

UDC 004.8
09.03.02 Информационные системы и технологии

СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ РАЗЛИЧНЫХ НАБОРОВ ДАННЫХ ИГРЫ ПРЕСТОЛОВ.

Баданин Денис Сергеевич
Войтенко Виктор Юлианович
Студенты факультета ПИ группы ИТ2204

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

Данный анализ является работой по использованию Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа) для решения широкого круга задач в области анализа и прогнозирования, т.е. когнитивного анализа. В работе решается задача выявления зависимости серии в сезоне по сравнению с самой популярной из них. На основе знания этих зависимостей решаются задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем изучения ее системно-когнитивной модели. Специфика этой задачи состоит в том, что все независимые переменные (факторы) являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для решения этой задачи используется лингвистический АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая лингвистика. При этом зависимые переменные, т.е. результаты влияния факторов, измеряются в числовых шкалах. Таким образом, в работе строится гибридная модель, включающая как номинальную (текстовую), так и числовую шкалы. Сопоставимость обработки разнотипных данных, представленных в разных видах шкал и в разных единицах измерения, обеспечивается метризацией номинальных шкал, т.е. повышением степени их формализации до уровня числовых шкал. Это достигается за счет подсчета количества информации, содержащейся в градациях номинальных шкал и получения определенного выхода. Дано краткое описание АСК-анализа и его программных средств - интеллектуальной системы "Эйдос". Работа может быть положена в основу лабораторных работ по использованию систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа, для решения задач в области анализа и прогнозирования.

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

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

<https://www.kaggle.com/datasets/iamsouravbanerjee/game-of-thrones-dataset>

UDC 004.8
09/03/02 – Information system & technology

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF THE GAME OF THRONES

Badanin Denis Sergeevich
Voytenko Viktor Yulianovich
Students of Faculty AI of the group IT2204

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

This analysis is a work on the use of Automated System Cognitive Analysis (ASC-analysis) to solve a wide range of problems in the field of analysis and forecasting, i.e. cognitive analysis. The paper solves the problem of identifying the dependence of the series in the season compared to the most popular of them. Based on the knowledge of these dependencies, the problems of forecasting, decision making and research of 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 are 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 in different units of measurement is ensured by the metrization of nominal scales, i.e. increasing the degree of their formalization to the level of numerical scales. This is achieved by counting the amount of information contained in the gradations of nominal scales and obtaining a certain output. A brief description of the ASC-analysis and its software tools - the intellectual system "Eidos" is given. The work can be used as a basis for laboratory work on the use of artificial intelligence systems, in particular linguistic ASC analysis, for solving problems in the field of analysis and forecasting.

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

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ).....	3
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	3
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	3
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	3
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ	4
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.....	5
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	6
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	11
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....	14
3.1. Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций	14
3.2. Задача-2. Формализация предметной области	15
3.3. Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.....	21
3.4. Задача-4. Верификация моделей	30
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели	34
3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование	35
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	36
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	36
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	38
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	38
3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений.....	41
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	41
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос».....	44
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели	48
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	48
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	50
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	54
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	57
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	60
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	61
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	62
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	66
3.8.9. Когнитивные функции	68
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций.....	70
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	71
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	73
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	74
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА).....	75

1.INTRODUCTION(ВВЕДЕНИЕ)

1.1.Описаниеисследуемойпредметнойобласти

Данная работа является исследованием различных наборов данных по сериалу “Игра престолов” на основе Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ).

На сегодняшний день создание систем искусственного интеллекта – это перспективный шаг к расширению возможностей компьютерных наук и автоматизации разумного поведения, опирающийся на теоретические и прикладные принципы. Однако возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи анализа конкретных данных для дальнейшего прогнозирования и выполнения задач.

Целью работы является разработка системно-когнитивной модели, основывающейся на следующих признаках: номер сезона, номер серии, название серии, просмотры каждой из серий и оценка.

Задачами работы являются: 1) систематизация, закрепление и расширение теоретических и практических знаний по дисциплине "Интеллектуальные информационные системы и технологии"; 2) изучение интеллектуальной информационной системы "Эйдос"; 3) решение поставленной цели с помощью интеллектуальной информационной системы "Эйдос". Объектом исследования является база данных "Kaggle". Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Word и Excel, блокнот, а также систему искусственного интеллекта "Эйдос- X++".

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования– выявление зависимостей показателей просмотров от различных серий.

Предмет исследования– выявление показателей оценки серий в сезоне.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные, т.е. факторы: номера сезона и номера серии и т.д, имеют очень низкую степень формализации, тогда как результаты влияния этих факторов, т.е. различные показатели измеряются в числовых шкалах.

Таким образом, в работе решается **проблема** построения гибридной модели, включающей как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы и обеспечивающей *сопоставимость* обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения.

Решение поставленной *задачи сопоставимости* при выявлении зависимостей различных сторон сериала, показателей просмотров, оценки, количества серий и сезонов в данной работе делает ее **актуальной**.

1.4.Цель работы

Целью работы является решение поставленной задачи.

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:

- 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, психологическим и медицинским наукам, еще несколько докторских и кандидатских диссертаций с применением АСК-анализа находятся в стадии выхода на защиту.

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)

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

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

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

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

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

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

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [7] и страничка в РесечГейт [8], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

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

2.4. Система «Эйдос»-инструментарий АСК-анализа

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

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

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

– является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);

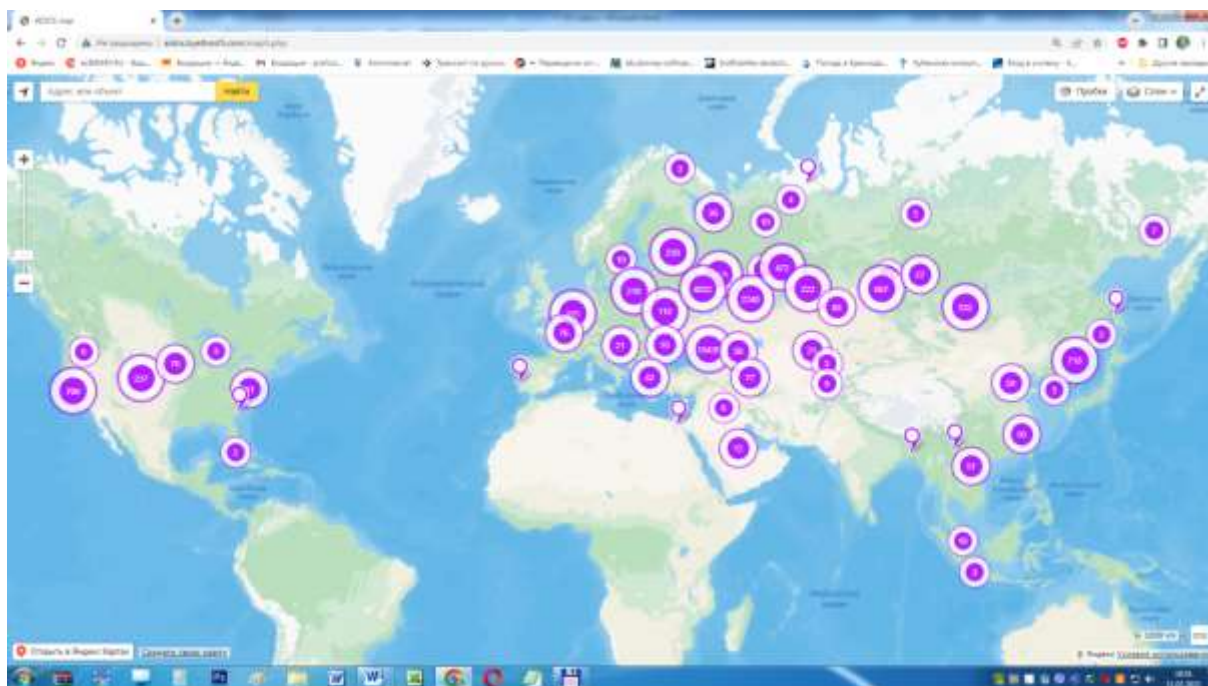
– находится в полном открытом бесплатном доступе (<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>), причем с актуальными исходными текстами (<http://lc.kubagro.ru/AidosALL.txt>): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

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

– реально работает, обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

– имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 336, соответственно: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

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



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

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

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

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

– вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти

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

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

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

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

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

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

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

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

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

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

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

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



Рисунок1. Титульная видеограмма DOS – версии системы «Эйдос» (до 2012 года)⁸

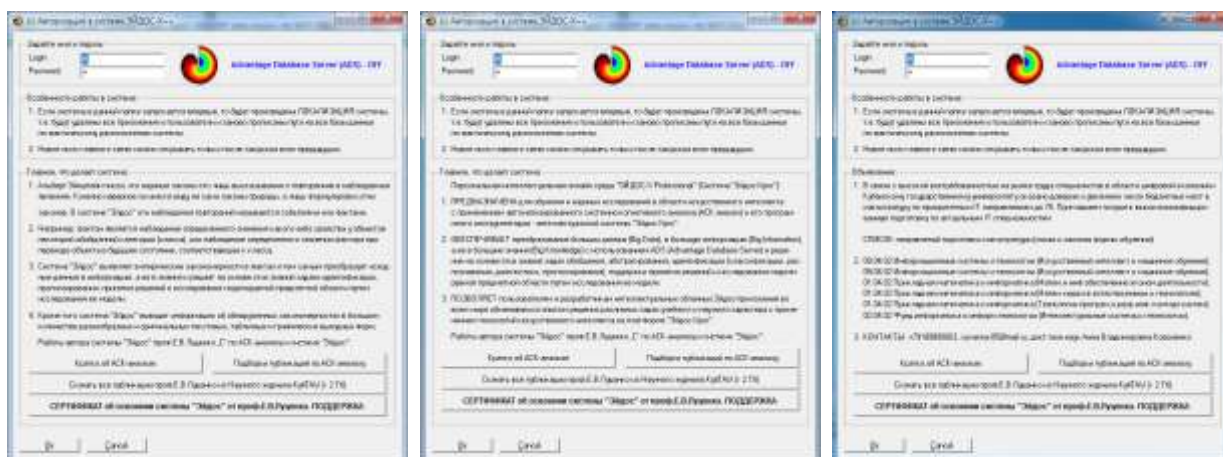


Рисунок2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

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:

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;

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

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**

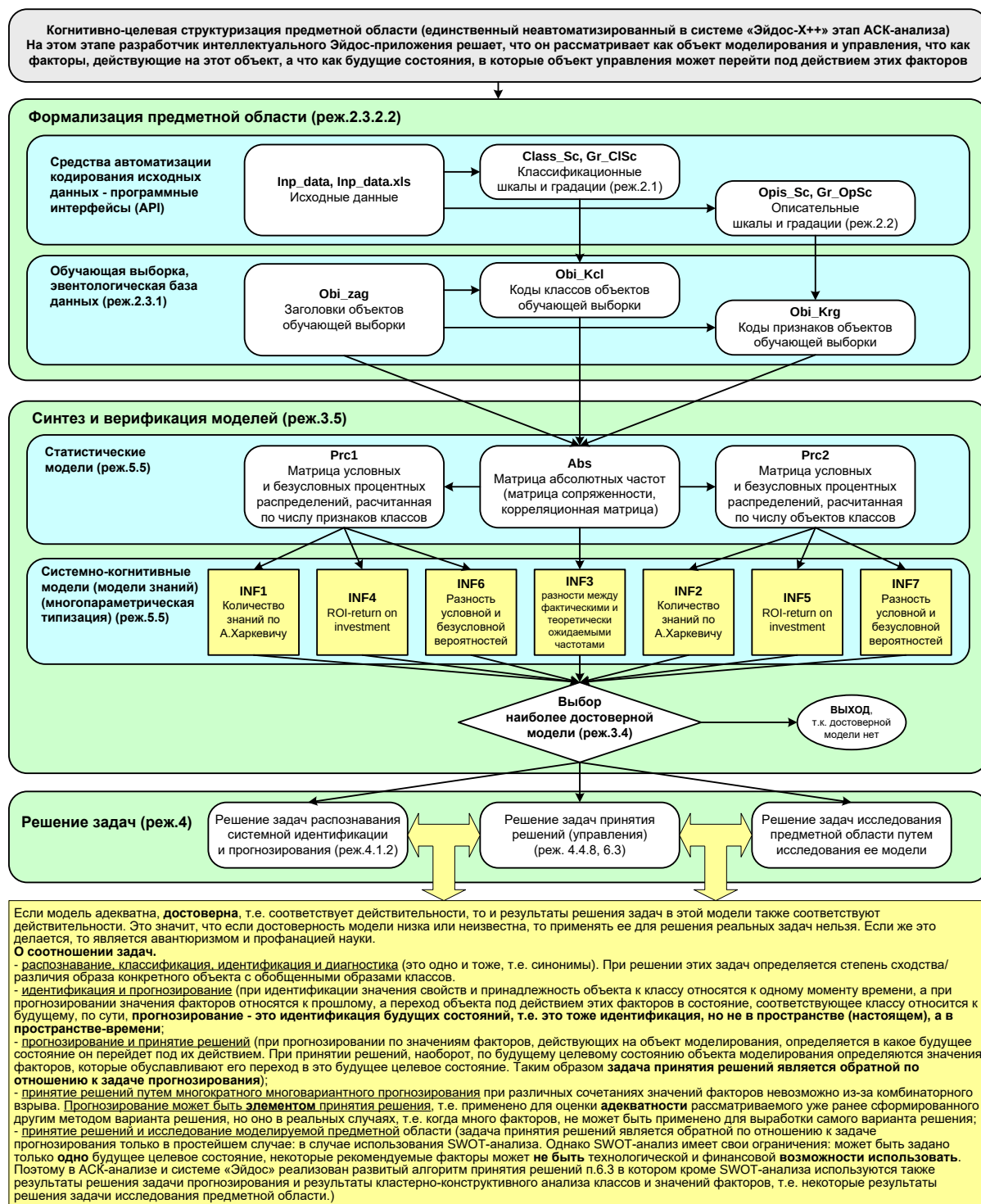


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

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** выступают сезоны, в качестве **факторов** вид эпизода и его код.(таблица 1), а в качестве **результатов** действия этих факторов наименование класса и его ко.(таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC,N,15,0	NAME_OPSC,C,250
1	NO. OF EPISODE (OVERALL)

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

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC,N,15,0	NAME_CLSC,C,250	INT_INF,N,19,7
1	NO. OF EPISODE (SEASON)	0,1747648

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

3.2. Задача-2. Формализация предметной области

На этапе формализации предметной области разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего получается обучающая выборка. Обучающая выборка, по сути, представляет собой исходные данные, *нормализованные* с помощью классификационных и описательных шкал и градаций. Этим самым подготавливается все необходимое для выполнения следующего этапа АСК-анализа: синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

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

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

В качестве **источника исходных данных** в данной работе используем таблицы 1 и 2 из работы [10] (см. таблицы 3 и 4):

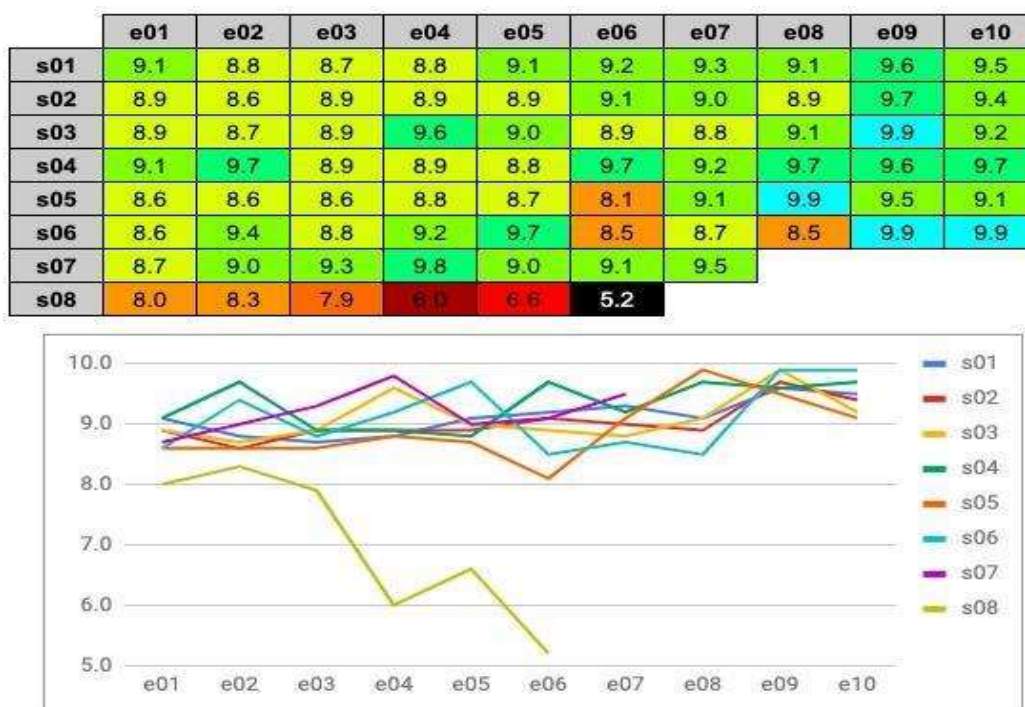


Рисунок 4. Рейтинг сериала “Игра престолов”

Источник: https://pikabu.ru/story/rejting_vsekh_yepizodov_igryi_prestolov_na_imdb_6714280

Также хочется проиллюстрировать, как выглядит обложка сериала.



Рисунок 4. Заставка “Игра престолов”

Источник: <https://kinocensor.ru/series/igra-prestolov-78>

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 5. 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 MSExcel (API-2.3.2.2).

