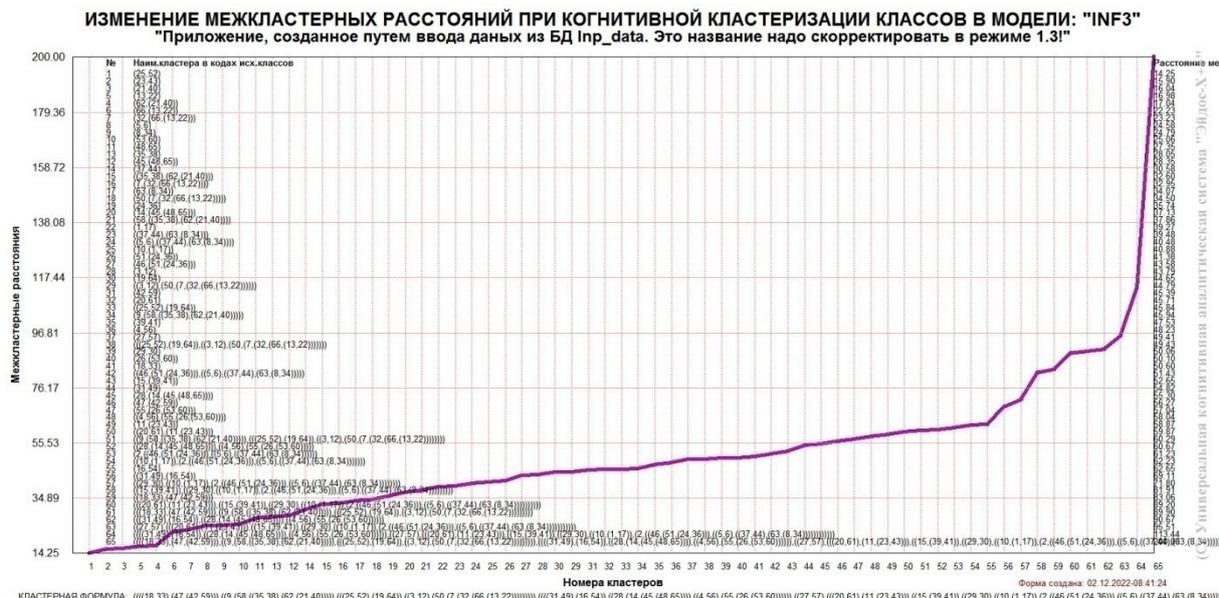


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

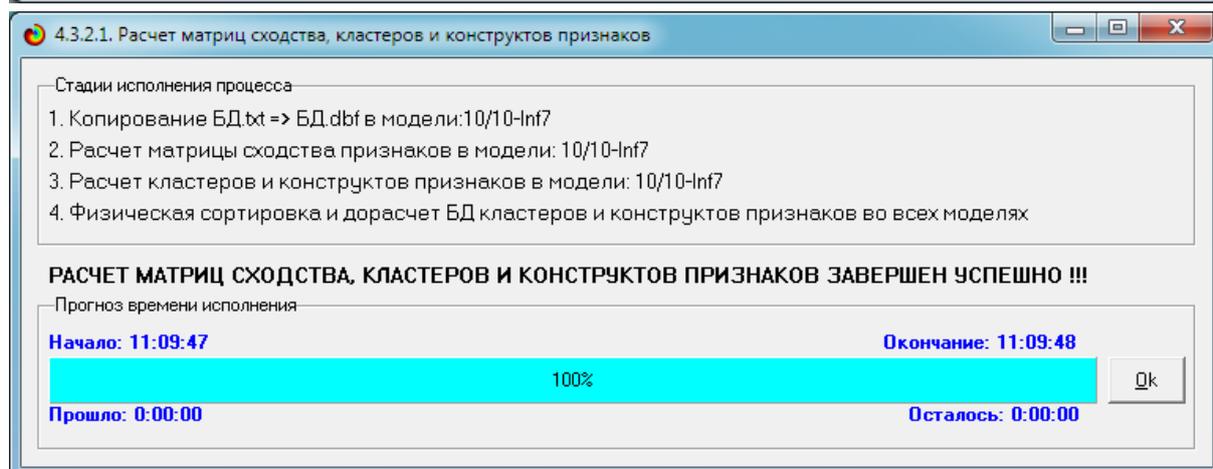
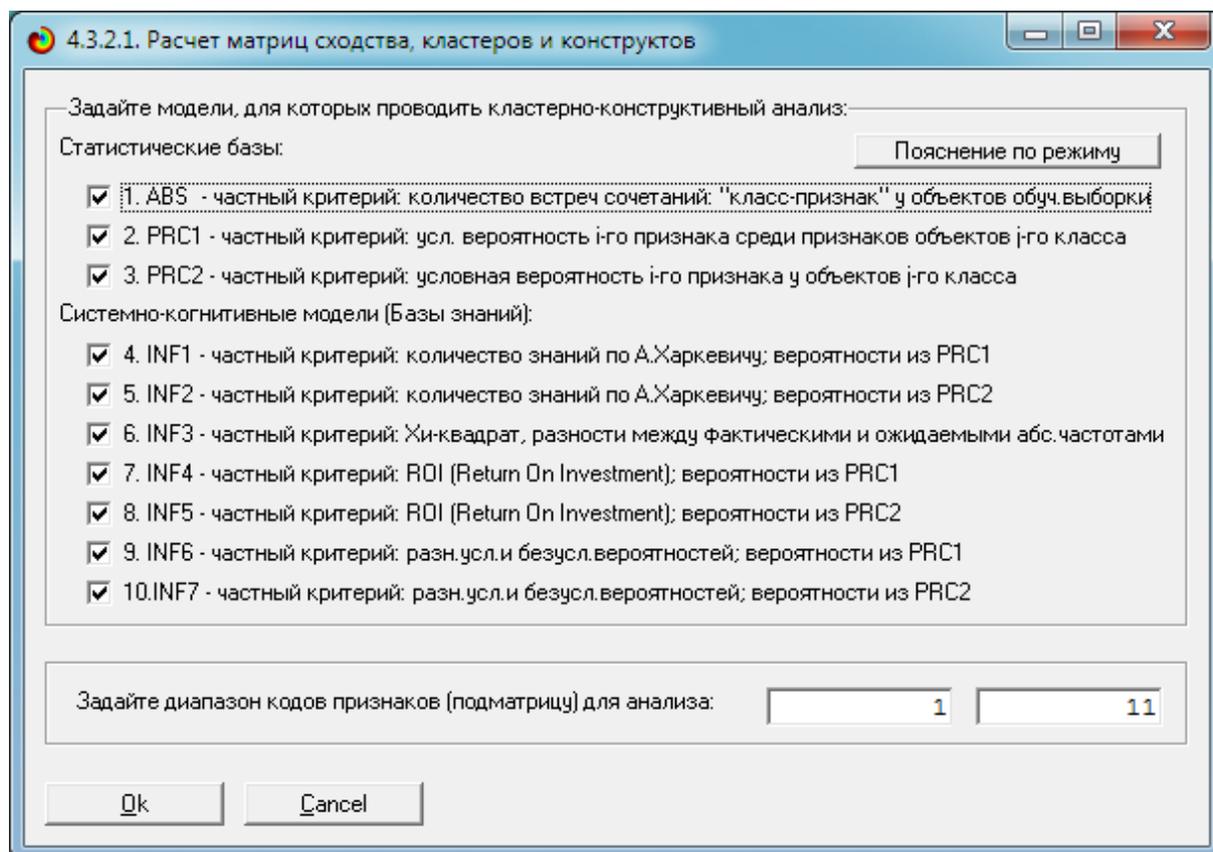
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

