

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

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии
на тему: Прогнозирование возможных аварий на электростанциях в
Краснодарском крае

Выполнил студент группы: ИТ2241 Соляник Виктор Юрьевич

Допущен к защите: _

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

(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____

(дата)

Оценка _____

Краснодар 2024

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ

на курсовую работу

Студента Соляник Виктор Юрьевич курса 2 очной
формы обучения группы ИТ2241

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «Прогнозирование возможных аварий на электростанциях в Краснодарском крае»

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

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

Оценка качества выполнения курсовой работы

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

Достоинства работы _____

Недостатки работы: _____

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____ (Е.В. Луценко)

«10» февраля 2024 г.



РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 87 страницы, 31 рисунков, 11 таблиц, 26 литературных источников.

Ключевые слова: система искусственного интеллекта, модели, объекты, классы, aidos-x, шкалы

Цель данной курсовой работы заключается в создании интеллектуальных моделей, которые в полной мере отражают существующие причинно-следственные возможных аварий на Электростанциях в Краснодарском крае.

Для достижения поставленной цели используется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программное средство - интеллектуальная система "Эйдос". В данной курсовой работе требуется исследовать методы формирования обобщенных образов классов, а также решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и изучения моделируемой предметной области через анализ ее модели.

СОДЕРЖАНИЕ

РЕФЕРАТ	3
1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	5
1.1 ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	5
1.2 ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	5
1.3 ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ	5
1.4 ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	6
2. METHODS (МЕТОДЫ)	6
2.1 ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	6
2.2 ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	7
2.3 АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	7
2.4 СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	9
2.5 ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	14
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	16
3.1 ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	16
3.2 ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	17
3.3 ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО- КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	24
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).....	30
3.4 ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	34
3.5 ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	38
3.6 ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ.....	39
3.6.1 Интегральные критерий «Сумма знаний».....	40
3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс званий»	41
3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев.....	42
3.6.4 Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	44
3.7 ЗАДАЧА-7 ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	47
3.7.1 Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	47
3.7.2 Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос».....	48
3.8 ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	54
3.8.1 Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	54
3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов	56
3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных	56
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	57
3.8.5 Нелокальная нейронная сеть.....	59
3.8.6 3D-интегральные когнитивные	62
3.8.7 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	63
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 и их градаций.....	71
3.8.11 Степень детерминированности классов и классификационных шкал	72
CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	75
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	76

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1 Описание исследуемой предметной области

Прогнозирование возможных аварий на электростанциях является важной задачей, особенно в регионах с высокой нагрузкой на энергетическую систему, таких как Краснодарский край. Аварии на электростанциях могут привести к серьезным последствиям, включая прерывание электроснабжения, повреждение оборудования и даже угрозу жизни и здоровью людей.

В связи с этим, разработка эффективных методов прогнозирования возможных аварий становится все более актуальной задачей для энергетических компаний и специалистов в области энергетики. Прогнозирование аварий позволяет предотвратить потенциальные проблемы и принять меры по устранению возможных угроз заранее.

1.2 Объект и предмет исследования

Целью данной курсовой работы является Прогнозирование возможных аварий на Электростанциях в Краснодарском крае

Задачами, поставленными в данной курсовой работе, являются:

- Создание и проверка статистических и системно-когнитивных моделей, а также выбор наиболее достоверной модели;
- Подготовка исходных данных и определение предметной области;
- Решение различных задач с использованием наиболее достоверной модели: прогнозирование, поддержка принятия решений, анализ полученных моделей.

Объектом исследования в данной работе является выборка данных платформ.

1.3 Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Проблема, решаемая в работе, заключается в прогнозировании возможных аварий на электростанциях в Краснодарском крае. Актуальность этой темы обусловлена необходимостью обеспечения надежной и безопасной работы электростанций, которые являются важным источником энергии для региона.

Аварии на электростанциях могут привести к серьезным последствиям, таким как отключение электроэнергии, повреждение оборудования, угроза жизни и

здоровью людей, а также нанесение значительного экономического ущерба. Поэтому важно иметь систему прогнозирования, которая позволит оперативно выявлять потенциальные проблемы и предотвращать аварии.

В итоге, работа способствует приросту теоретических и практических знаний в анализе систем искусственного интеллекта и в оценке их результативности.

1.4 Цель работы

Для решения поставленной задачи, автор данной работы планирует использовать программу Microsoft Office Excel в сочетании с системой искусственного интеллекта Эйдос-Х++.

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1 Обоснование требований к методу решения проблемы

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

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

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

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

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 годов 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 более 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов.

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 706 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 46 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 34 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 370 публикаций 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](#) [6, 7, 8].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США.

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

Автор является основателем междисциплинарной научной школы:

«Автоматизированный системно-когнитивный анализ». 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 РФ). 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:

– 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

– (<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 401, соответственно: http://lc.kubagro.ru/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://lc.kubagro.ru/map5.php>);

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

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

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач

классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

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

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

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

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

содержательных научных законах.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

«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>).