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

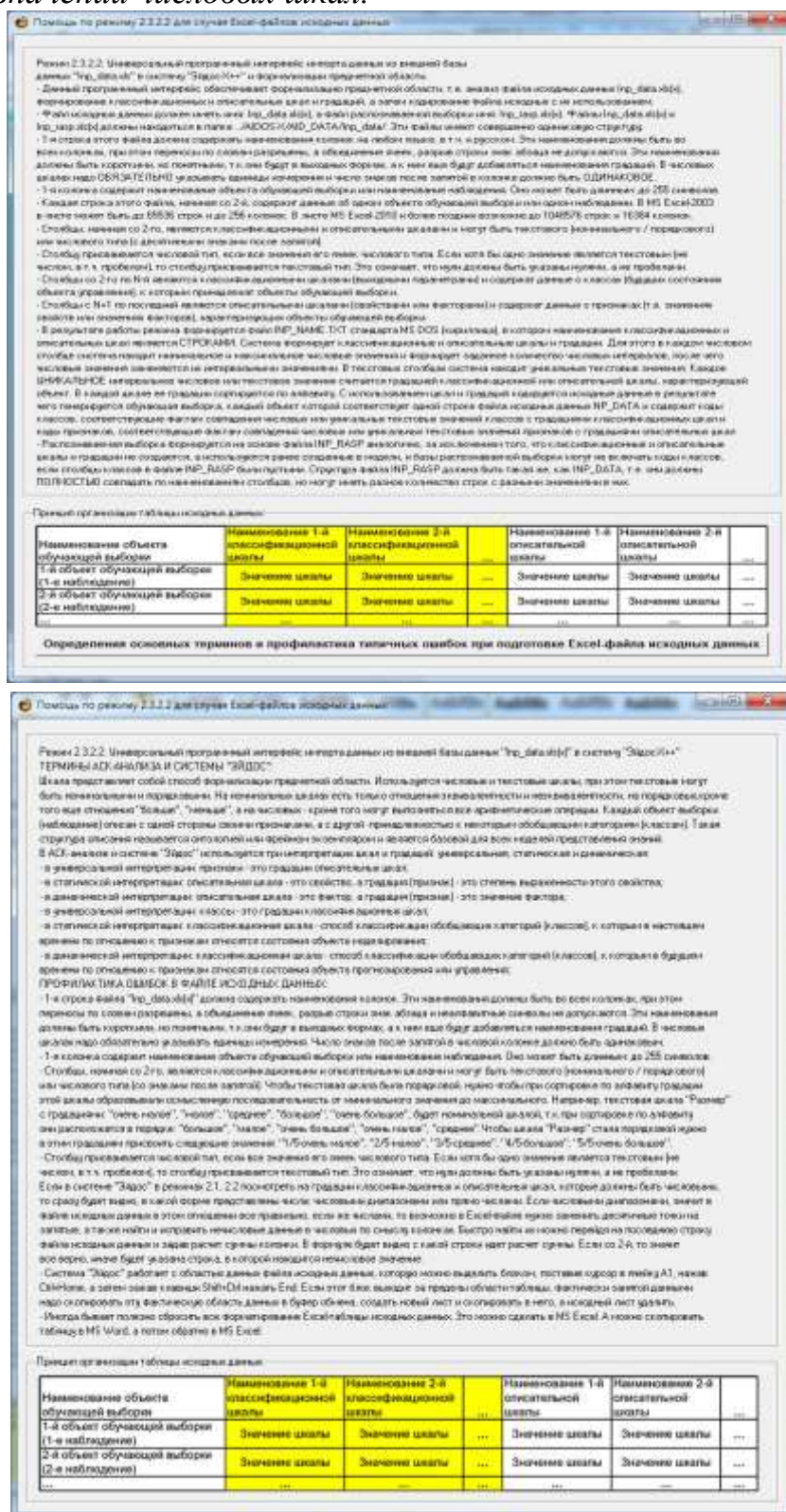
Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с *реальными параметрами*, использованными в данной работе, приведены на рисунках 8.

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

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



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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☒ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
☐ XLSX - MS Excel-2007(2010)
☐ 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":

В качестве классов рассматриваются:

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

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

В качестве признаков рассматриваются:

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

☐ Проводить лемматизацию
☒ Не проводить лемматизацию

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [3 классов x 12 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	1	3	3,00	1	12	12,00
Текстовые	0	0	0,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	1	3	3,00	1	12	12,00

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

В классификационных шкалах:

В описательных шкалах:

ПАРАМЕТРЫ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ С АДАПТИРОВАННЫМИ ГРАНИЦАМИ И ПРИМЕРНО РАВНЫМ КОЛИЧЕСТВЕМ НАБЛЮДЕНИЙ ПО ГРАДАЦИЯМ
с коррекцией ошибки округления числа наблюдений по интервалу градаций при переходе в следующий градацию

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: 1, имя: "NO. OF EPISODE (SEASON)", набл. на шкалу (всего): 73, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

1 Наим. градация: 1/3-{ 1.0000000, 3.0000000}, размер интервала= 2.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 24/24
2 Наим. градация: 2/3-{ 3.0000000, 6.0000000}, размер интервала= 3.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 24/24
3 Наим. градация: 3/3-{ 6.0000000, 10.0000000}, размер интервала= 4.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 25/25

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: 1, имя: "NO. OF EPISODE (OVERALL)", набл. на шкалу (всего): 73, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/12

1 Наим. градация: 1/12-{ 1.0000000, 6.0000000}, размер интервала= 5.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
2 Наим. градация: 2/12-{ 6.0000000, 12.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
3 Наим. градация: 3/12-{ 12.0000000, 18.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
4 Наим. градация: 4/12-{ 18.0000000, 24.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
5 Наим. градация: 5/12-{ 24.0000000, 30.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
6 Наим. градация: 6/12-{ 30.0000000, 36.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
7 Наим. градация: 7/12-{ 36.0000000, 42.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
8 Наим. градация: 8/12-{ 42.0000000, 48.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
9 Наим. градация: 9/12-{ 48.0000000, 54.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
10 Наим. градация: 10/12-{ 54.0000000, 60.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
11 Наим. градация: 11/12-{ 60.0000000, 66.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 6/6
12 Наим. градация: 12/12-{ 66.0000000, 73.0000000}, размер интервала= 7.0000000, расч./факт. число наблюдений на градацию: 7/7

Стадии исполнения процесса

1/3: Формирование классификационных и описательных шкал и градаций на основе БД "Inp_data"- Готово
2/3: Генерация обучающей выборки и базы событий "EventsKO" на основе БД "Inp_data"- Готово
3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения- Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 00:56:31 Окончание: 0:56:32

100%

Ok

Прошло: 0:00:00 Осталось: 0:00:00

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

Таблица 3 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS,N,15,0	NAME_CLS,C,250	KOD_CLSC,N,15,0	N_CHRCLSC,N,3,0	MIN_GRINT,N,19,7	MAX_GRINT,N,19,7	AVR_GRINT,N,19,7	INT_INF,N,19,7
1	NO. OF EPISODE (SEASON)-1/3-{1.0000000, 4.0000000}	1	23	1.0000000	4.0000000	2.5000000	0.2264058
2	NO. OF EPISODE (SEASON)-2/3-{4.0000000, 7.0000000}	1	23	4.0000000	7.0000000	5.5000000	0.1442122
3	NO. OF EPISODE (SEASON)-3/3-{7.0000000, 10.0000000}	1	23	7.0000000	10.0000000	8.5000000	0.1536763

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

Таблица 4 – Описательные шкалы и градации (лингвистические переменные)

KOD_ATR,N,15,0	NAME_ATR,C,250
1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-1/12-{1.0000000, 7.0000000}
2	NO. OF EPISODE (OVERALL)-2/12-{7.0000000, 13.0000000}
3	NO. OF EPISODE (OVERALL)-3/12-{13.0000000, 19.0000000}
4	NO. OF EPISODE (OVERALL)-4/12-{19.0000000, 25.0000000}
5	NO. OF EPISODE (OVERALL)-5/12-{25.0000000, 31.0000000}
6	NO. OF EPISODE (OVERALL)-6/12-{31.0000000, 37.0000000}
7	NO. OF EPISODE (OVERALL)-7/12-{37.0000000, 43.0000000}
8	NO. OF EPISODE (OVERALL)-8/12-{43.0000000, 49.0000000}
9	NO. OF EPISODE (OVERALL)-9/12-{49.0000000, 55.0000000}
10	NO. OF EPISODE (OVERALL)-10/12-{55.0000000, 61.0000000}
11	NO. OF EPISODE (OVERALL)-11/12-{61.0000000, 67.0000000}
12	NO. OF EPISODE (OVERALL)-12/12-{67.0000000, 73.0000000}

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

Таблица 5 – Обучающая выборка (полностью)

1	NAME_OBJ.C.19	N2.N.8.0	N3.N.8.0	32.4			1	5.64.7		1	11
2	1	1	1.33.4				1	6.65.7		1	11
3	1	1	1.34.4				1	6.66.7		2	11
4	1	1	1.35.4				1	6.67.7		2	11
5	1	1	1.36.4				2	6.68.7		2	11
6	1	2	1.37.4				2	6.69.8		1	12
7	1	2	1.38.4				2	6.70.8		1	12
8	1	2	1.39.4				3	7.71.8		1	12
9	1	3	2.40.4				3	7.72.8		1	12
10	1	3	2.41.4				3	7.73.8		2	12
11	1	3	2.42.5				1	7.74.8		2	12
12	2	1	2.43.5				1	7.75			
13	2	1	2.44.5				1	7.76			
14	2	1	2.45.5				1	8.77			
15	2	1	3.46.5				2	8.78			
16	2	2	3.47.5				2	8.79			
17	2	2	3.48.5				2	8.80			
18	2	2	3.49.5				3	8.81			
19	2	3	3.50.5				3	8.82			
20	2	3	3.51.5				3	9.83			
21	2	3	4.52.6				1	9.84			
22	3	1	4.53.6				1	9.85			
23	3	1	4.54.6				1	9.86			
24	3	1	4.55.6				1	9.87			
25	3	1	4.56.6				2	9.88			
26	3	2	4.57.6				2	10.89			
27	3	2	5.58.6				2	10.90			
28	3	2	5.59.6				3	10.91			
29	3	3	5.60.6				3	10.92			
30	3	3	5.61.6				3	10.93			
31	3	3	5.62.7				1	10.94			
32	4	1	5.63.7				1	11.95			

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

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

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос». Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и СК-модели, подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко. Отметим лишь, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов).

Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что

объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 3).

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

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

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

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

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

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

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

На практике часто встречается существенная **несбалансированность данных**, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 9) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 10) является весьма обоснованным и логичным.

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 6 – 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 в обучающей выборке по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

Таблица 7 – 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 11), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно **7** определяется тем, что они получаются путем **всех возможных** вариантов сравнения **фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот** путем **вычитания** и путем **деления**, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или **признаков**, или **объектов** обучающей выборки в j -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо **логарифмированием**, либо **вычитанием единицы**.

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

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

Таблица 8 – 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 знаменателей по А. Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если объект j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{N_j} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаменателей по А. Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлено объект j -го класса, то он будет обнаружен i -й признак.		
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретическими 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	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
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 в таблице:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

N_j – 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 знаменателей фактеноблюдения – значения прошлого параметра отом, что объект перейдет в состояние, соответствующее j -му значению будущего параметра;

Ψ –

нормировочный коэффициент (Е.В. Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формулу А. Харкевича в биты и обеспечивающий для него соблюдение принципа соответствия формулой Р. Хартли;

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

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

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

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

Таблица9–Матрицасистемно-когнитивноймодели

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

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [6].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 12 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 11), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания,

диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

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

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

Таблица 10 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

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

Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

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

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот: 0, 0

- ☒ 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака среди признаков объектов того класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность того признака у объектов того класса

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC2
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC1
- ☒ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC2
- ☒ 9. INF6 - частный критерий: разности без усл. вероятностей, вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разности без усл. вероятностей, вероятности из PRC2

Параметры копирования обучающей выборки в распознающую: Пояснение по алгоритму верификации

Какие объекты обучающей выборки копировать:

- ☒ Копировать всю обучающую выборку
- ☐ Копировать только текущий объект
- ☐ Копировать каждый N-й объект
- ☐ Копировать N случайных объектов
- ☐ Копировать объекты от N1 до N2 (batch)
- ☐ Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалить из обучающей выборки скопированные объекты:

- ☒ Не удалять
- ☐ Удалить

Пояснение по алгоритму верификации

Для каждой заданной модели выполнить:

- ☒ Синтез и верификацию
- ☐ Только верификацию
- ☐ Только синтез

Задайте процессор:

- ☒ CPU
- ☐ GPU

Задайте алгоритм:

- ☐ Классика - дольше
- ☒ Упрощено-быстрее

Использование только наиболее достоверных результатов распознавания: Разр. dbf и целостность применения бутстрепного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Разр. dbf равен 11144 байт, т.е.: 0.0005185 % от MAX-возможного, (огр. 2³¹)

Задайте, сколько % от исходной БД Разр. dbf оставить, удалив наименее достоверные результаты распознавания: 10.0000000

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

OK Cancel

Стадии исполнения процесса:

Шаг 1-й из 11: Копирование обучающей выборки в распознаваемую - Готово

Шаг 2-й из 11: Синтез стат. модели "ABS" (расчет матрицы абсолютных частот) - Готово

Шаг 3-й из 11: Синтез стат. моделей "PRC1" и "PRC2" (усл. без усл. % распр.) - Готово

Шаг 4-й из 11: Синтез моделей знаний: INF1-INF7 - Готово

НАЧАЛО ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ИСПОЛНЕНИЕ

Шаг 5-й из 11: Задание модели "INF7" в качестве текущей - Готово

Шаг 6-й из 11: Пакетное распознавание в модели "INF7" - Готово

Шаг 7-й из 11: Измерение достоверности модели: "Inf7" - Интегральный критерий: "Сумма знаний" - Готово

КОНЕЦ ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ГОТОВО

Шаг 8-й из 11: Объединение БД DostRasp в БД DostRasp - Готово

Шаг 9-й из 11: Печать сводной формы по результатам верификации моделей - Готово

Шаг 10-й из 11: Создание формы: "Достоверность идент. классов в различных моделях" - Готово

Шаг 11-й из 11: Присвоение заданной модели: Inf7 статуса текущей - Готово

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей успешно завершены !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 01:37:08 Окончание: 1:37:14

100%

Провало: 0:00:06 Остаток: 0:00:00

OK

Рисунок 8. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

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

Код признака	Наименование описательных шкал и признаков	1. NO. OF EPISODE (SEASON) 1/3 (1.000000, 4.000000)	2. NO. OF EPISODE (SEASON) 2/3 (4.000000, 7.000000)	3. NO. OF EPISODE (SEASON) 3/3 (7.000000, 10.000000)	Среднее	Среднее	Среднее квадрат.
1.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 1/12 (1.000000, 7.000000)	4.0	3.0		7.0	2.33	2.00
2.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 2/12 (7.000000, 13.000000)	3.0		3.0	6.0	2.00	1.73
3.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 3/12 (13.000000, 19.000000)	1.0	3.0	2.0	6.0	2.00	1.00
4.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 4/12 (19.000000, 25.000000)	4.0	1.0	1.0	6.0	2.00	1.73
5.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 5/12 (25.000000, 31.000000)	1.0	2.0	3.0	6.0	2.00	1.00
6.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 6/12 (31.000000, 37.000000)	3.0	3.0		6.0	2.00	1.73
7.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 7/12 (37.000000, 43.000000)	3.0		3.0	6.0	2.00	1.73
8.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 8/12 (43.000000, 49.000000)	1.0	3.0	2.0	6.0	2.00	1.00
9.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 9/12 (49.000000, 55.000000)	4.0	1.0	1.0	6.0	2.00	1.73
10.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 10/12 (55.000000, 61.000000)	1.0	2.0	3.0	6.0	2.00	1.00
11.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 11/12 (61.000000, 67.000000)	3.0	3.0		6.0	2.00	1.73
12.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 12/12 (67.000000, 73.000000)	4.0	2.0		6.0	2.00	2.00
	Сумма чисел признаков	32.0	23.0	18.0	73.0		
	Среднее	2.7	1.9	1.5		2.03	
	Среднеквадратическое отклонение	1.3	1.2	1.3			1.32
	Сумма чисел объектов обучающей	32.0	23.0	18.0	73.0		

Рисунок 9. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот

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

Код признака	Наименование описательных шкал и признаков	1. NO. OF EPISODE (SEASON) 1/3 (1.000000, 4.000000)	2. NO. OF EPISODE (SEASON) 2/3 (4.000000, 7.000000)	3. NO. OF EPISODE (SEASON) 3/3 (7.000000, 10.000000)	Безуслов. вероятн.	Среднее	Средне-квадр. откл.
1.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 1/12 (1.000000, 7.000000)	12.500	13.043		9.509	0.514	7.625
2.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 2/12 (7.000000, 13.000000)	9.375		16.667	0.219	0.601	0.601
3.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 3/12 (13.000000, 19.000000)	3.125	13.043	11.111	0.219	0.093	5.502
4.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 4/12 (19.000000, 25.000000)	12.500	4.348	5.556	0.219	7.468	4.643
5.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 5/12 (25.000000, 31.000000)	3.125	8.696	16.667	0.219	9.496	7.052
6.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 6/12 (31.000000, 37.000000)	9.375	13.043		0.219	7.473	6.972
7.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 7/12 (37.000000, 43.000000)	9.375		16.667	0.219	0.601	0.601
8.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 8/12 (43.000000, 49.000000)	3.125	13.043	11.111	0.219	0.093	5.502
9.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 9/12 (49.000000, 55.000000)	12.500	4.348	5.556	0.219	7.468	4.643
10.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 10/12 (55.000000, 61.000000)	3.125	8.696	16.667	0.219	9.496	7.052
11.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 11/12 (61.000000, 67.000000)	9.375	13.043		0.219	7.473	6.972
12.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 12/12 (67.000000, 73.000000)	12.500	8.696		0.219	7.065	6.653
	Сумма	100.000	100.000	100.000	300.000		
	Среднее	0.333	0.333	0.333		0.333	
	Среднеквадратическое отклонение	4.115	5.108	7.347			5.479

Рисунок 10. 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 описательных шкал и признаков	1. NO. OF EPISODE (SEASON) 1/3 (1.000000, 4.000000)	2. NO. OF EPISODE (SEASON) 2/3 (4.000000, 7.000000)	3. NO. OF EPISODE (SEASON) 3/3 (7.000000, 10.000000)	Среднее	Среднее	Средне-квадр. откл.
1.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 1/12 (1.000000, 7.000000)	0.099	0.114		0.232	0.071	0.062
2.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 2/12 (7.000000, 13.000000)	0.049		0.263	0.310	0.103	0.139
3.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 3/12 (13.000000, 19.000000)	-0.357	0.171	0.111	-0.075	-0.025	0.289
4.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 4/12 (19.000000, 25.000000)	0.155	-0.235	-0.145	-0.225	-0.075	0.204
5.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 5/12 (25.000000, 31.000000)	-0.357	0.021	0.263	-0.075	-0.025	0.312
6.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 6/12 (31.000000, 37.000000)	0.049	0.171		0.219	0.073	0.060
7.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 7/12 (37.000000, 43.000000)	0.049		0.263	0.310	0.103	0.139
8.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 8/12 (43.000000, 49.000000)	-0.357	0.171	0.111	-0.075	-0.025	0.289
9.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 9/12 (49.000000, 55.000000)	0.155	-0.235	-0.145	-0.225	-0.075	0.204
10.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 10/12 (55.000000, 61.000000)	-0.357	0.021	0.263	-0.075	-0.025	0.312
11.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 11/12 (61.000000, 67.000000)	0.049	0.171		0.219	0.073	0.060
12.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 12/12 (67.000000, 73.000000)	0.155	0.021		0.176	0.059	0.064
	Среднее	-0.072	0.080	0.078	0.094		
	Среднее	-0.056	0.032	0.083		0.019	
	Среднеквадратическое отклонение	0.226	0.144	0.164			0.183