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

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

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

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



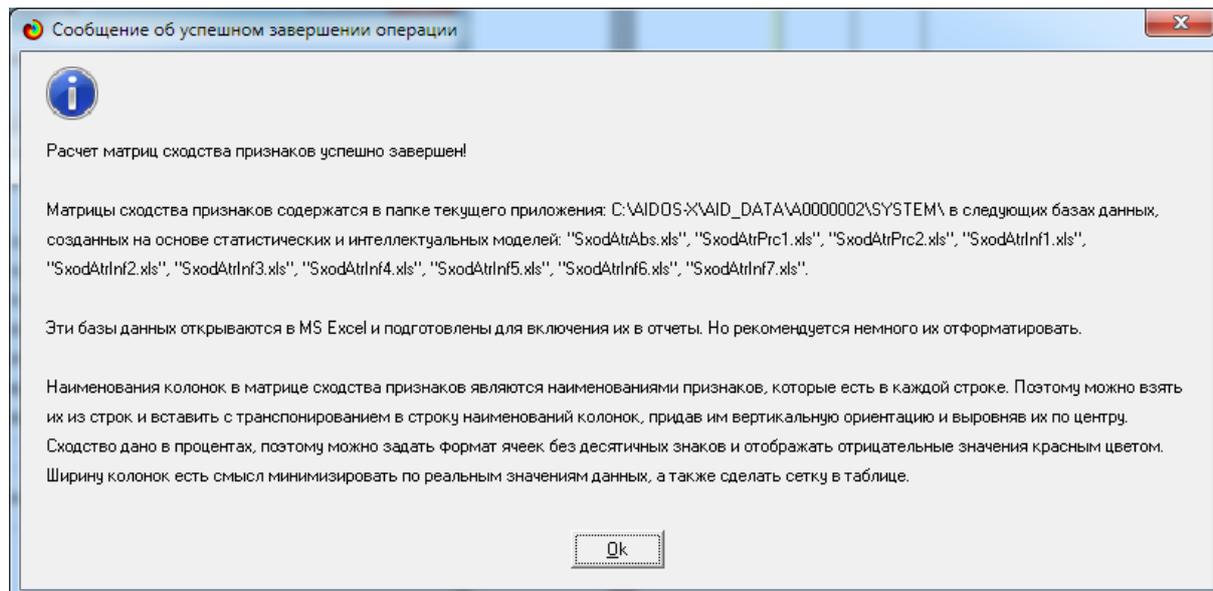


Рисунок 26. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 9– Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF1 (частично)

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7
1	1	NAME-8-bit	100,000 0000	54,0962 746	5,38756 82	- 11,7902 137	27,7416 793	27,7416 793	- 21,9094 440
2	1	NAME-Amber	54,0962 746	100,000 0000	8,87793 52	18,5714 286	59,2857 143	59,2857 143	- 19,2355 263
3	1	NAME-Ash	5,38756 82	8,87793 52	100,000 0000	- 5,17879 56	- 19,2355 263	- 5,17879 56	56,3218 391
4	1	NAME-Barley	- 11,7902 137	18,5714 286	- 5,17879 56	100,000 0000	45,7142 857	45,7142 857	- 5,17879 56
5	1	NAME-Bea	27,7416 793	59,2857 143	- 19,2355 263	45,7142 857	100,000 0000	86,4285 714	- 5,17879 56
6	1	NAME-Belle	27,7416 793	59,2857 143	- 5,17879 56	45,7142 857	86,4285 714	100,000 0000	- 19,2355 263
7	1	NAME-Bibi	- 21,9094 440	- 19,2355 263	56,3218 391	- 5,17879 56	- 5,17879 56	- 19,2355 263	100,000 0000
8	1	NAME-Bo	48,8215 488	27,7416 793	- 35,5579 501	14,5643 816	54,0962 746	54,0962 746	- 21,9094 440
9	1	NAME-Bonne	14,5643 816	32,1428 571	22,9346 660	- 22,1428 571	18,5714 286	5,00000 00	36,9913 968
10	1	NAME-Brock	68,9864 462	62,2531 756	- 11,2137 902	- 2,02999 49	36,5399 074	36,5399 074	- 11,2137 902
11	1	NAME-Bull	23,2323 232	14,5643 816	32,6845 804	27,7416 793	14,5643 816	14,5643 816	32,6845 804