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

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

«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.

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



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



Рисунок 2. Титульные видеogramмы текущей версии системы «Эйдос»

2.5 Цель и задачи работы

Целью данной курсовой работы является Прогнозирование возможных аварий на Электростанциях в Краснодарском крае

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

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

Задача-2. Формализация предметной области.

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

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

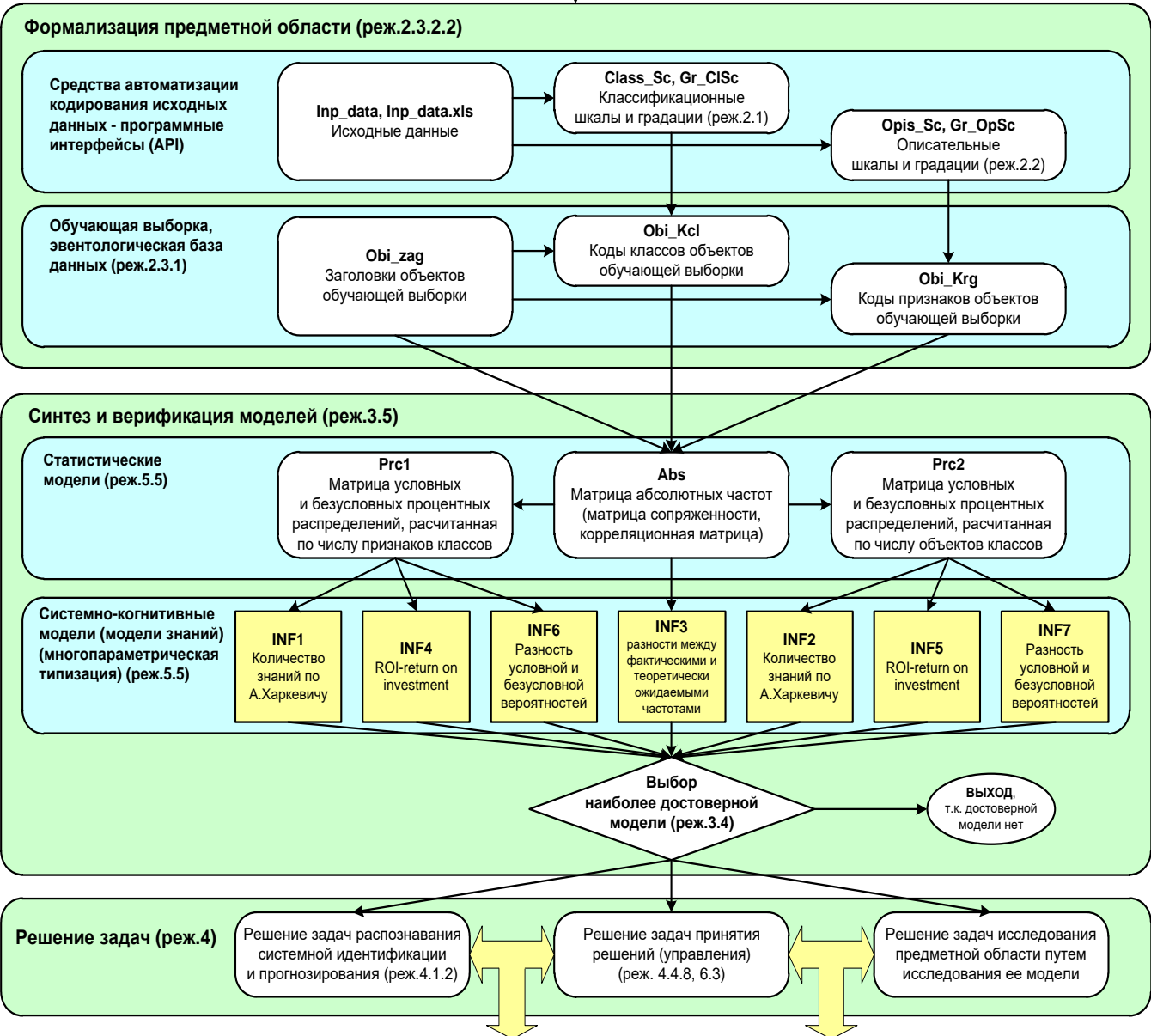
Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

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

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

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

Когнитивно-целевая структуризация предметной области (единственный неавтоматизированный в системе «Эйдос-Х++» этап АСК-анализа)
 На этом этапе разработчик интеллектуального Эйдос-приложения решает, что он рассматривает как объект моделирования и управления, что как факторы, действующие на этот объект, а что как будущие состояния, в которые объект управления может перейти под действием этих факторов



Если модель адекватна, **достоверна**, т.е. соответствует действительности, то и результаты решения задач в этой модели также соответствуют действительности. Это значит, что если достоверность модели низка или неизвестна, то применять ее для решения реальных задач нельзя. Если же это делается, то является авантюризмом и профанацией науки.