Рисунок 11. 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 модели	Наименование описательной задачи и таблицы	1. NO. OF EPISODE (SEASON) 1/3 (1.000000, 4.000000)	2. NO. OF EPISODE (SEASON) 2/3 (14.000000, 7.000000)	3. NO. OF EPISODE (SEASON) 3/3 (7.000000, 10.000000)	Среднее	Среднее	Среднее квадрат. откл.
1.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 1/12 (1.000000, 7.000000)	0.932	0.795	-1.726			1.496
2.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 2/12 (7.000000, 13.000000)	0.370	-1.890	1.521			1.735
3.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 3/12 (13.000000, 19.000000)	-1.630	1.110	0.521			1.442
4.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 4/12 (19.000000, 25.000000)	1.370	-0.890	-0.479			1.204
5.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 5/12 (25.000000, 31.000000)	-1.630	0.110	1.521			1.570
6.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 6/12 (31.000000, 37.000000)	0.370	1.110	-1.479			1.334
7.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 7/12 (37.000000, 43.000000)	0.370	-1.890	1.521			1.735
8.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 8/12 (43.000000, 49.000000)	-1.630	1.110	0.521			1.442
9.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 9/12 (49.000000, 55.000000)	1.370	-0.890	-0.479			1.204
10.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 10/12 (55.000000, 61.000000)	-1.630	0.110	1.521			1.570
11.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 11/12 (61.000000, 67.000000)	0.370	1.110	-1.479			1.334
12.0	NO. OF EPISODE (OVERALL) 12/12 (67.000000, 73.000000)	1.370	0.110	-1.479			1.420
	Среднее						
	Среднее						
	Среднеквадратическое отклонение	1.268	1.141	1.341			1.216

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

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

3.4. Задача-4. Верификация моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван 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»: $L1=0.961$

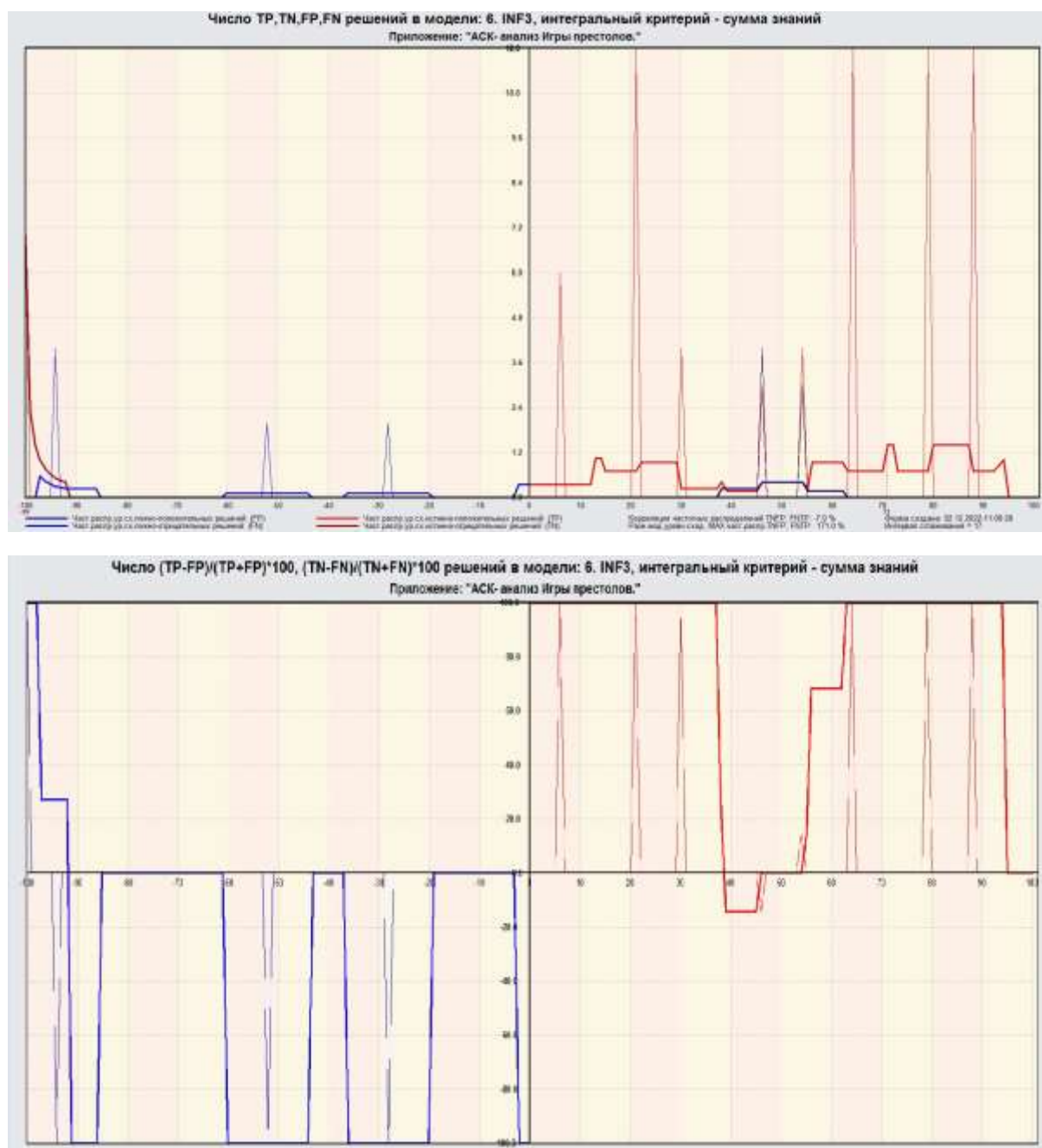


Рисунок 14. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.ЛуценкоСК-модели INF3

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.



Рисунок 15. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

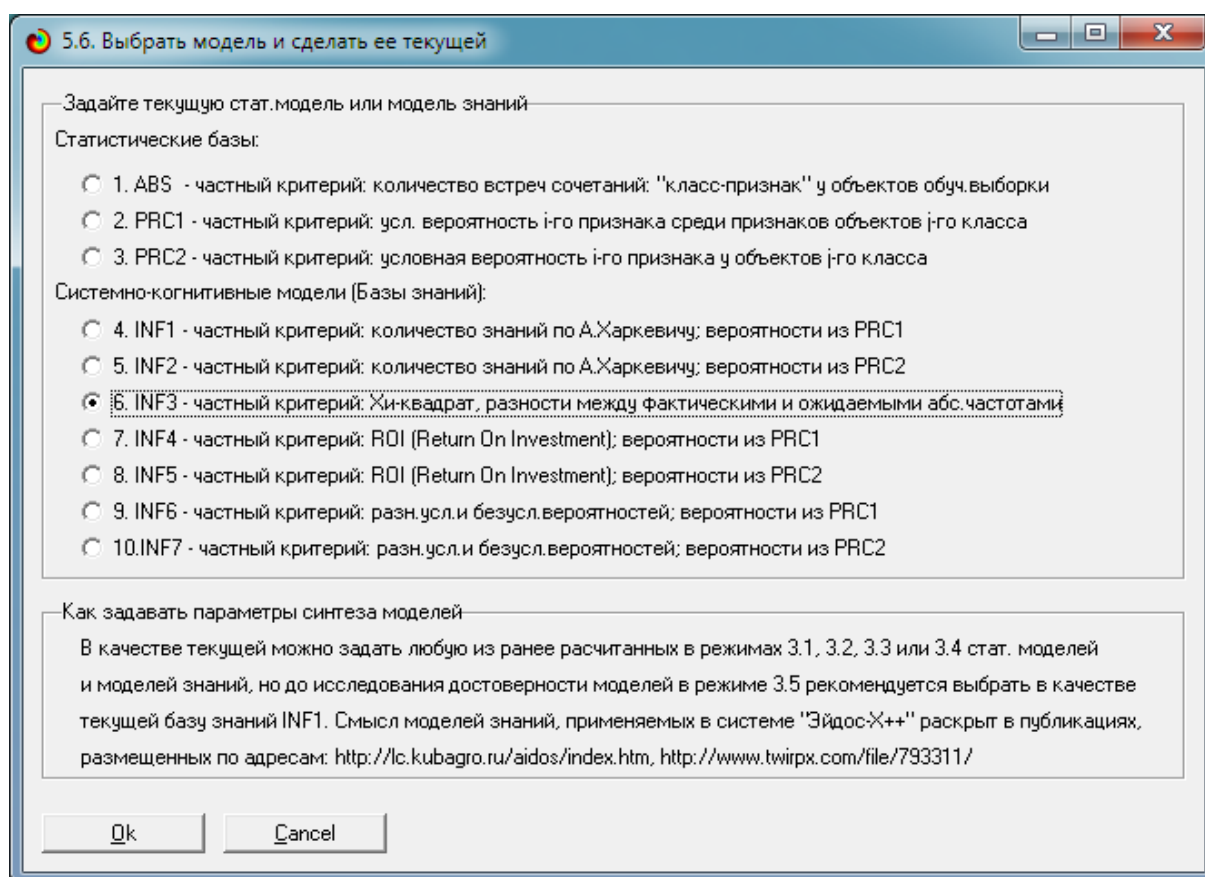
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

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



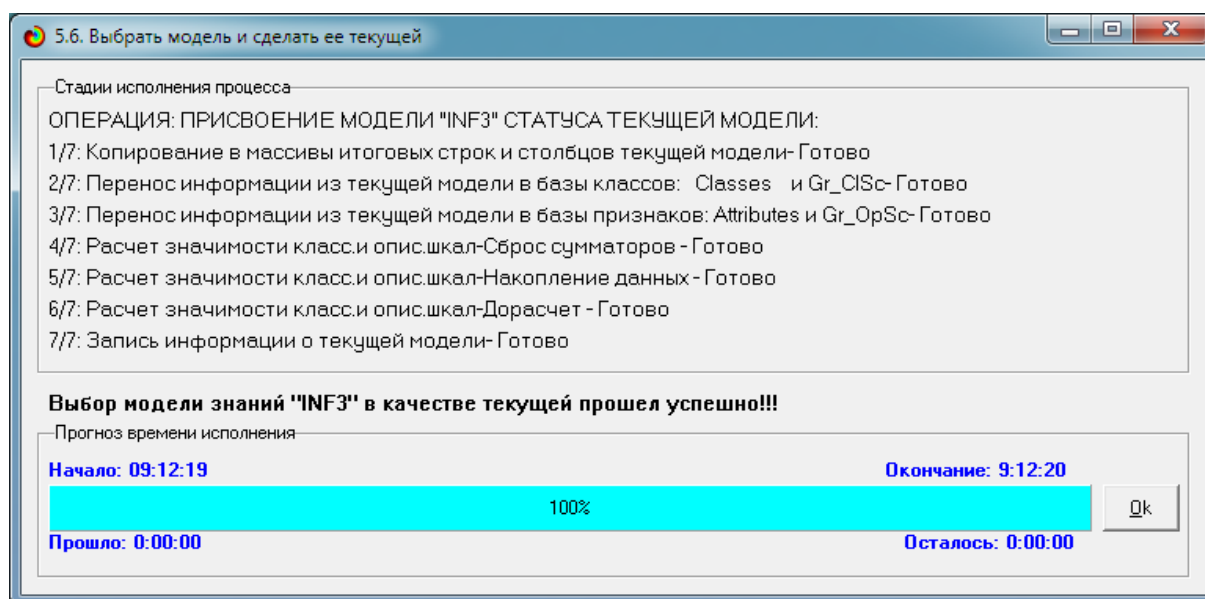


Рисунок 16. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

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

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

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

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что

корректны⁹ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума

3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их 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 **неортонормированных** пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

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

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

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

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

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

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

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

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):

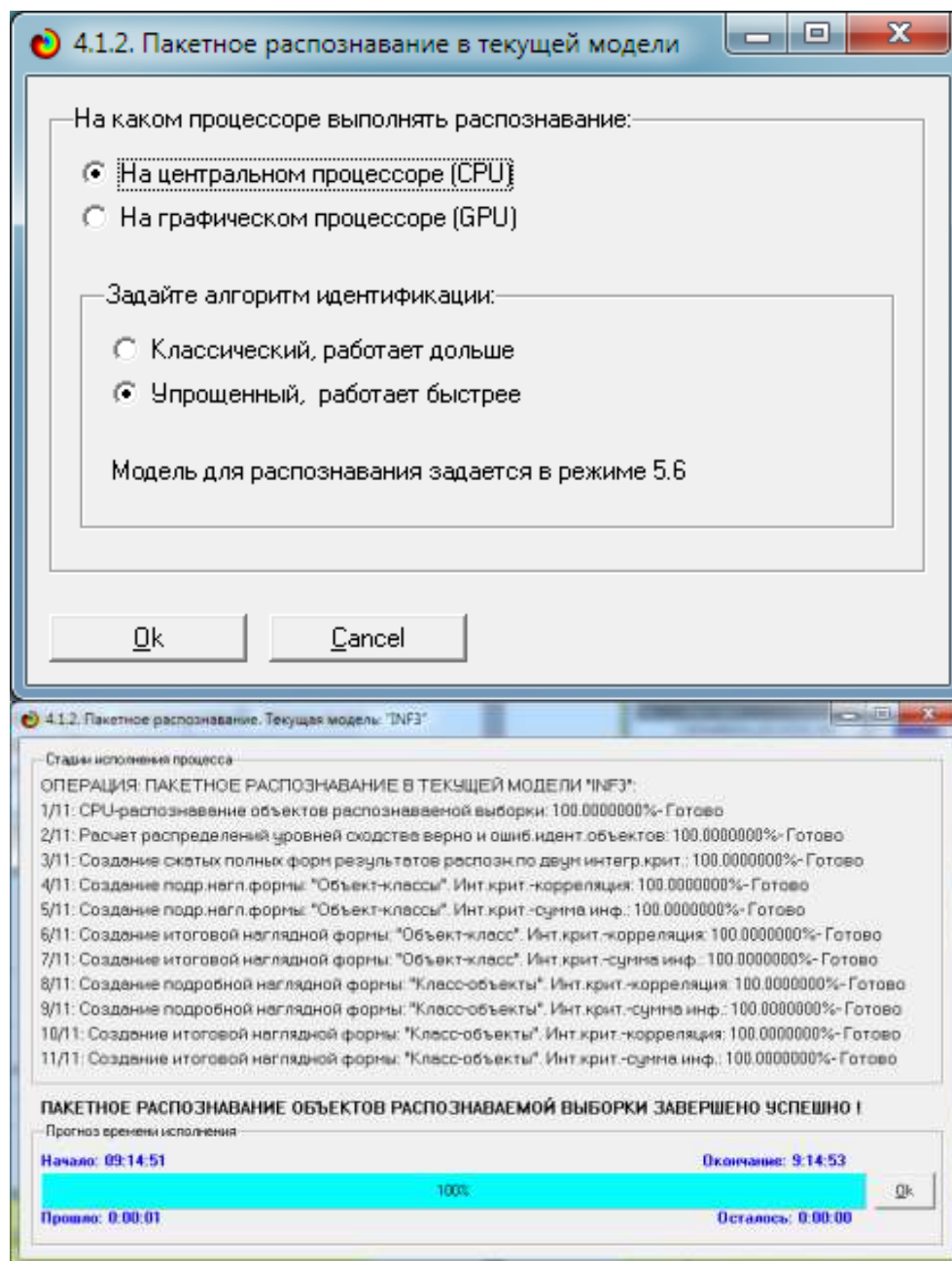


Рисунок 17. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

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

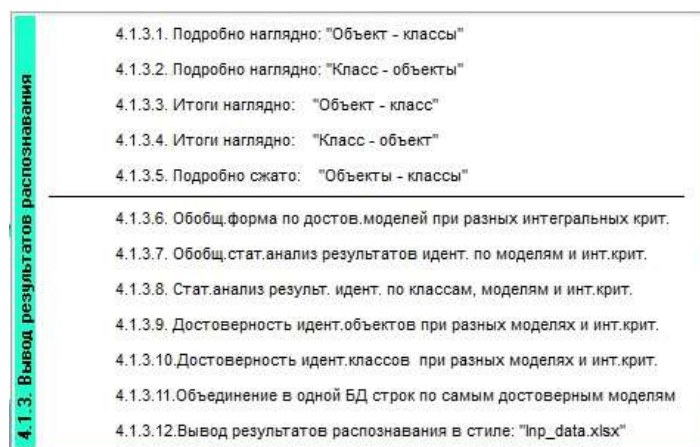
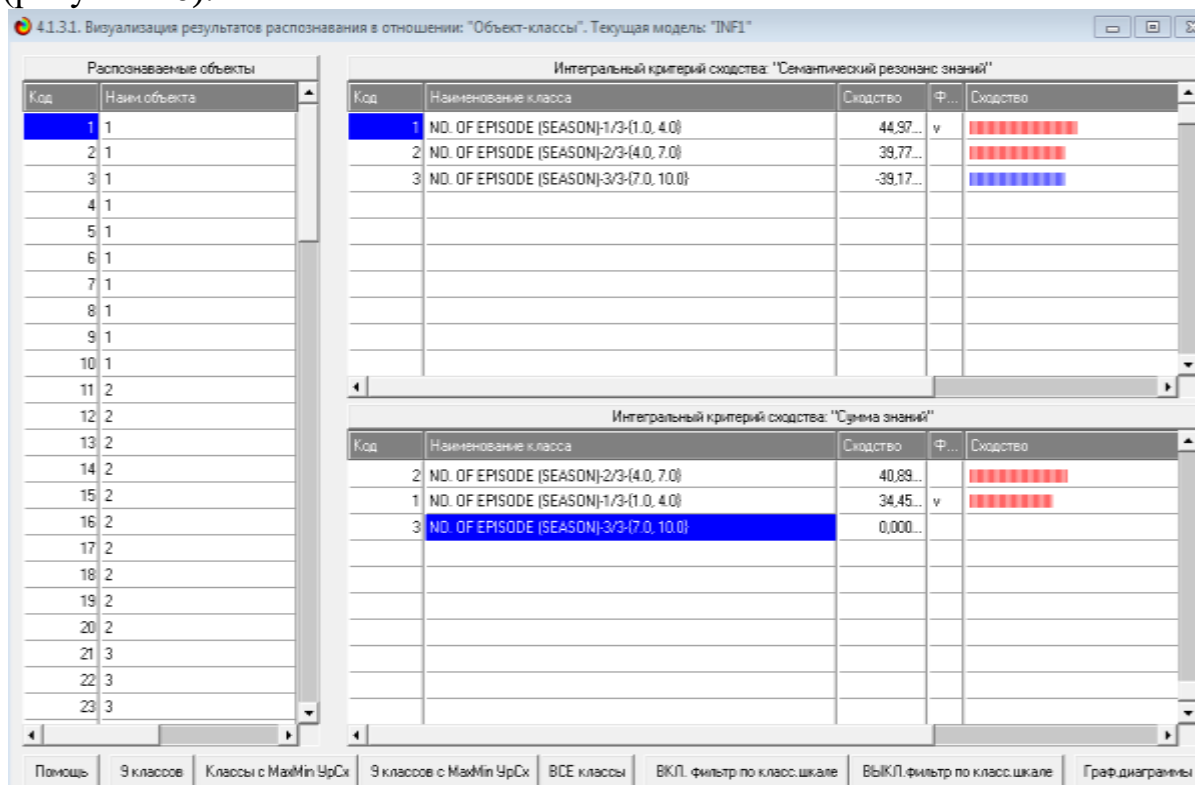


Рисунок 18. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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



4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF1"

Код	Наим. класса
1	NO. OF EPISODE (SEASON)1/3(1.0000000...
2	NO. OF EPISODE (SEASON)2/3(4.0000000...
3	NO. OF EPISODE (SEASON)3/3(7.0000000...