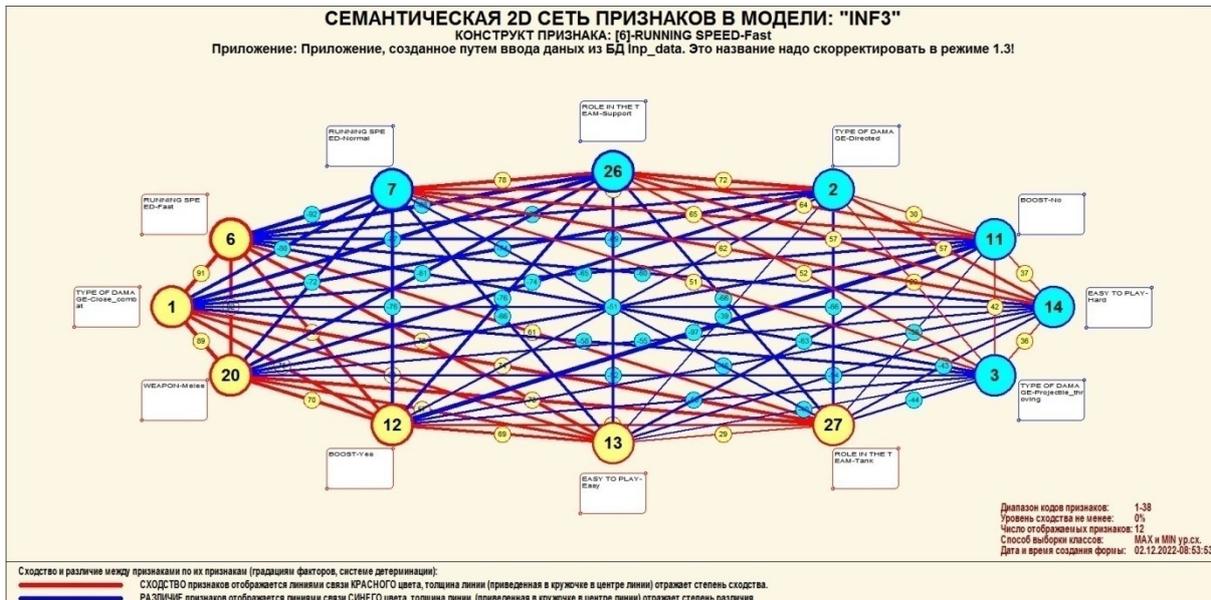


Рисунок 27. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов СК-модели INF1 (режим 4.3.2.2)