Код	Наименование объекта	Сходство	Ф	Сходство
21	3	66.13..	v	
22	3	66.13..	v	
23	3	66.13..	v	
24	3	66.13..	v	
51	6	66.13..	v	
52	6	66.13..	v	
53	6	66.13..	v	
54	6	66.13..	v	
68	8	66.13..	v	
69	8	66.13..	v	

Код	Наименование объекта	Сходство	Ф	Сходство
21	3	50.67..	v	
22	3	50.67..	v	
23	3	50.67..	v	
24	3	50.67..	v	
51	6	50.67..	v	
52	6	50.67..	v	
53	6	50.67..	v	
54	6	50.67..	v	
68	8	50.67..	v	
69	8	50.67..	v	

Помощь Поиск объекта В начало БД В конец БД Визуализация Следующая 9 записей Все записи Печать XML Печать TXT Печать ALL

Рисунок 19. 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

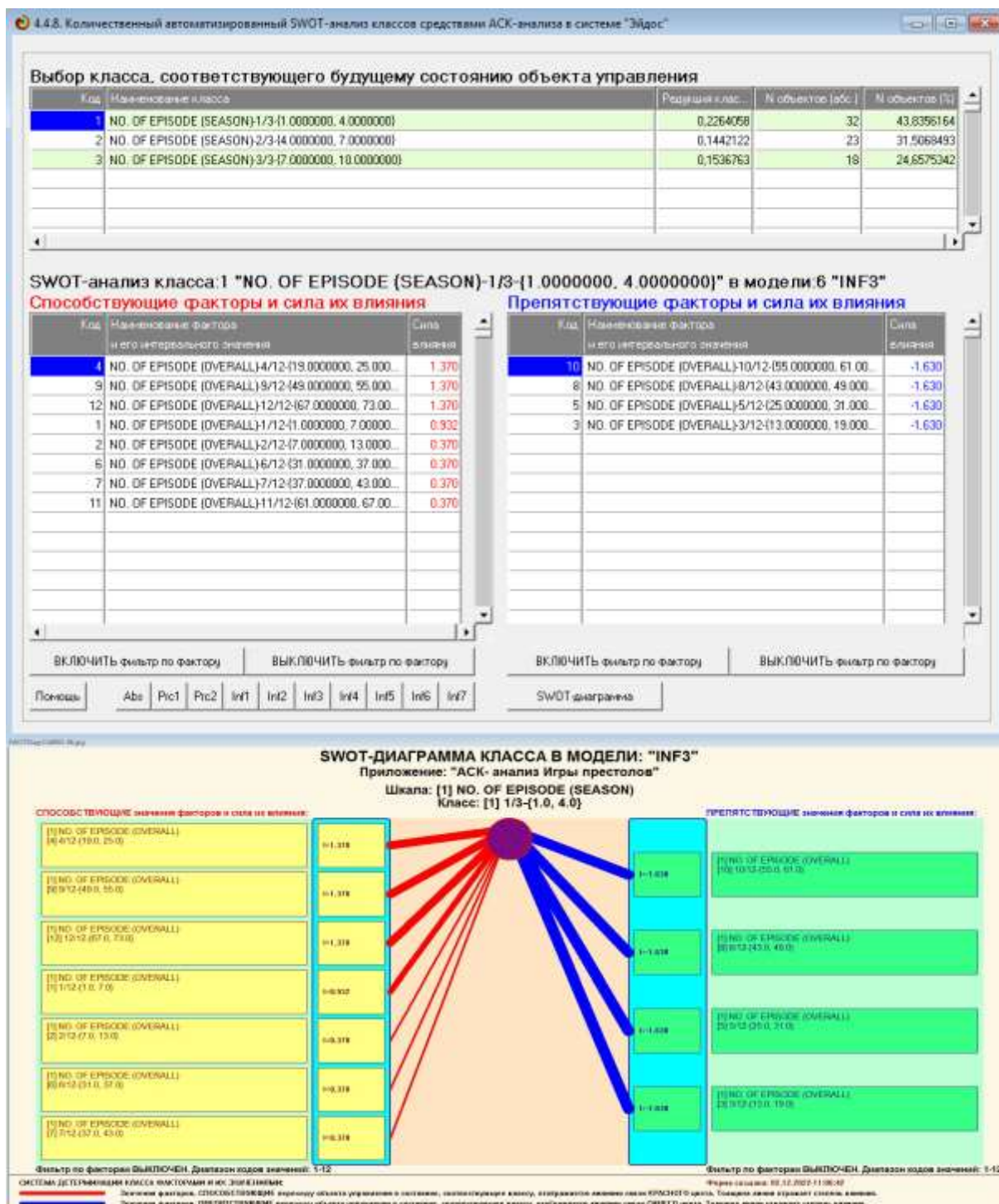
Задачи прогнозирования и принятия решений относятся друг к другу как прямая и **обратная** задачи:

- 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.



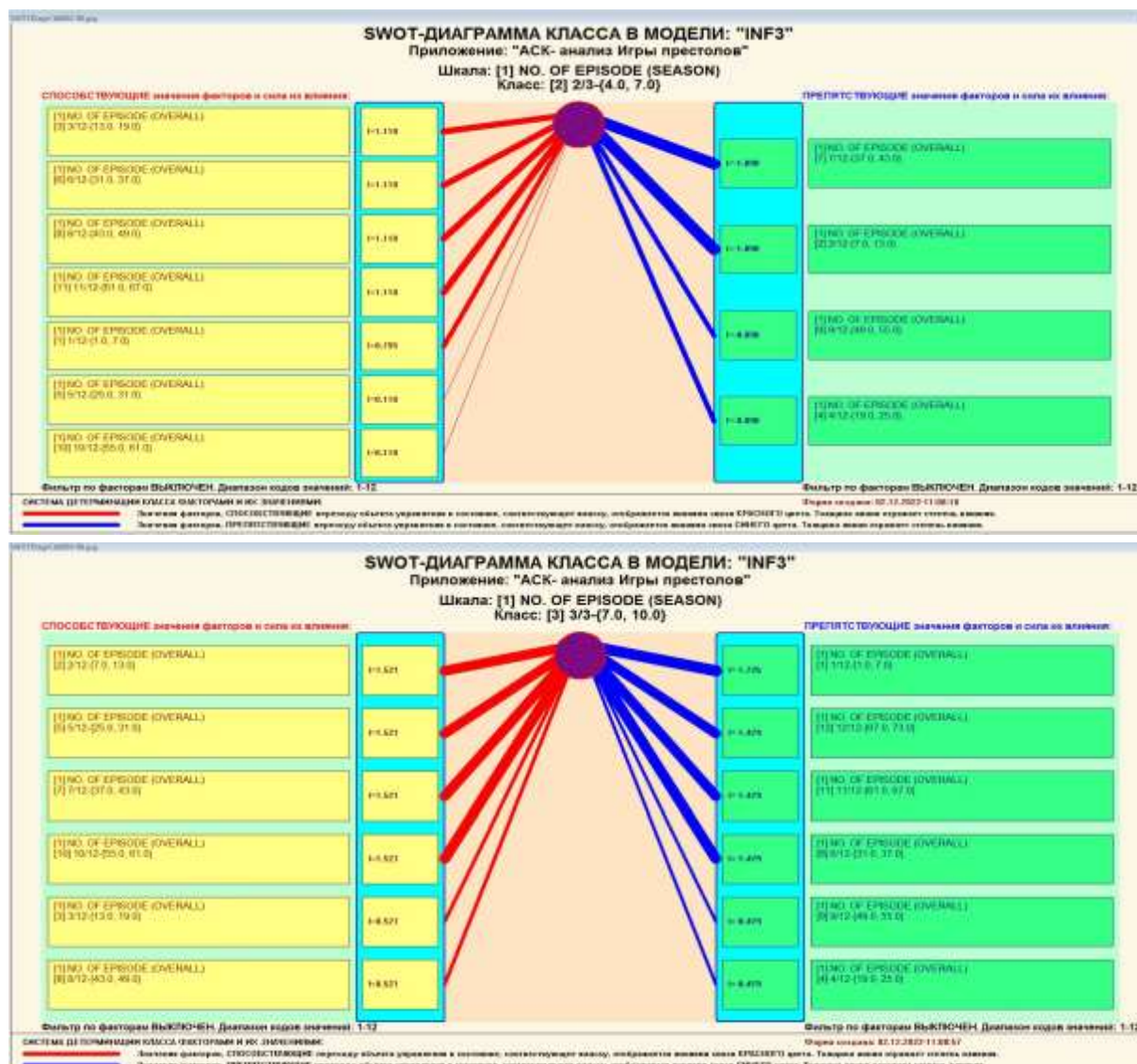


Рисунок 20. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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].

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.

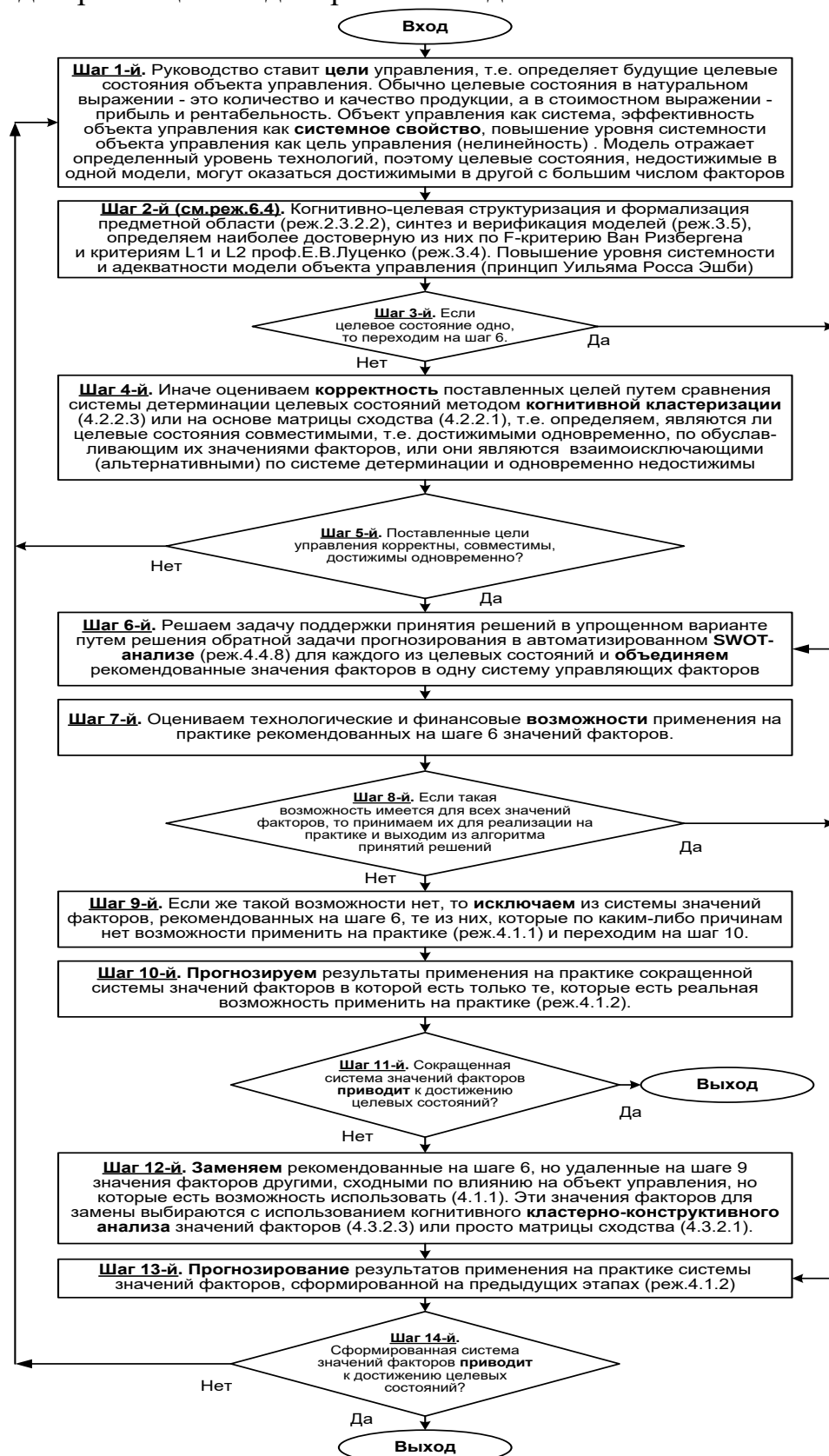


Рисунок 21. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

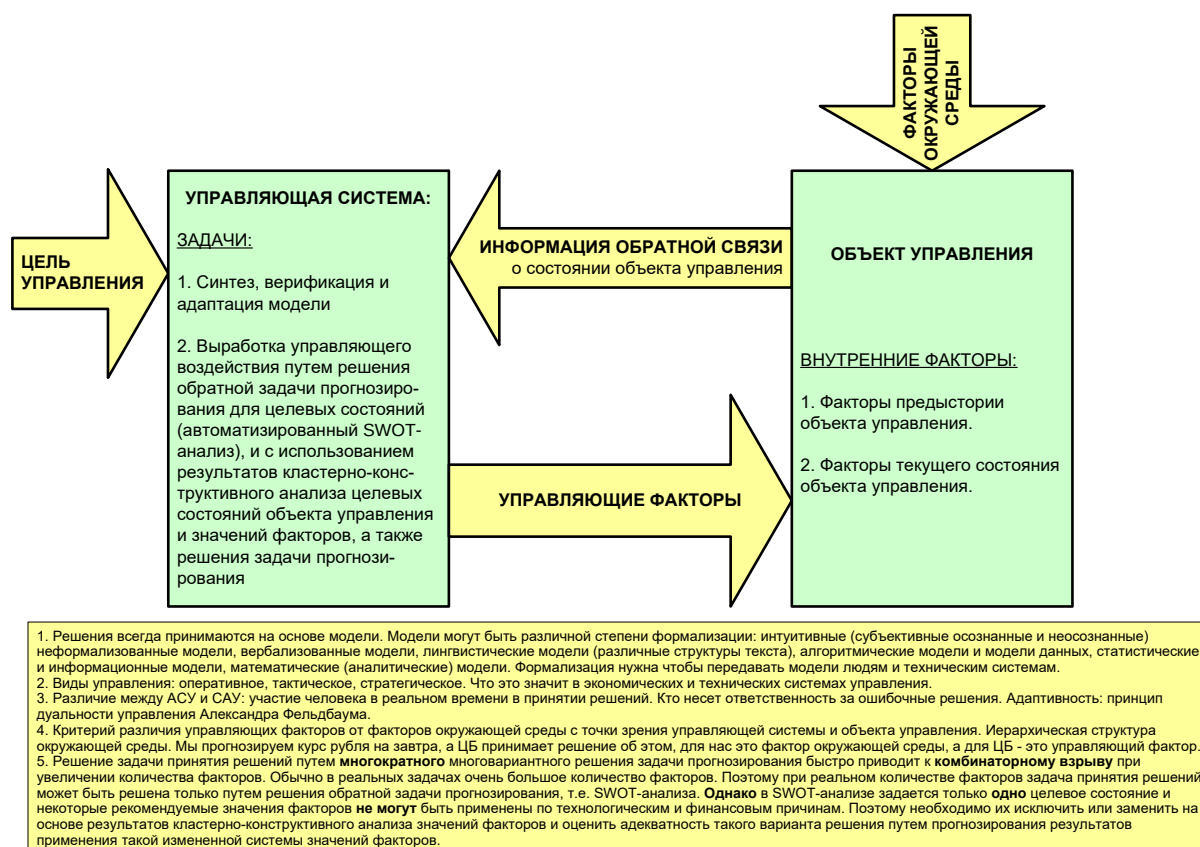


Рисунок 22. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Как мы видим в развитом алгоритме принятия решений широко используются результаты решения различных задач: и задачи прогнозирования, и некоторых задач исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Необходимо особо отметить, что система «Эйдос» поддерживает решение всех задач, которые необходимо решать в развитом алгоритме принятия решений. Потому ниже кратко рассмотрим решение этих и некоторых других задач.