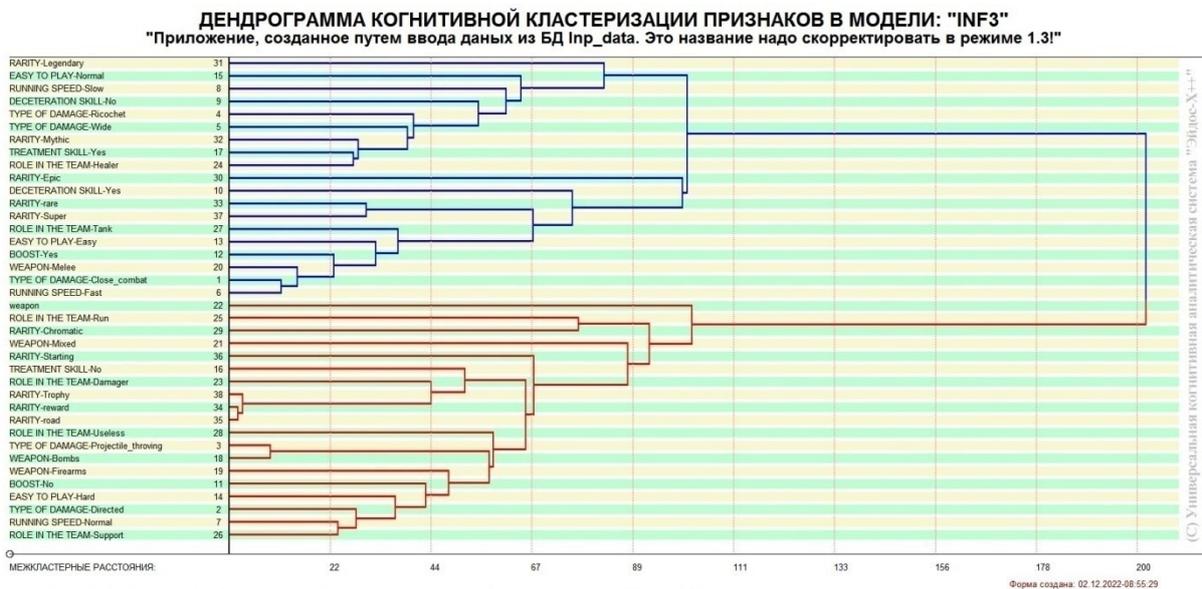


Рисунок 28. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

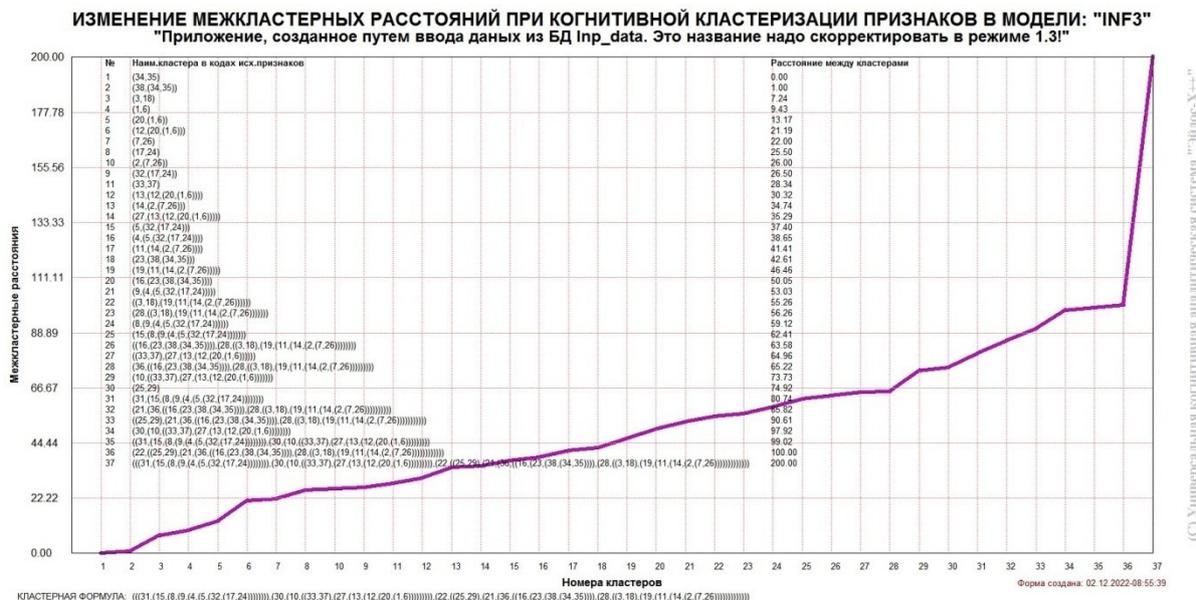


Рисунок 29. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

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

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на *теории информации* (это напоминает байесовские сети);

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

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

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 33). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

4.4.10.Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	NAME-8-bit
2	NAME-Amber
3	NAME-Ash
4	NAME-Barley
5	NAME-Bea
6	NAME-Belle
7	NAME-Bibi
8	NAME-Bo
9	NAME-Bonne
10	NAME-B...

Подготовка визуализации нейрона:1 "NAME-8-bit" в модели:6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
8	RUNNING SPEED-Slow	0.853
34	RARITY-reward	0.798
35	RARITY-road	0.798
38	RARITY-Trophy	0.798
26	ROLE IN THE TEAM-Support	0.503
2	TYPE OF DAMAGE-Directed	0.485
15	EASY TO PLAY-Normal	0.485
9	DECETERATION SKILL-No	0.448
12	BOOST-Yes	0.448
10	WEAPON-F...	0.000

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
23	ROLE IN THE TEAM-Damager	-0.699
7	RUNNING SPEED-Normal	-0.644
11	BOOST-No	-0.570
10	DECETERATION SKILL-Yes	-0.570
17	TREATMENT SKILL-Yes	-0.497
13	EASY TO PLAY-Easy	-0.423
6	RUNNING SPEED-Fast	-0.331
29	RARITY-Chromatic	-0.276
5	TYPE OF DAMAGE-Wide	-0.258
1	TYPE OF DAMAGE-Close	0.000

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

НЕЙРОН Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999 Минимальный вес.коэф.отображаемых рецепторов: 0.000

Сортировать рецепторы: по информативности по модулю информативности

Отобразить рецепторы: с наименованиями только с кодами

НЕЛОКАЛЬНЫЙ НЕЙРОН В МОДЕЛИ: "INF3"
Нейрон: [1]-NAME-8-bit
Приложение: Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!

Форма создана: 02.12.2022-08:57:49

Влияние рецепторов на активацию/торможение нелокального нейрона, соответствующего классу (система детерминации класса):
— АКТИВИРУЮЩЕЕ влияние отображается линиями КРАСНОГО цвета, толщина линии (приведенная в кружочке в центре линии) отражает относительную силу влияния.
— ТОРМОЗЯЩЕЕ влияние отображается линиями СИНЕГО цвета, толщина линии (приведенная в кружочке в центре линии) отражает относительную силу влияния.

Сортировка рецепторов по информативности
Отображается количество рецепторов не более: 999
Показаны связи с относительной силой влияния выше: 0%
Визуализация нейрона с кодами и наименованиями рецепторов

Рисунок 30. Пример нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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

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

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

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 34). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input type="checkbox"/>	1	NAME-8-bit
<input type="checkbox"/>	2	NAME-Amber
<input type="checkbox"/>	3	NAME-Ash
<input type="checkbox"/>	4	NAME-Barley
<input type="checkbox"/>	5	NAME-Bea
<input type="checkbox"/>	6	NAME-Belle
<input type="checkbox"/>	7	NAME-Bibi
<input type="checkbox"/>	8	NAME-Bo
<input type="checkbox"/>	9	NAME-Bonne

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

Подготовка визуализации нейрона:1 "NAME-8-bit" 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
8	RUNNING SPEED-Slow	0.853
34	RARITY-reward	0.798
35	RARITY-road	0.798
38	RARITY-Trophy	0.798
26	ROLE IN THE TEAM-Support	0.503
2	TYPE OF DAMAGE-Directed	0.485
15	EASY TO PLAY-Normal	0.485
9	DECETERATION SKILL-No	0.448
12	BOOST-Yes	0.448
10	BOOST-Yes	0.399

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
23	ROLE IN THE TEAM-Damager	-0.639
7	RUNNING SPEED-Normal	-0.644
11	BOOST-No	-0.570
10	DECETERATION SKILL-Yes	-0.570
17	TREATMENT SKILL-Yes	-0.497
13	EASY TO PLAY-Easy	-0.423
6	RUNNING SPEED-Fast	-0.331
29	RARITY-Chromatic	-0.276
5	TYPE OF DAMAGE-Wide	-0.258
1	TYPE OF DAMAGE-Slow	-0.200

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

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

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

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

Отображать наименования:
 рецепторов

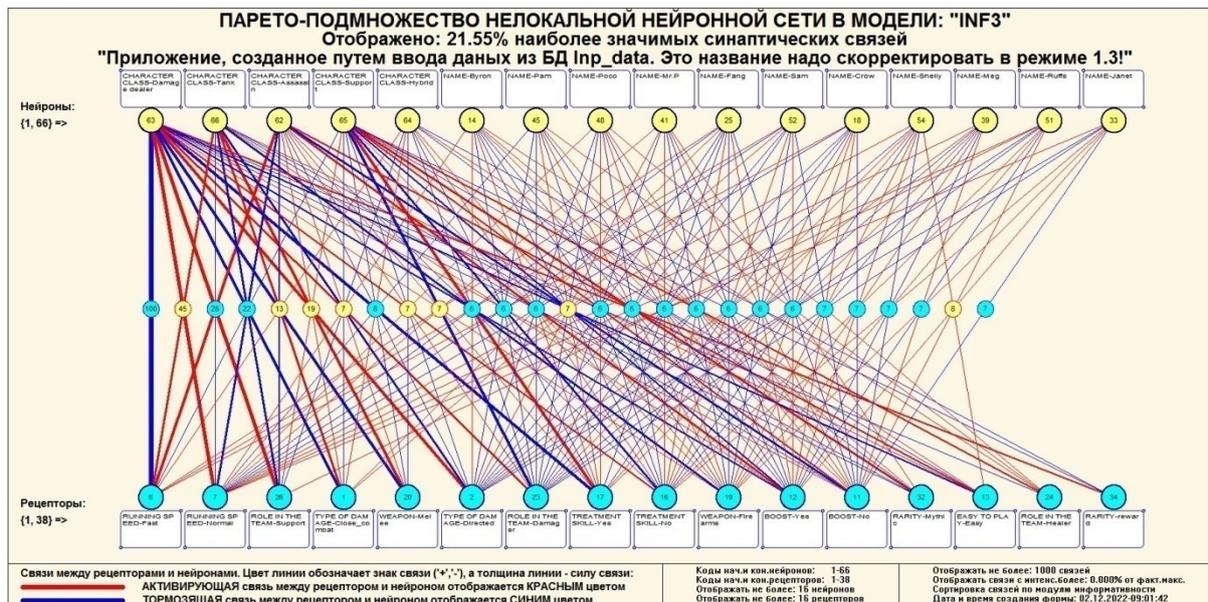


Рисунок 31. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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):

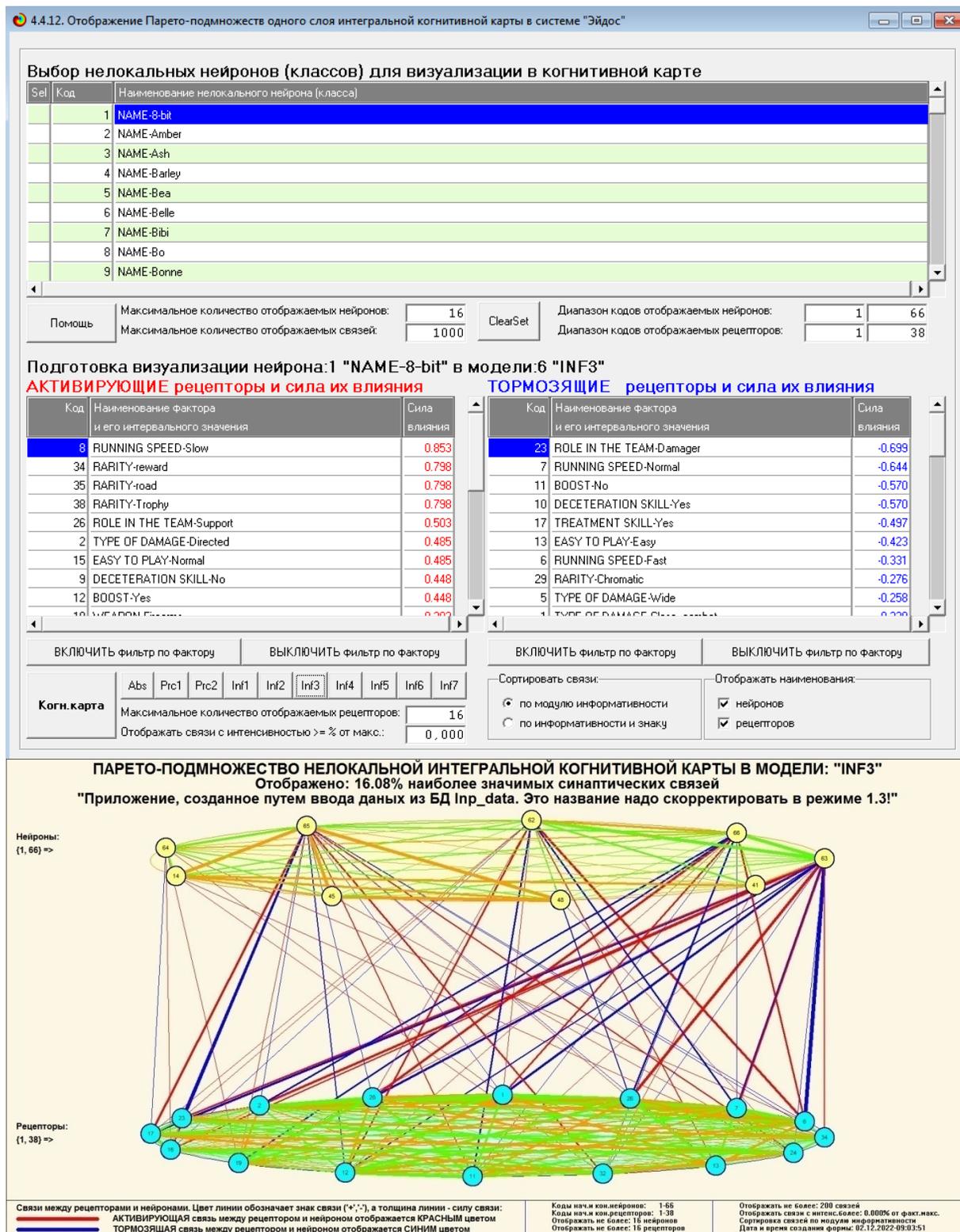


Рисунок 32. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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.