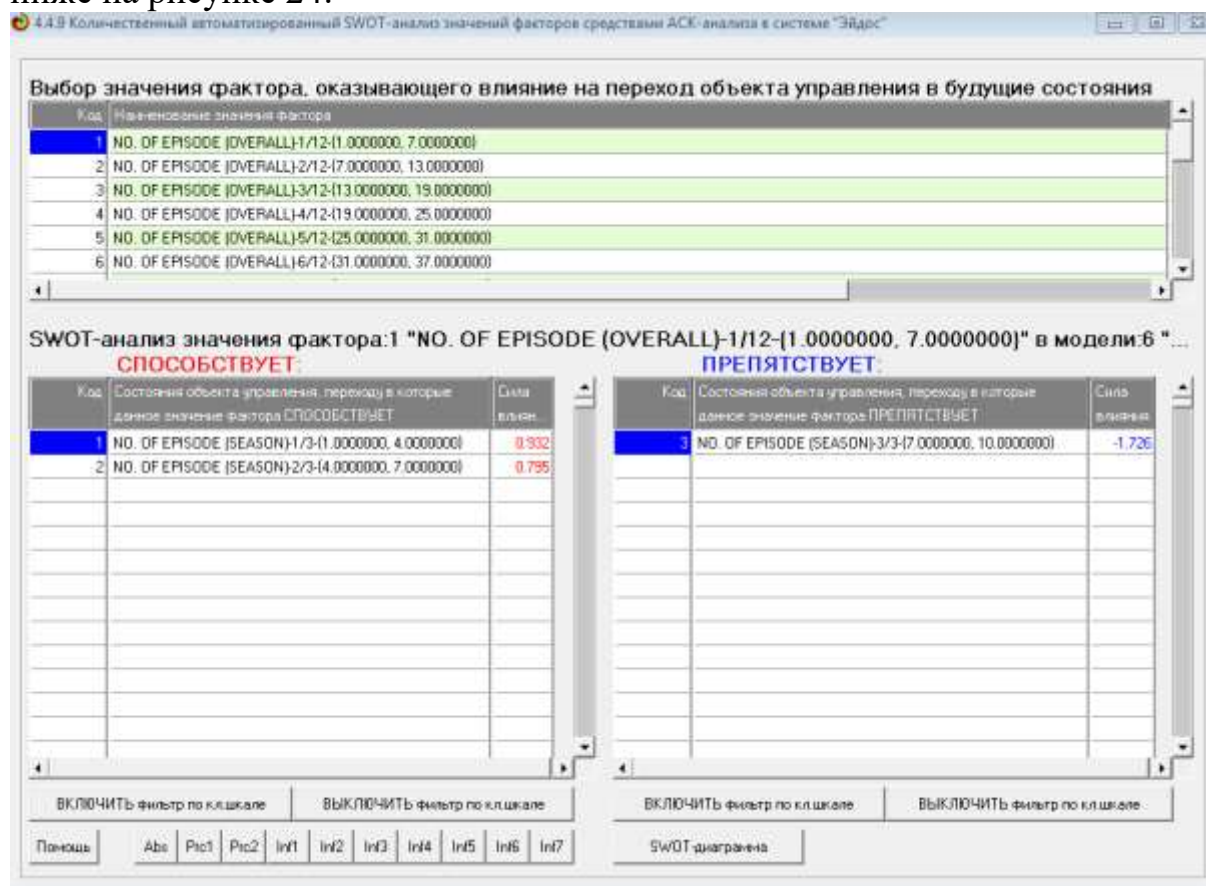
Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических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

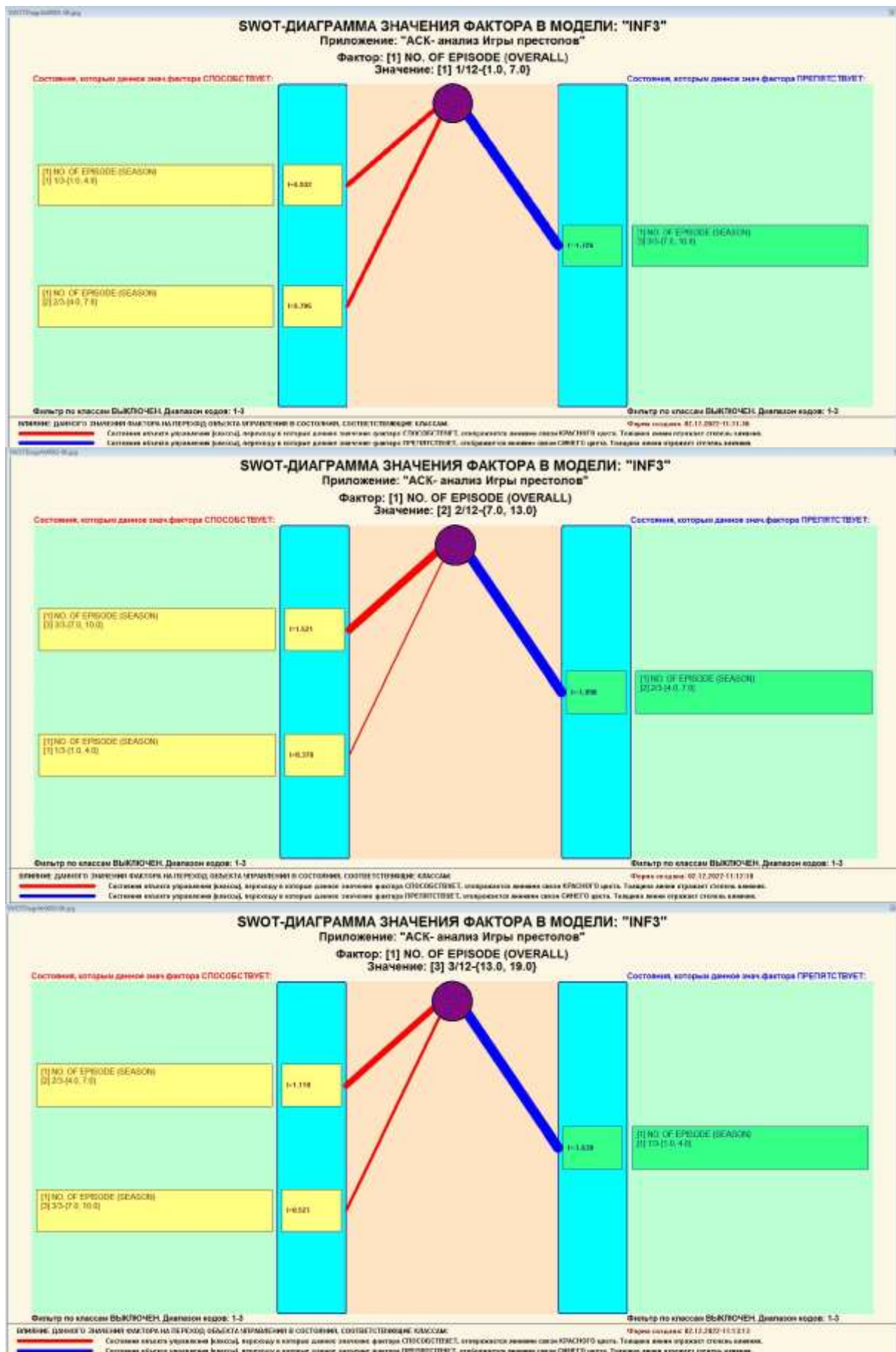
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

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

Инвертированные SWOT-диаграммы (предложены автором в работе [15]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть **смысл** (семантический потенциал) этой градации описательной шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы «Эйдос».

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





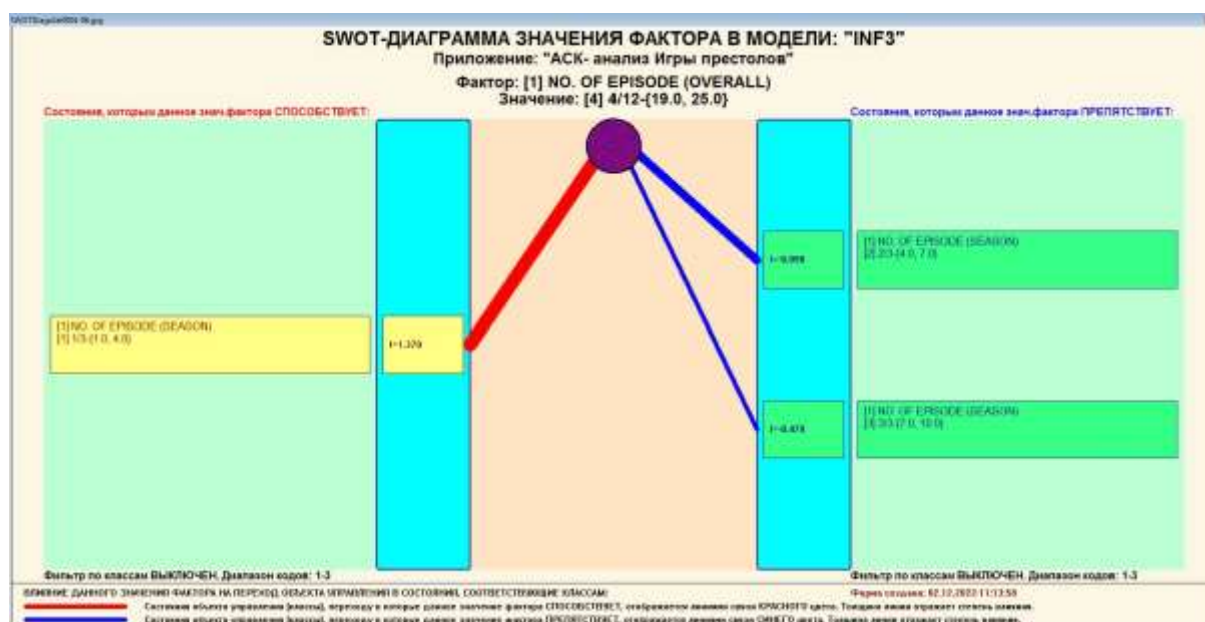


Рисунок 23. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке 24 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

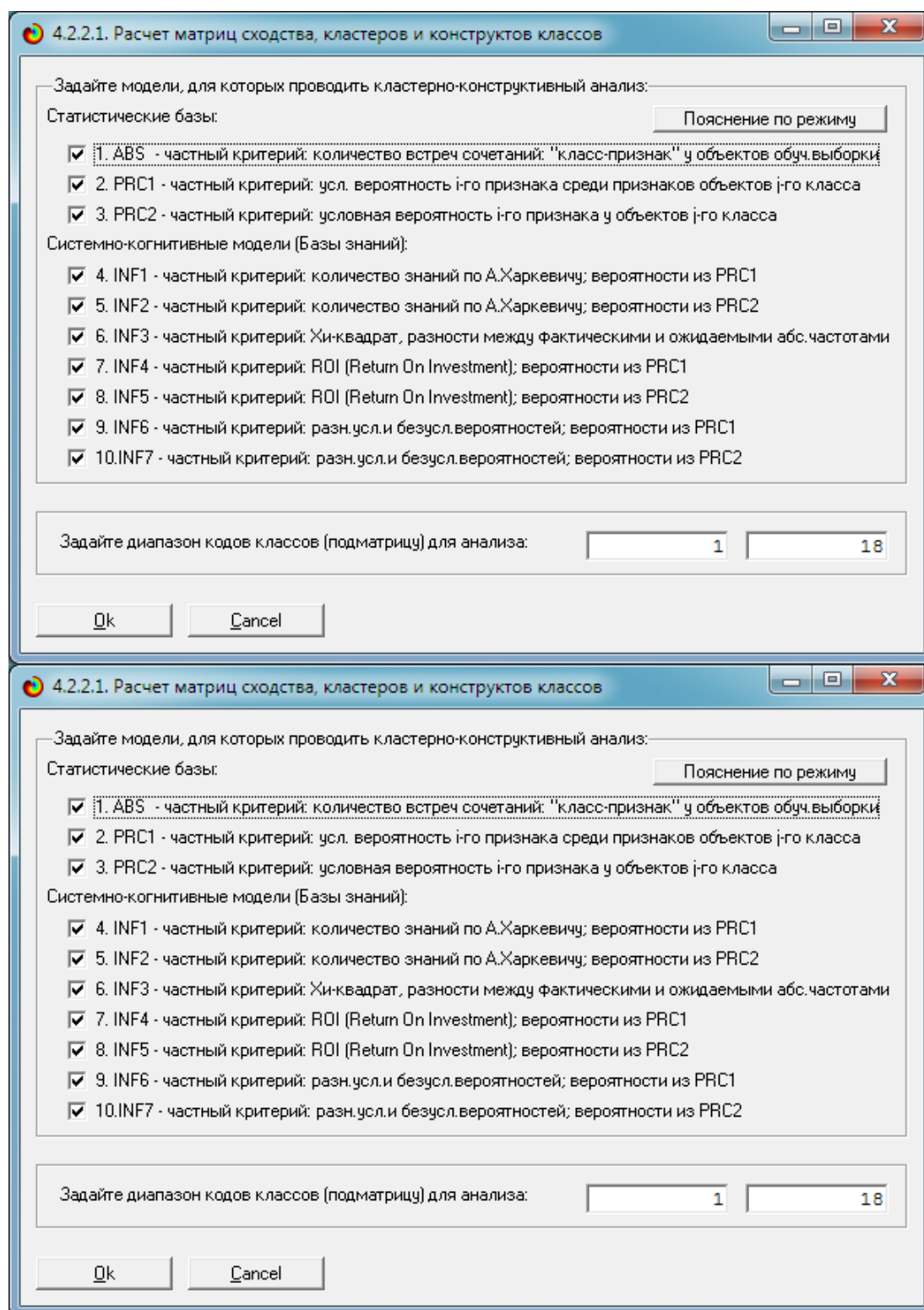
3.8.2.Кластерно-конструктивный анализ классов

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

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

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

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



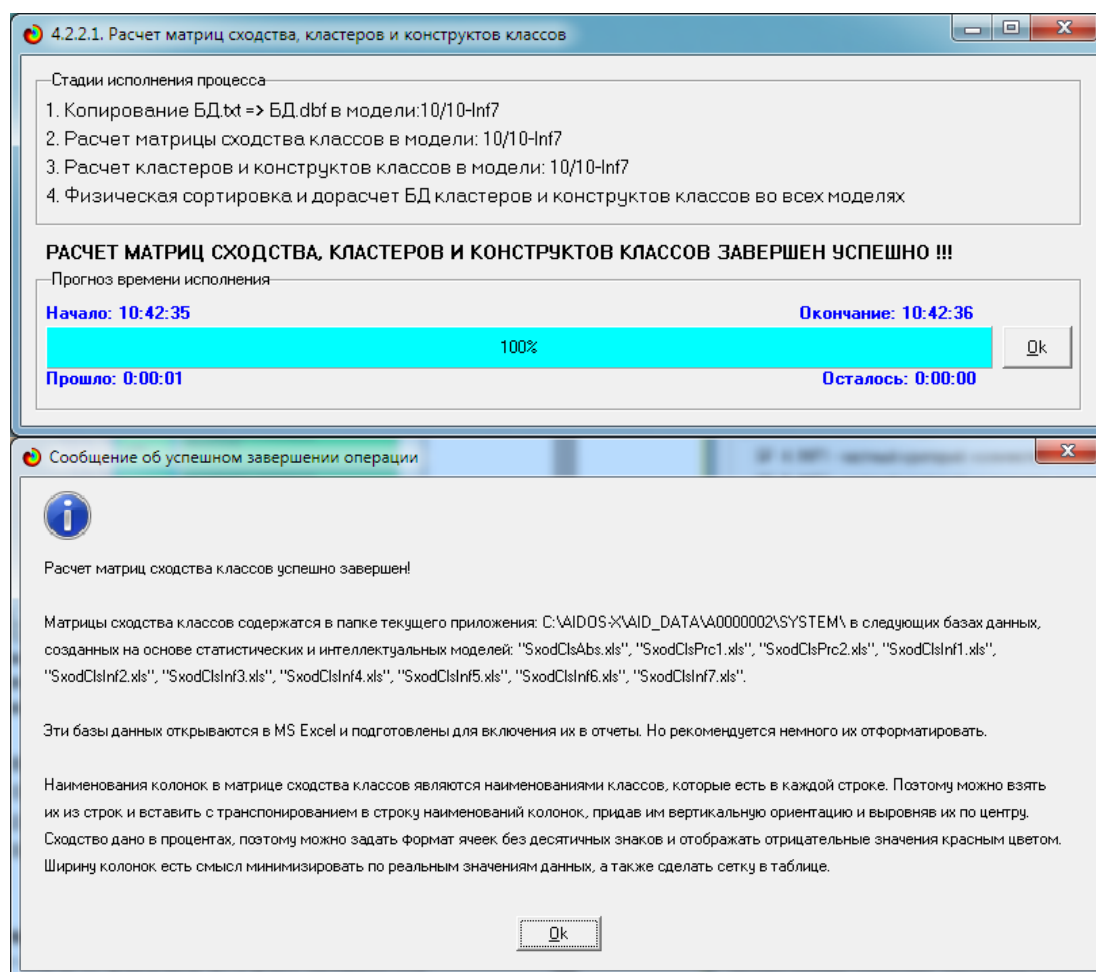


Рисунок 24. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 11 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

KOD_ATR	KOD_OPSK	NAME_ATR	N1	N2	N3	N4	N5	N6
1	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-1/12-(1.0000000, 7.0000000)	100,0000000	-72,8245326	-35,5749408	38,7469104	-85,8744528	94,7066631
2	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-2/12-(7.0000000, 13.0000000)	-72,8245326	100,0000000	-38,1411225	34,9608882	27,4217774	-90,9708853
3	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-3/12-(13.0000000, 19.0000000)	-35,5749408	-38,1411225	100,0000000	-99,9416302	78,4381074	-3,6883132
4	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-4/12-(19.0000000, 25.0000000)	38,7469104	34,9608882	-99,9416302	100,0000000	-80,5113329	7,1000547
5	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-5/12-(25.0000000, 31.0000000)	-85,8744528	27,4217774	78,4381074	-80,5113329	100,0000000	-64,8787620
6	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-6/12-(31.0000000, 37.0000000)	94,7066631	-90,9708853	-3,6883132	7,1000547	-64,8787620	100,0000000
7	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-7/12-(37.0000000, 43.0000000)	-72,8245326	100,0000000	-38,1411225	34,9608882	27,4217774	-90,9708853
8	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-8/12-(43.0000000, 49.0000000)	-35,5749408	-38,1411225	100,0000000	-99,9416302	78,4381074	-3,6883132
9	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-9/12-(49.0000000, 55.0000000)	38,7469104	34,9608882	-99,9416302	100,0000000	-80,5113329	7,1000547
10	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-10/12-(55.0000000, 61.0000000)	-85,8744528	27,4217774	78,4381074	-80,5113329	100,0000000	-64,8787620
11	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-11/12-(61.0000000, 67.0000000)	94,7066631	-90,9708853	-3,6883132	7,1000547	-64,8787620	100,0000000
12	1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-12/12-(67.0000000, 73.0000000)	91,6605732	-39,3529526	-49,5720445	72,3718099	-99,1985353	73,9738537

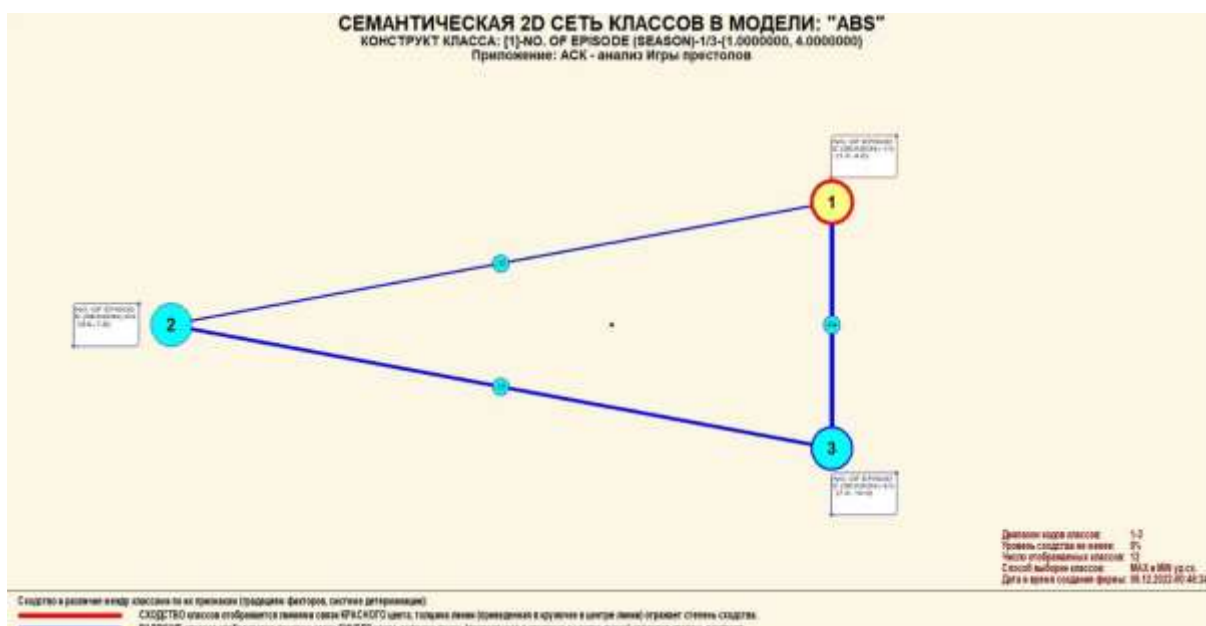


Рисунок 25. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

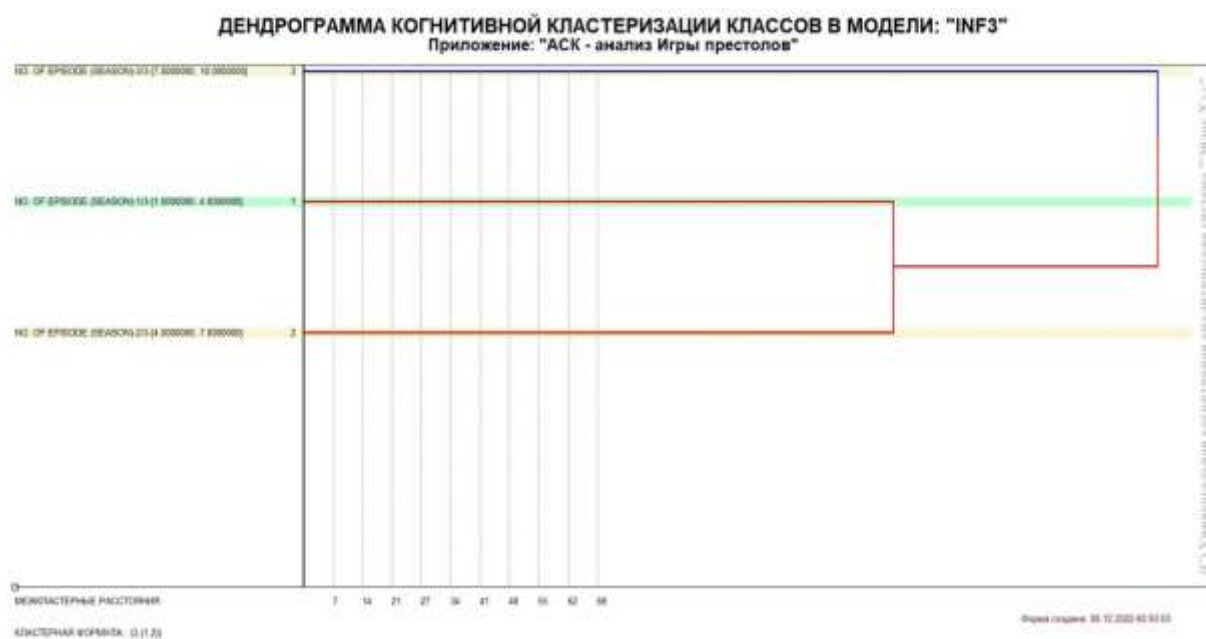


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

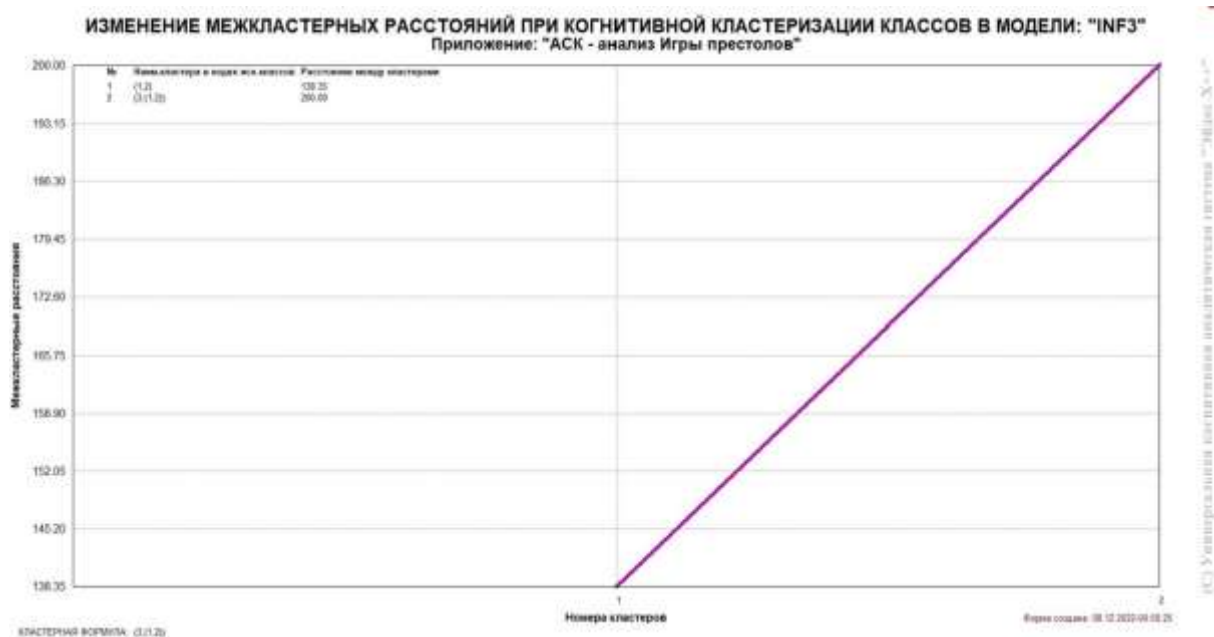


Рисунок 27. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

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:

4.3.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов

Задайте модели, для которых проводить кластерно-конструктивный анализ:

Статистические базы: Пояснение по режиму

- ☒ 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
- ☒ 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- ☒ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- ☒ 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте диапазон кодов признаков (подматрицу) для анализа: 1 12

Ok Cancel

4.3.2.1. Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов признаков

Стадии исполнения процесса

1. Копирование БД.txt => БД.dbf в модели: 10/10-Inf7
2. Расчет матрицы сходства признаков в модели: 10/10-Inf7
3. Расчет кластеров и конструкторов признаков в модели: 10/10-Inf7
4. Физическая сортировка и дорасчет БД кластеров и конструкторов признаков во всех моделях

РАСЧЕТ МАТРИЦ СХОДСТВА, КЛАСТЕРОВ И КОНСТРУКТОВ ПРИЗНАКОВ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 01:47:15 Окончание: 1:47:16

100%

Прошло: 0:00:01 Осталось: 0:00:00

Ok

Таблица 12– Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF1 (полностью)

KOD_ATR	KOD_OFSK	NAME_ATR	N1	N2	N3	N4	N5	N6
1	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 1/12-(1,000000, 7,000000)	100,000000	-99,885355	-28,883011	37,335299	-71,328540	80,2667149
2	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 2/12-(7,000000, 13,000000)	-99,885355	100,000000	24,266474	-32,3788349	67,683858	-83,0300479
3	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 3/12-(13,000000, 19,000000)	-28,883011	24,266474	100,000000	-99,268786	87,836318	33,9173284
4	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 4/12-(19,000000, 25,000000)	17,1152769	-12,3788349	-99,268786	100,000000	-81,4269901	-45,0247950
5	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 5/12-(25,000000, 31,000000)	-71,328540	67,683858	87,836318	-81,4269901	100,000000	-15,3895077
6	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 6/12-(31,000000, 37,000000)	80,2667149	-83,0300479	33,9173284	-45,0247950	-15,3895077	100,0000000
7	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 7/12-(37,000000, 43,000000)	-99,885355	100,000000	24,266474	-32,3788349	67,683858	-83,0300479
8	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 8/12-(43,000000, 49,000000)	-28,883011	24,266474	100,000000	-99,268786	87,836318	33,9173284
9	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 9/12-(49,000000, 55,000000)	17,1152769	-12,3788349	-99,268786	100,000000	-81,4269901	-45,0247950
10	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 10/12-(55,000000, 61,000000)	-71,328540	67,683858	87,836318	-81,4269901	100,000000	-15,3895077
11	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 11/12-(61,000000, 67,000000)	80,2667149	-83,0300479	33,9173284	-45,0247950	-15,3895077	100,0000000
12	1	N1. OF EPISODE (OVERALL) 12/12-(67,000000, 73,000000)	49,664822	-45,454294	97,4402794	94,0131063	-34,3449959	11,8007298



Рисунок 29. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF1 (режим 4.3.2.2)

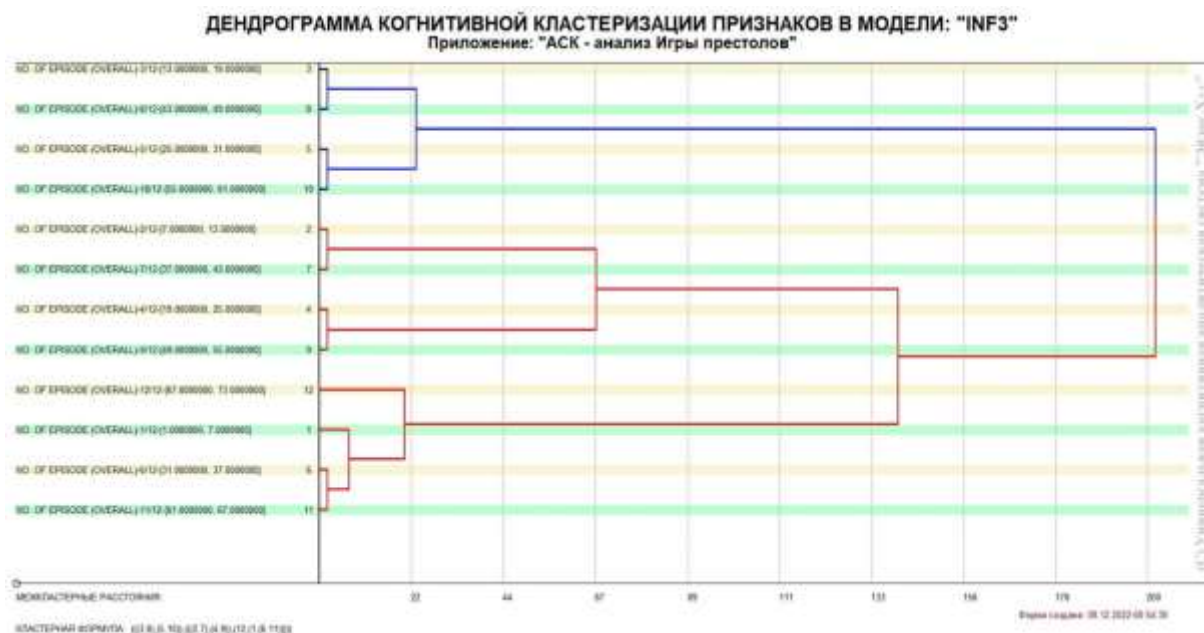


Рисунок 30. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

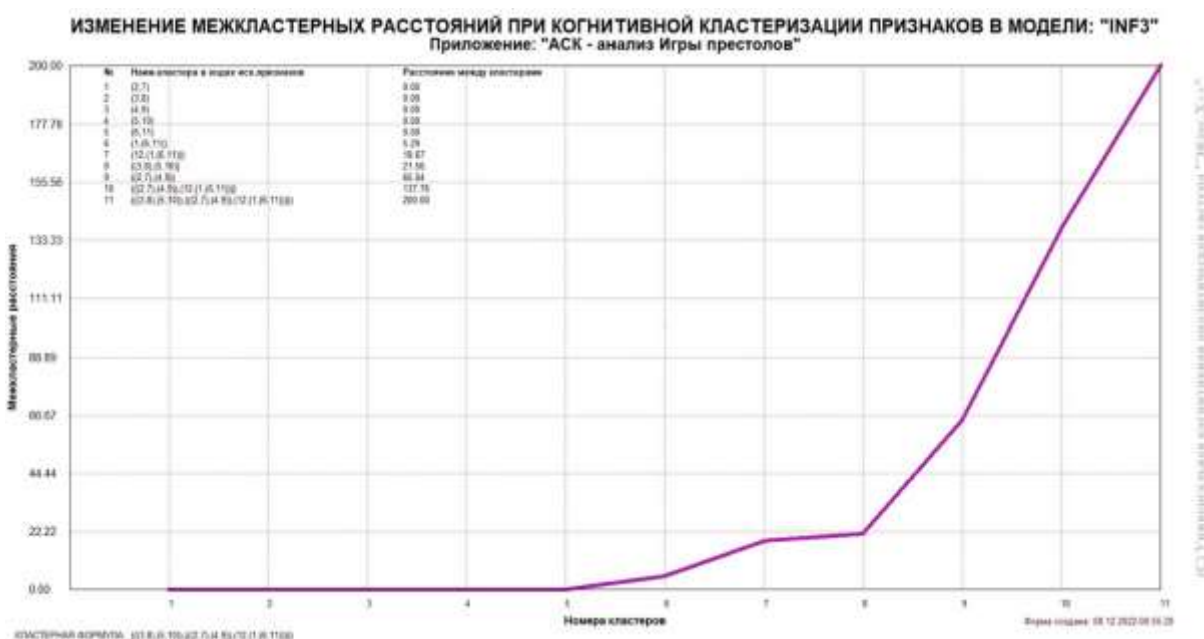


Рисунок 31. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и не локальные 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.

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	NO. OF EPISODE (SEASON)-1/3-[1.0000000, 4.0000000]
2	NO. OF EPISODE (SEASON)-2/3-[4.0000000, 7.0000000]
3	NO. OF EPISODE (SEASON)-3/3-[7.0000000, 10.0000000]

Подготовка визуализации нейрона: 1 "NO. OF EPISODE (SEASON)-1/3-[1.0000000, 4.0000000]" в модели: 6 "

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
4	NO. OF EPISODE (OVERALL)-4/12-[19.0000000, 25.0000000]	1.370
9	NO. OF EPISODE (OVERALL)-9/12-[49.0000000, 55.0000000]	1.370
12	NO. OF EPISODE (OVERALL)-12/12-[67.0000000, 73.0000000]	1.370
1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-1/12-[1.0000000, 7.0000000]	0.932
2	NO. OF EPISODE (OVERALL)-2/12-[7.0000000, 13.0000000]	0.370
6	NO. OF EPISODE (OVERALL)-6/12-[31.0000000, 37.0000000]	0.370
7	NO. OF EPISODE (OVERALL)-7/12-[37.0000000, 43.0000000]	0.370
11	NO. OF EPISODE (OVERALL)-11/12-[61.0000000, 67.0000000]	0.370

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
10	NO. OF EPISODE (OVERALL)-10/12-[55.0000000, 61.0000000]	-1.630
8	NO. OF EPISODE (OVERALL)-8/12-[43.0000000, 49.0000000]	-1.630
5	NO. OF EPISODE (OVERALL)-5/12-[25.0000000, 31.0000000]	-1.630
3	NO. OF EPISODE (OVERALL)-3/12-[13.0000000, 19.0000000]	-1.630