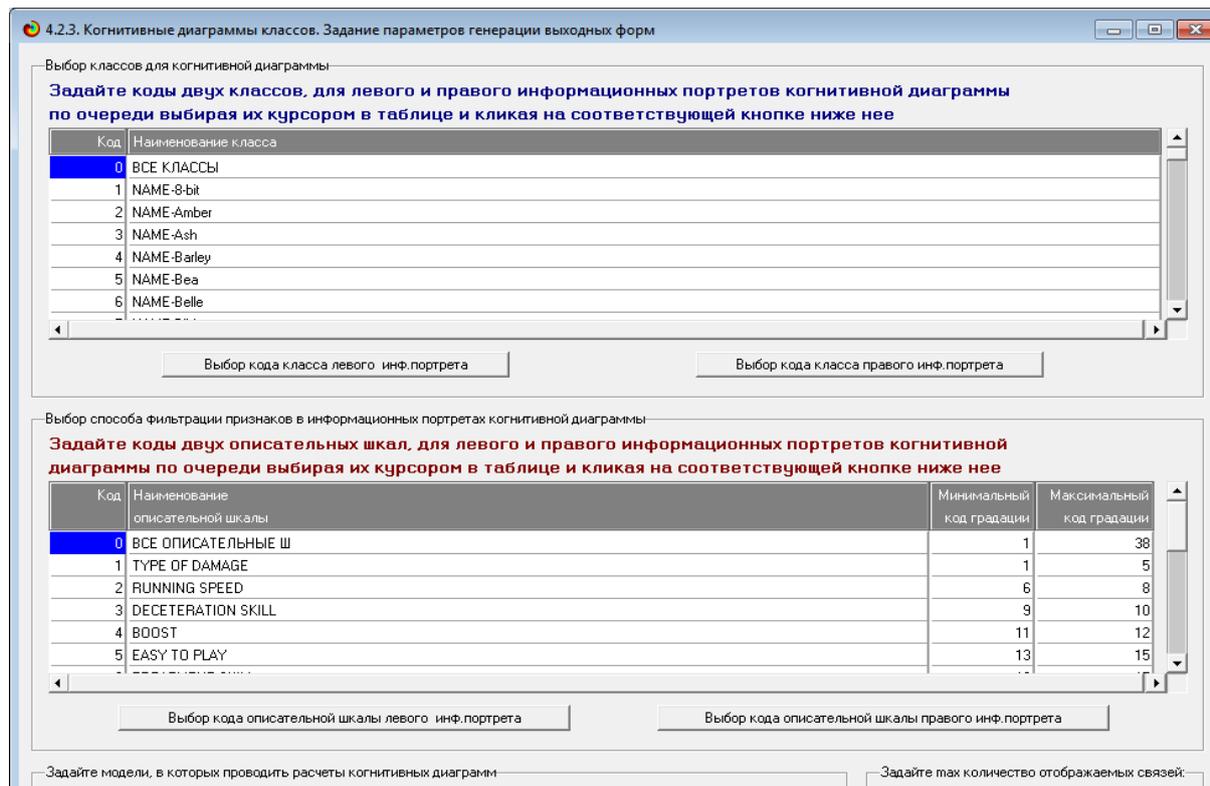
Допустим нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (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-приложение №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

Анализ применяется для всех элементов таблицы, с учётом наложенных фильтров и отбору объектов по необходимым свойствам и параметрам.

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.



3.8.8. 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, имеющих в системе «Эйдос», позволяющих отобразить силу и направление влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в каждое из будущих состояний.

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 38). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткую помощь, поясняющую 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 АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

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

Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями

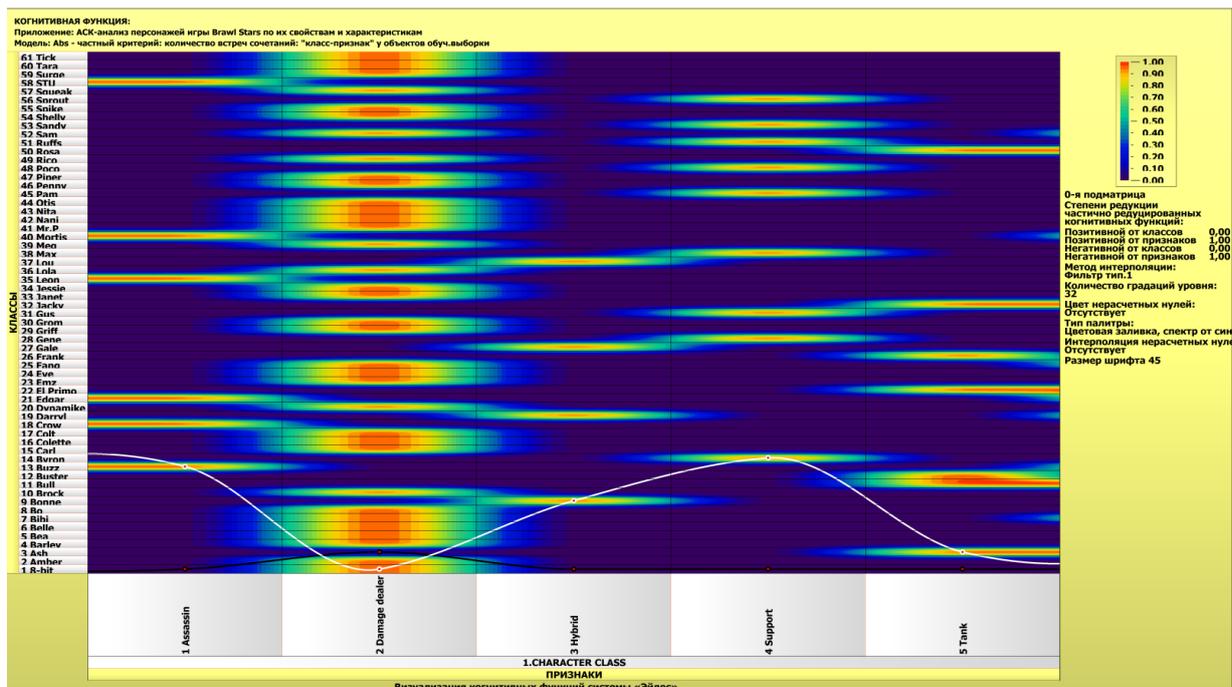


Рисунок 33. Пример когнитивной функции в СК-модели INF3

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

3.8.9. 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:

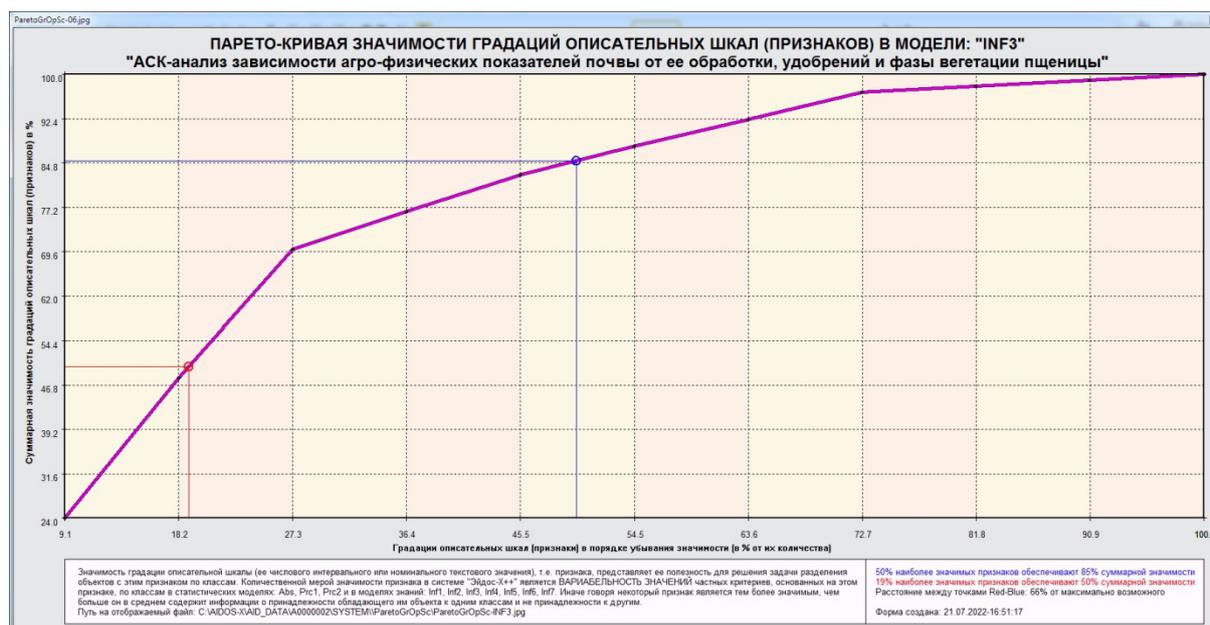


Рисунок 34. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

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 85% суммарного влияния.