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

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

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

Сортировать рецепторы:
☒ по информативности
☐ по модулю информативности

Отображать рецепторы:
☒ с наименованием
☐ только с кодами



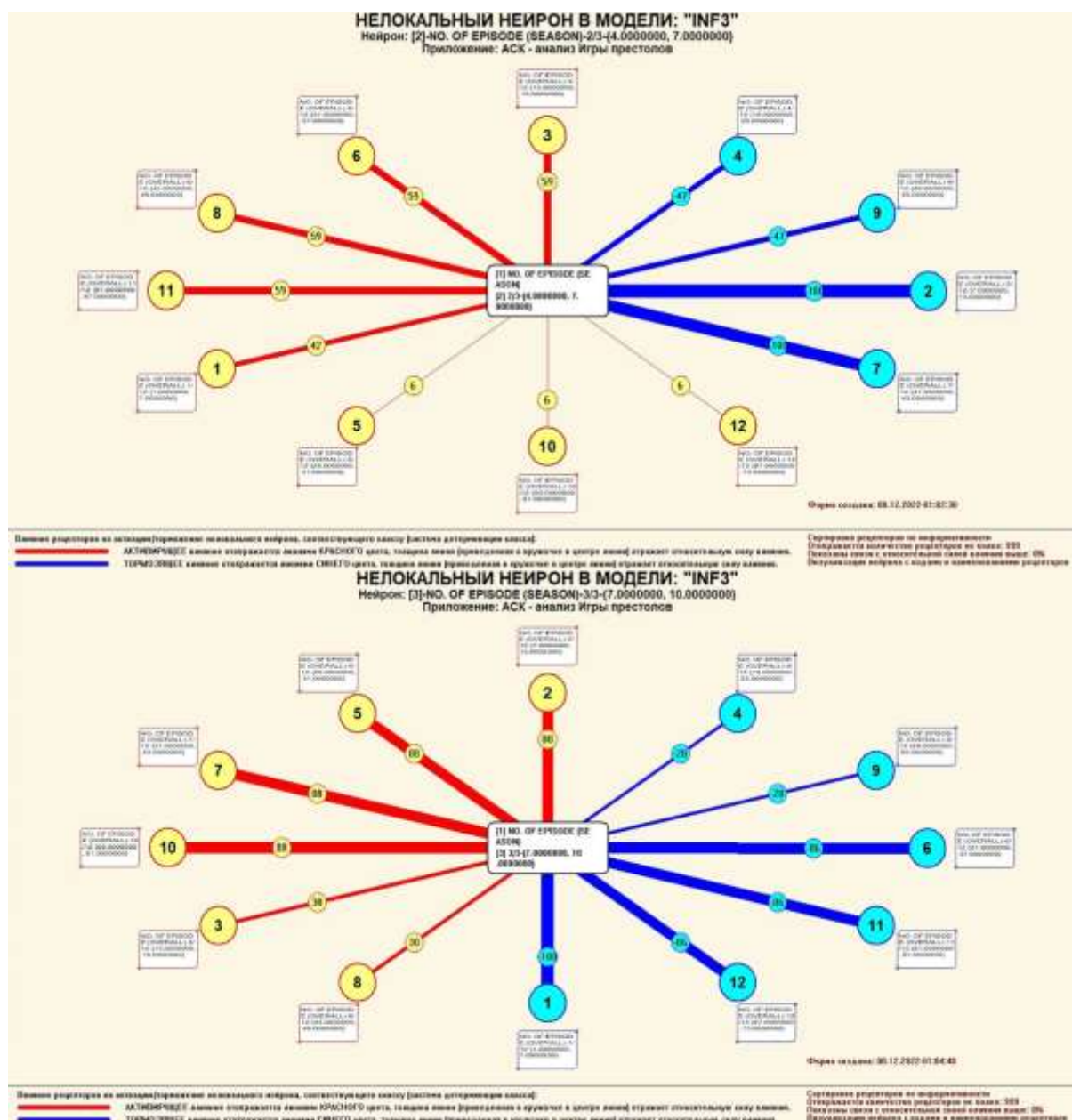


Рисунок 32. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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

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

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

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

менее жестко обусловленные (рисунок 34). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

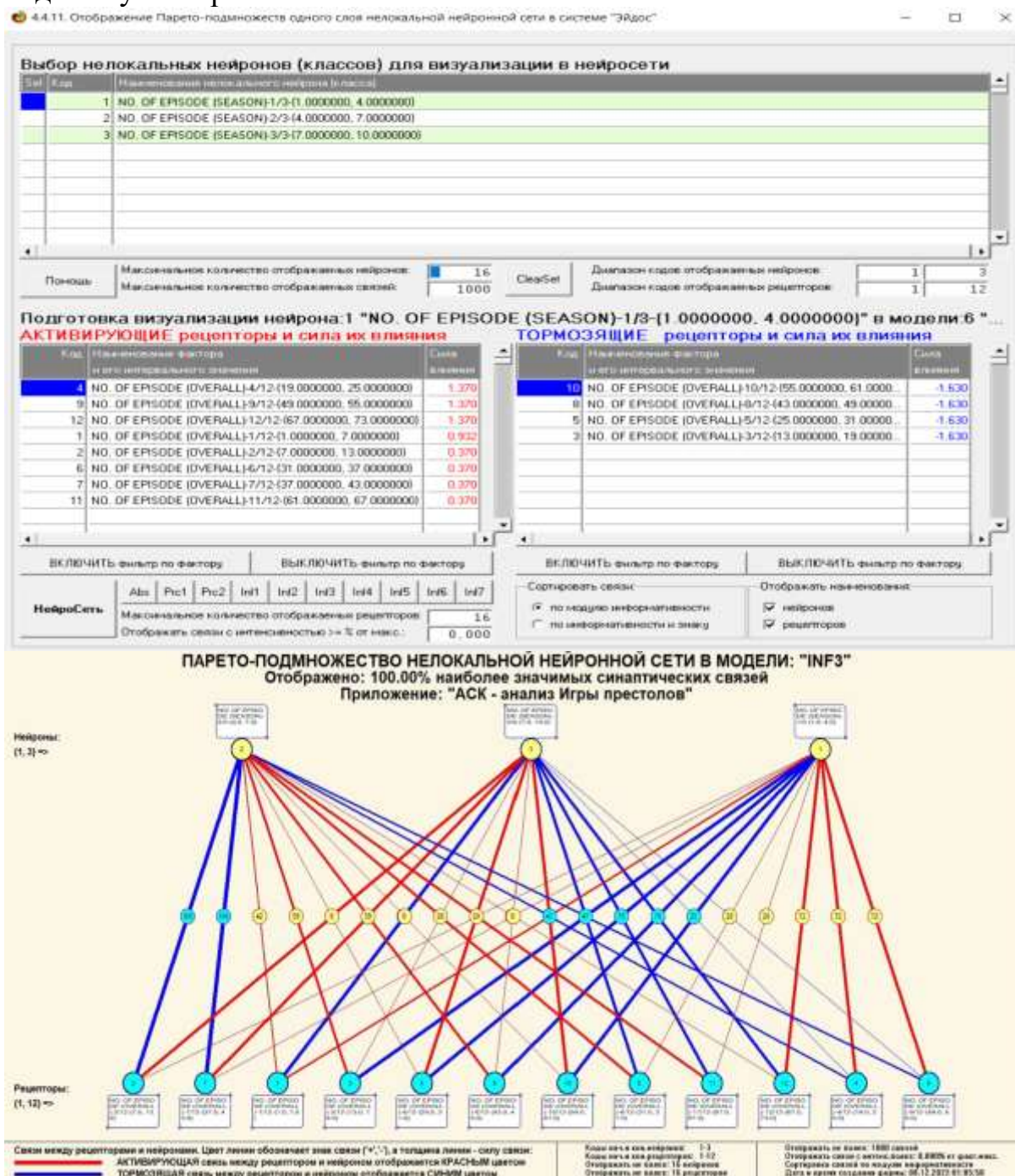


Рисунок 33. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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):

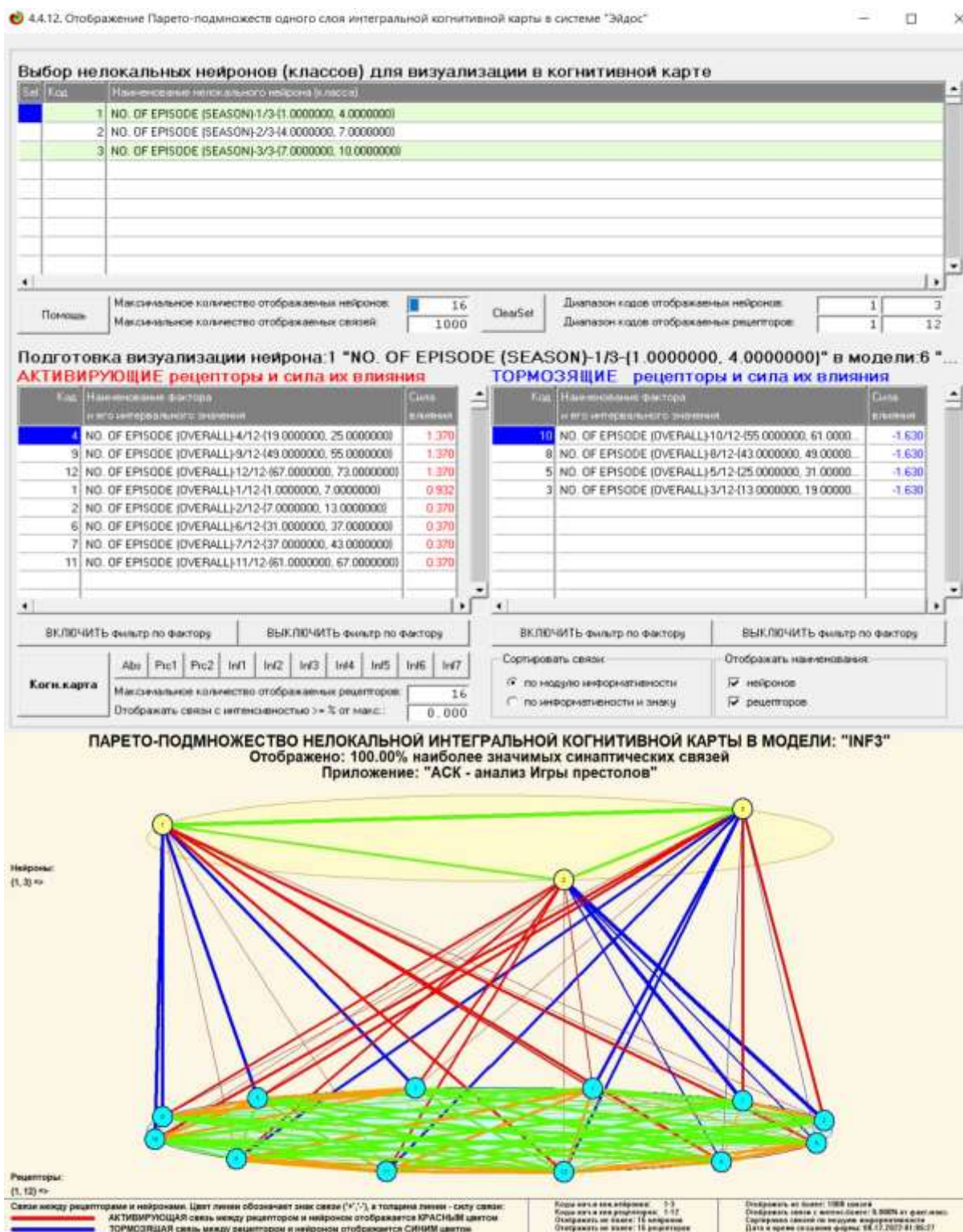


Рисунок 34. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

3.8.7.2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)

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

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

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

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

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 36. Всего системой в данной модели генерируется 324 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся. Но пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

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

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

Выбор классов для когнитивной диаграммы:

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	NO. OF EPISODE (SEASON) 1/3-11.0000000, 4.0000000
2	NO. OF EPISODE (SEASON) 2/3-14.0000000, 7.0000000
3	NO. OF EPISODE (SEASON) 3/3-17.0000000, 10.0000000

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

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы:

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

Код	Наименование описательной шкалы	Максимальный код признака	Максимальный код признака
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКАЛЫ	1	12
1	NO. OF EPISODE (OVERALL)	1	12

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

☐ Abs ☐ Prc1 ☐ Prc2 ☐ Inf1 ☐ Inf2 ☒ Inf3 ☐ Inf4 ☐ Inf5 ☐ Inf6 ☐ Inf7

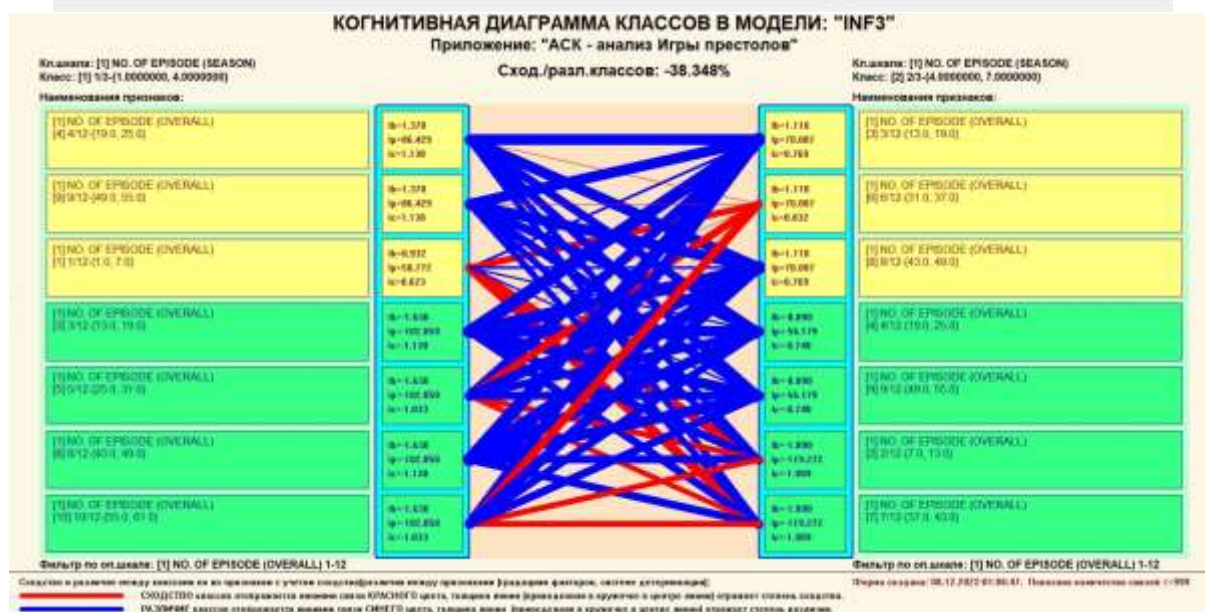
Задайте макс. количество отображаемых связей:

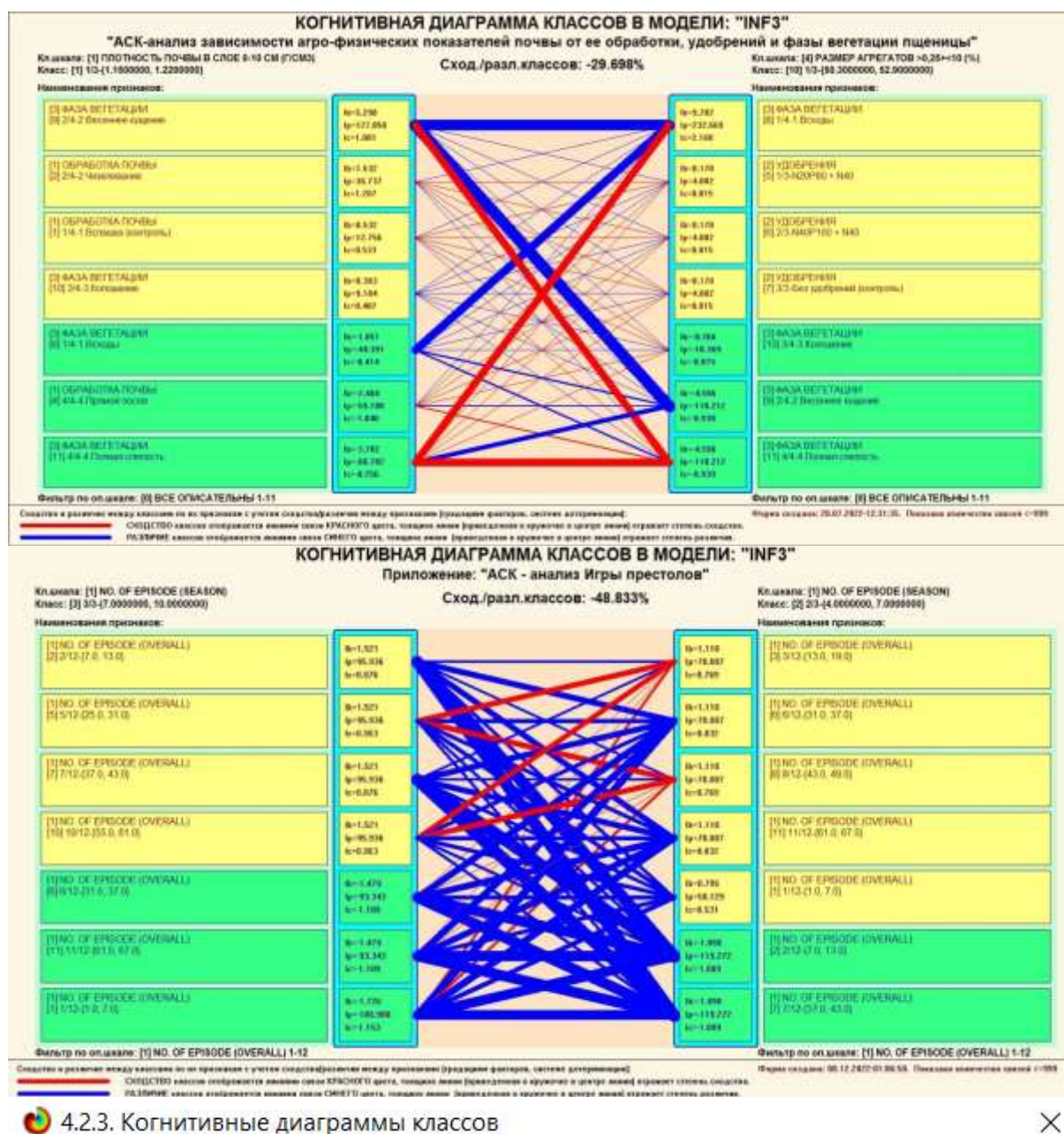
В диалого задайте следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

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

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

☐ Показать все диаграммы с остановкой
☒ Записать все диаграммы без показа





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

В папку: "C:\WORK\AIDOS-X\AID_DATA\A0000008\SYSTEM\CognDiagrCls\" сохранено 9 диаграмм.

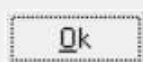


Рисунок 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

Из 2d-когнитивных диаграмм сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния, соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу.

Напомним, что смысл, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [24].

Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос».

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 37.

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	NO. OF EPISODE (OVERALL)-1/12-(1.0000000, 7.0000000)
2	NO. OF EPISODE (OVERALL)-2/12-(7.0000000, 13.0000000)
3	NO. OF EPISODE (OVERALL)-3/12-(13.0000000, 19.0000000)
4	NO. OF EPISODE (OVERALL)-4/12-(19.0000000, 25.0000000)
5	NO. OF EPISODE (OVERALL)-5/12-(25.0000000, 31.0000000)
6	NO. OF EPISODE (OVERALL)-6/12-(31.0000000, 37.0000000)

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

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	3
1	NO. OF EPISODE (SEASON)	1	3

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

☐ Aba ☐ Pto1 ☐ Pto2 ☐ Inf1 ☐ Inf2 ☒ Inf3 ☐ Inf4 ☐ Inf5 ☐ Inf6 ☐ Inf7

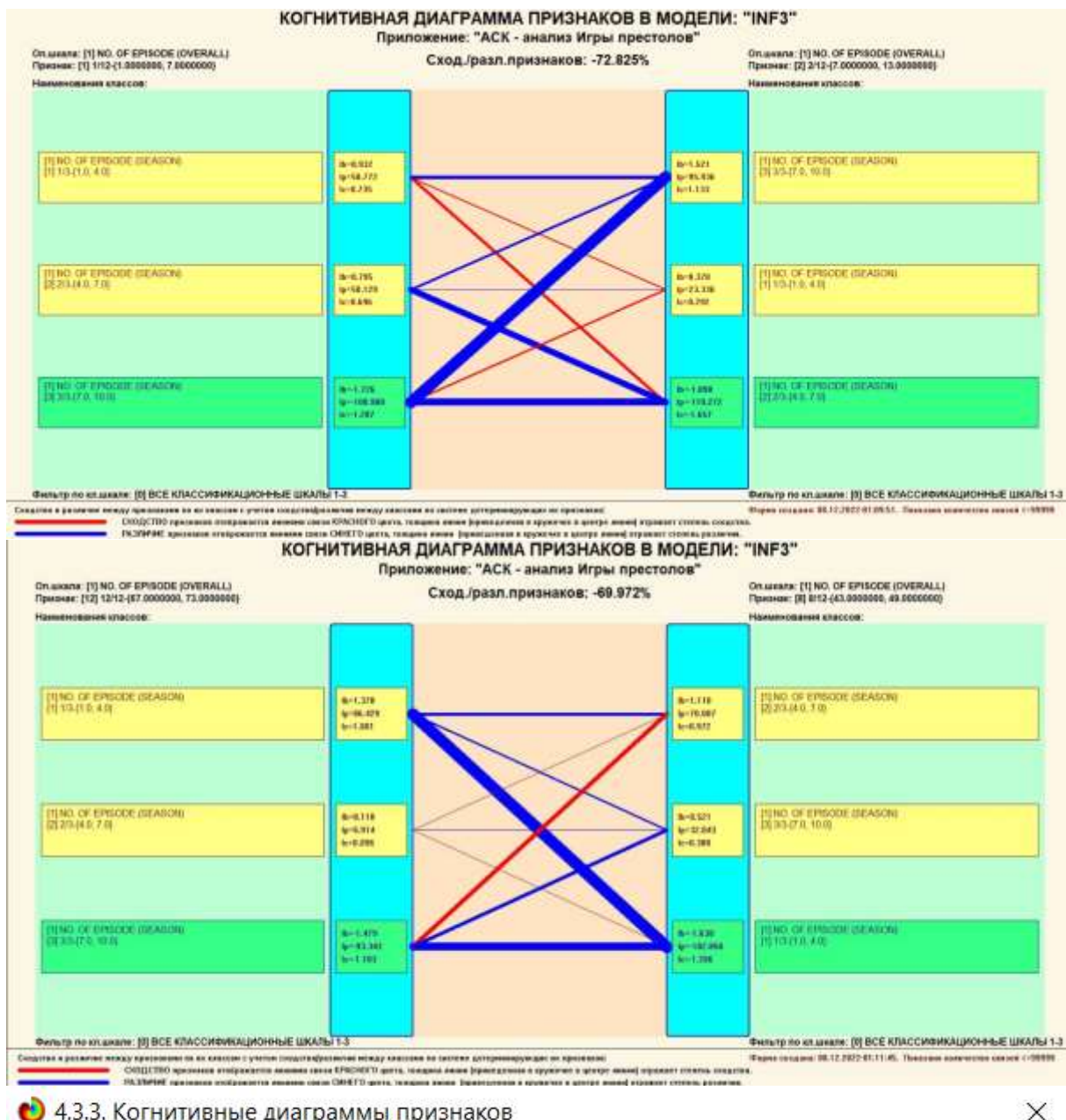
Задайте max количество отображаемых связей: 99999

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм

Признак для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
 Признак для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
 Классиф. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
 Классиф. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
 Модели, заданные для расчета: Inf3

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм

☐ Показать все диаграммы с остановкой
☒ Записать все диаграммы без показа



4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков



Процесс генерации и записи когнитивных диаграмм
 содержательного сравнения признаков успешно завершен !!!

В папку: "C:\WORK\AIDOS-X\AID_DATA\A0000008\SYSTEM\CognDiagAtr\" сохранено 144 диаграмм.

Ok

Рисунок 36. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF3

Всего системой в данной модели генерируется 144 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся. Но пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №335 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

3.8.9. Когнитивные функции

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

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

Когнитивные функции являются одним из наиболее мощных и наглядных средств когнитивной графики, 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 краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

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

4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

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

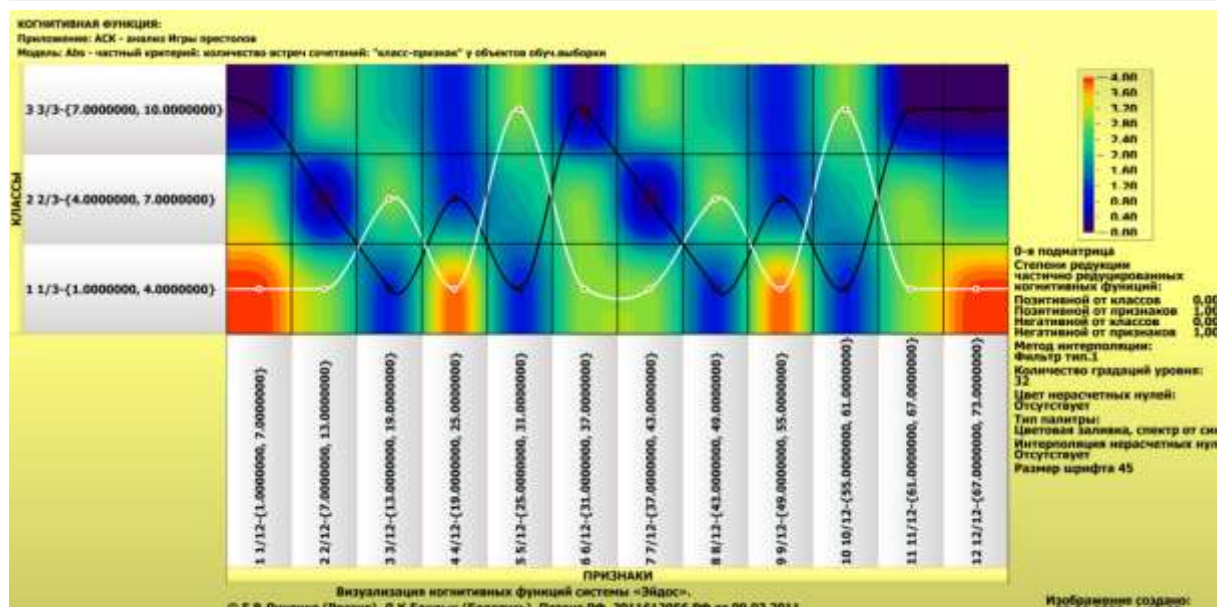
Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями



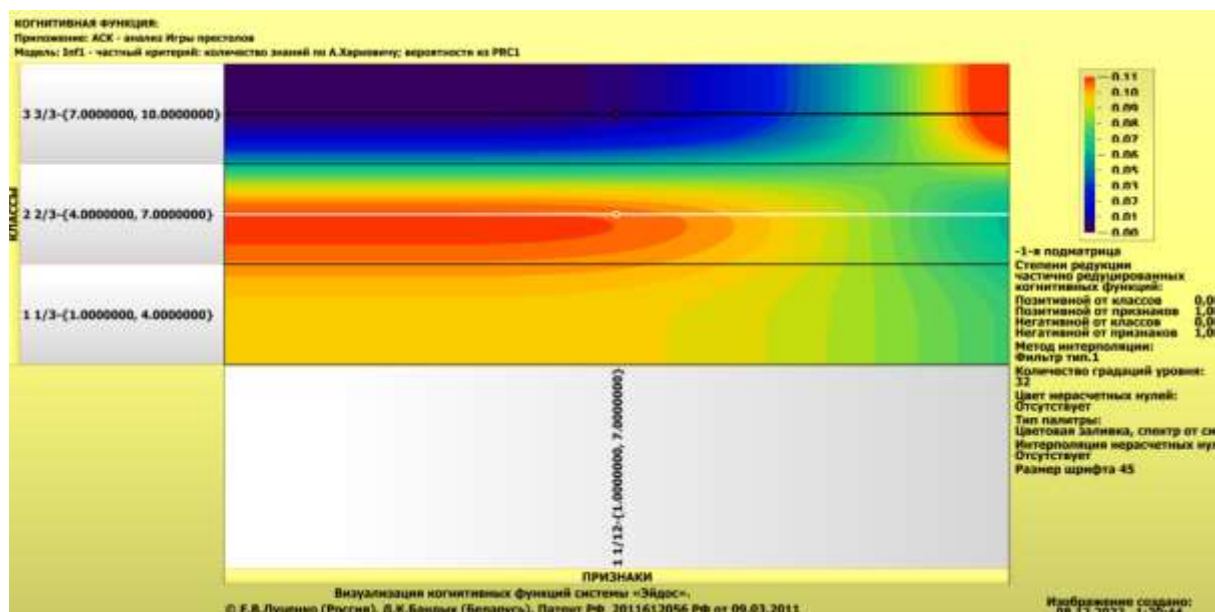


Рисунок 37. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF1

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

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

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

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

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

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

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



Рисунок 38. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

В таблице представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 39. Из таблицы видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

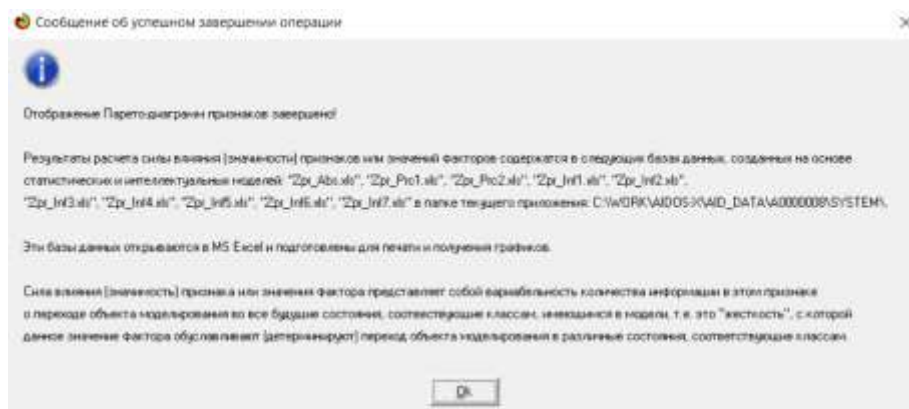


Рисунок 39. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

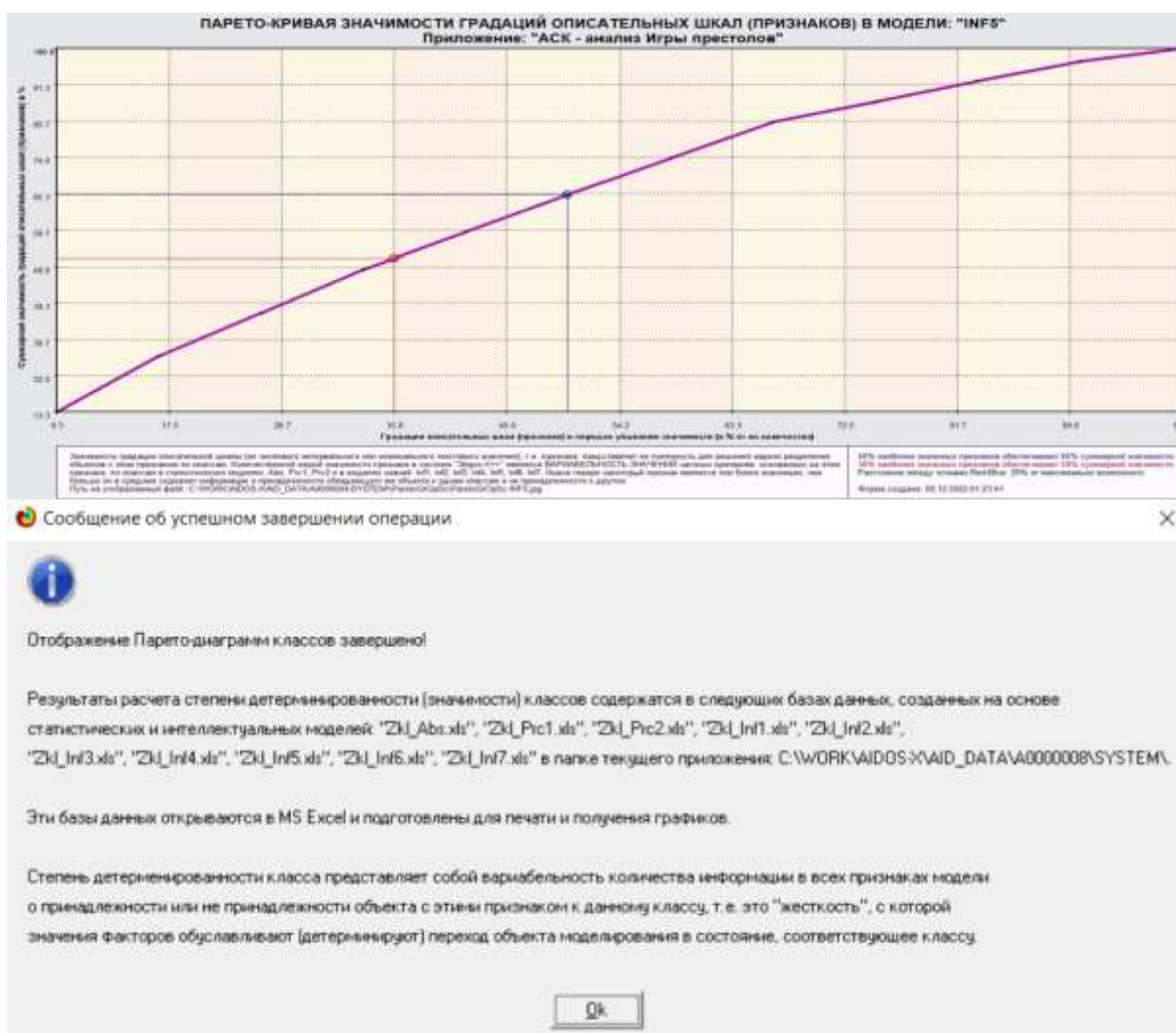
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

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

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

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



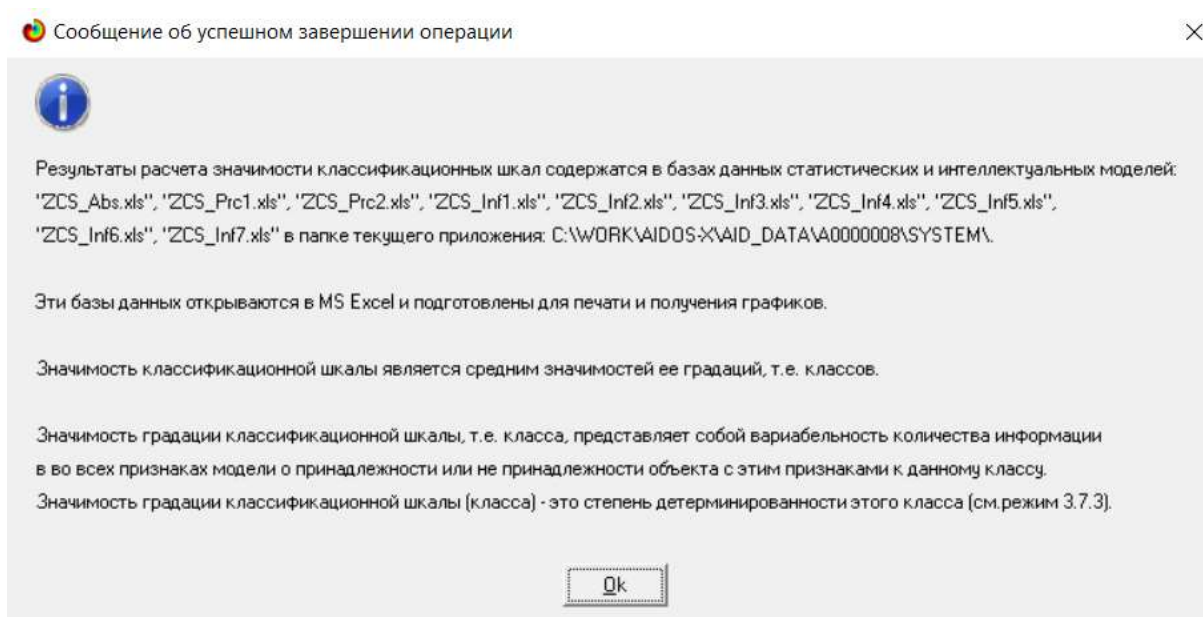


Рисунок 40. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

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».

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

Достижением данной работы является:

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

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

В качестве перспективы продолжения исследований можно было бы рекомендовать существенно увеличить объем исходных данных,

количество исследуемых факторов, а также количество классификационных шкал и их градаций (классов) для описания будущих состояний объекта моделирования.

Например, можно было бы исследовать в создаваемых системно-когнитивных моделях, не только аналитические данные, но и природно-климатические факторы.

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

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами в этой области.

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 №341. 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 серии в сезоне по сравнению с самой популярной из них и популярности самого сезона в зависимости от серий. На основе знания этих зависимостей решены задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные являются числовыми переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется числовой АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая работа. Однако в работе присутствуют не только числовые шкалы, которые безусловно являются основой всей работы, но и текстовые.

Таким образом, в работе строится гибридная модель, включающая как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы. Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации

номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал[6].

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

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

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Работы проф.Е.В.Луценко&С^о по тематике, связанной с АПК, частности с когнитивной агрономией: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN 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 математикиhttp://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. Горпинченко, К. Н. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа) / К. Н. Горпинченко, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2013. – 168 с. – ISBN 978-5-94672-644-3. – EDN RAIMQL.
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.

26. <https://www.kaggle.com/datasets/iamsouravbanerjee/game-of-thrones-dataset>