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

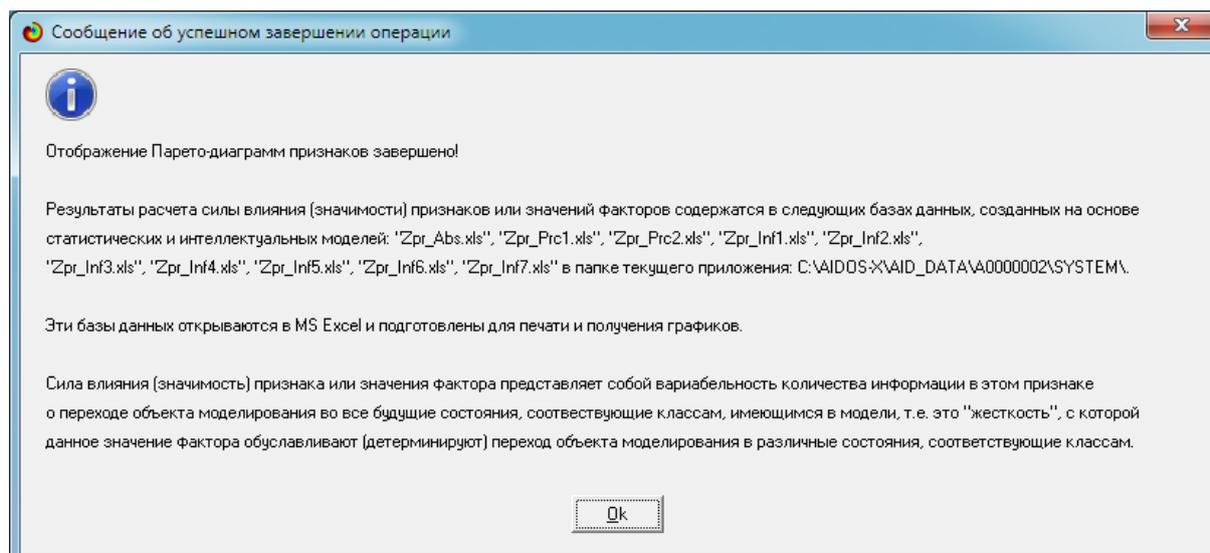


Рисунок 35. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

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

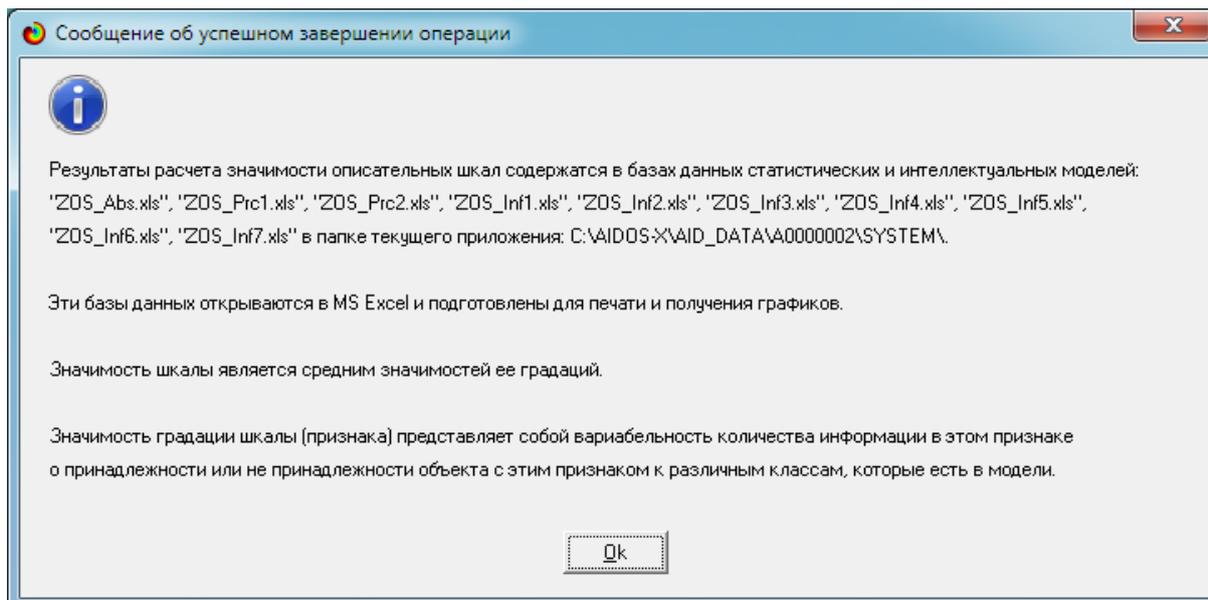


Рисунок 36. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

3.8.10. 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:

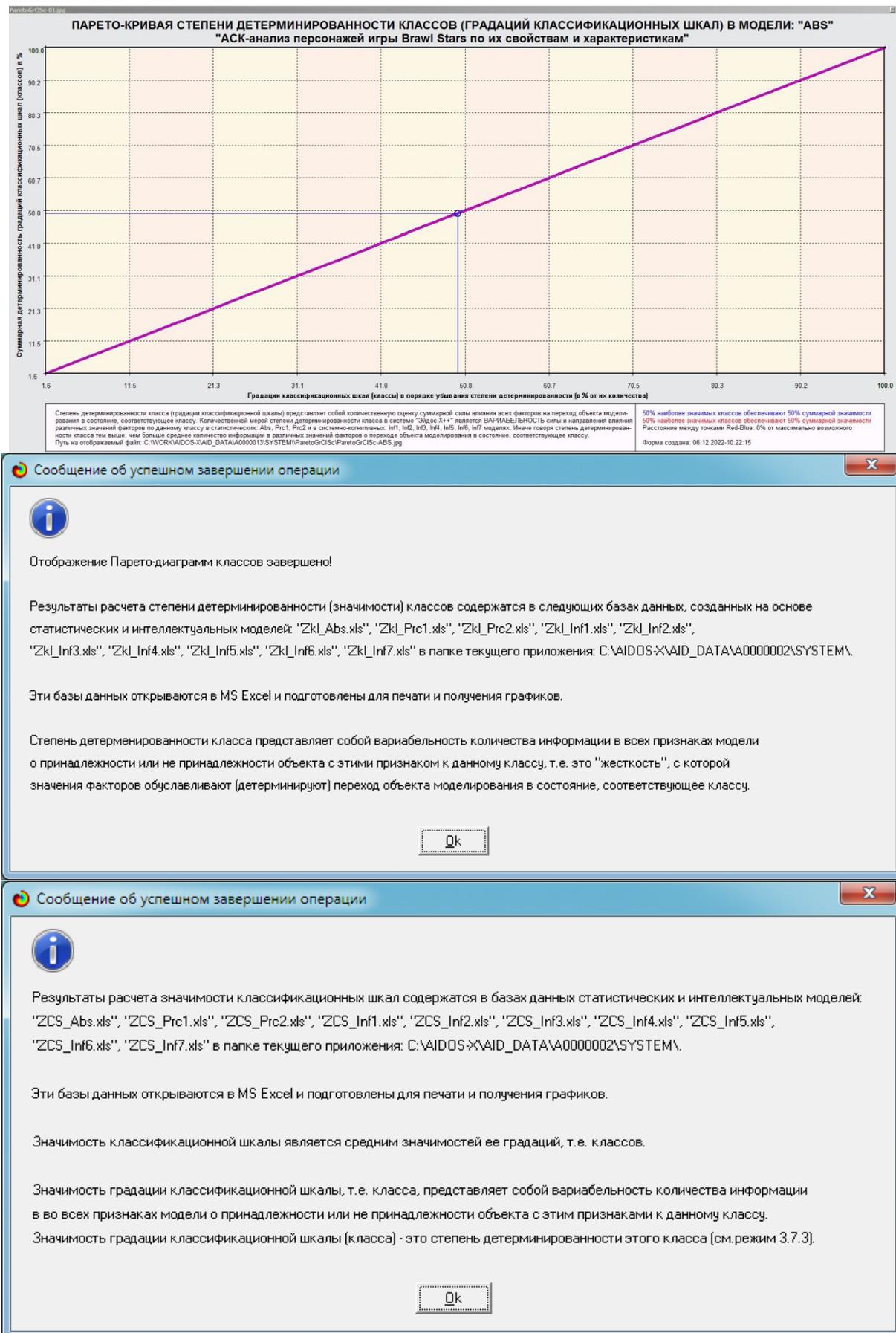


Рисунок 37. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

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».

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.

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

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

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

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №335. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В работе решена задача выявления зависимости характеристики персонажей игры BrawlStars и их особенностей. На основе знания этих зависимостей решены задачи сопоставления, принятия решений и

исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется лингвистический АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика.

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 *информационных систем и технологий*.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по тематике, связанной с областью прикладной информатики: 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 OCZFHС.
3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по 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. Страница с данными о персонажах игры Brawl Stars <https://brawlstars.fandom.com/ru/wiki>.
11. 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.

12. 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.

13. 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.

14. 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.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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