О соотношении задач.

- **распознавание, классификация, идентификация и диагностика** (это одно и то же, т.е. синонимы). При решении этих задач определяется степень сходства/различия образа конкретного объекта с обобщенными образами классов.
- **идентификация и прогнозирование** (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, по сути, **прогнозирование - это идентификация будущих состояний, т.е. это тоже идентификация, но не в пространстве (настоящем), а в пространстве-времени;**
- **прогнозирование и принятие решений** (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;**
- **принятие решений путем многократного многовариантного прогнозирования** при различных сочетаниях значений факторов невозможно из-за комбинаторного взрыва. Прогнозирование может быть **элементом** принятия решения, т.е. применено для оценки **адекватности** рассматриваемого уже ранее сформированного другим методом варианта решения, но оно в реальных случаях, т.е. когда много факторов, не может быть применено для выработки самого варианта решения;
- **принятие решений и исследование моделируемой предметной области** (задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа. Однако SWOT-анализ имеет свои ограничения: может быть задано только **одно** будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы может **не быть** технологической и финансовой **возможности использовать**. Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений п.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.)

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 не формализуемым 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 данные о станциях, (таблица 1), а в качестве результатов название территории (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	TYPE
2	CLASS
3	DISPETCHER
4	ACT
5	DATE START
6	DATE FINISH

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	TERRITOTIYA

3.2 Задача-2. Формализация предметной области

На этапе формализации предметной области происходит разработка классификационных и описательных шкал и градаций. Затем исходные данные кодируются с использованием этих шкал и градаций, что приводит к созданию обучающей выборки. Обучающая выборка представляет собой нормализованные исходные данные, подготовленные для следующего этапа анализа в системе «Эйдос» - синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

Система «Эйдос» обладает множеством автоматизированных программных интерфейсов (API), которые позволяют вводить в систему внешние данные различных типов: текстовые, табличные, графические, а также другие данные, представленные в виде аудио или электроэнцефалограммы (ЭЭГ) или кардиограммы (ЭКГ).

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя

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

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

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

No	Territotiya	Type	class	Dispetch act	date start	date finish
1	зона ответственности Лабинских ЭС	ВЛ	10 кВ	Ш-10	1 01.01.2012 1:52	01.01.2012 11:30
2	зона ответственности Ленинградских ЭС	ВЛ	10 кВ	Сг-3	1 01.01.2012 19:45	02.01.2012 13:40
3	зона ответственности Тихорецких ЭС	ВЛ	10 кВ	А-7	1 01.01.2012 0:5	01.01.2012 0:47
4	зона ответственности Сочинских ЭС	КЛ	10 кВ	А75-А12	100 01.01.2012 18:30	01.01.2012 19:25
5	зона ответственности Адыгейских ЭС	ВЛ	35 кВ	Заводск	1 02.01.2012 4:10	02.01.2012 4:11
6	зона ответственности Краснодарских ЭС	ПС	110 кВ	Кислорк	1 02.01.2012 0:1	02.01.2012 14:10
7	зона ответственности Славянских ЭС	ВЛ	6 кВ	КУ-15	301 02.01.2012 1:40	02.01.2012 14:40
8	зона ответственности Славянских ЭС	ВЛ	10 кВ	ЧМ-9	302 02.01.2012 15:20	02.01.2012 19:58
9	зона ответственности Славянских ЭС	ВЛ	6 кВ	КУ-7	303 02.01.2012 12:53	02.01.2012 14:58
10	зона ответственности Сочинских ЭС	КЛ	6 кВ	Х6-Х595	250 02.01.2012 6:30	02.01.2012 7:0
11	зона ответственности Славянских ЭС	ТП (КТП, 3	10 кВ	И9-207	201 03.01.2012 11:30	03.01.2012 14:10
12	зона ответственности Тихорецких ЭС	ВЛ	10 кВ	Э-9	2 03.01.2012 15:10	03.01.2012 17:44
13	зона ответственности Сочинских ЭС	КЛ	10 кВ	А218-РГ	101 03.01.2012 20:10	03.01.2012 21:0
14	зона ответственности Славянских ЭС	ВЛ	10 кВ	ЧМ-9	304 04.01.2012 12:10	04.01.2012 14:7
15	зона ответственности Тихорецких ЭС	ТП (КТП, 3	10 кВ	Т-1-281	3 04.01.2012 0:17	04.01.2012 12:12

Таблица имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение, всего 15 наблюдений;
- каждое наблюдение описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов. Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;

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

- колонка 2 – это классификационные шкалы – это шкалы числового типа описывающие результаты действия факторов, в данном случае платформа. В системе «Эйдос» существует не очень жестко ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 3 по 13-ю – это описательные шкалы, формализующие информацию о пользователях. Эти шкалы имеют текстовый тип и их градациями являются лингвистические переменные;

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

В системе «Эйдос» есть 6 основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Возможна обработка и других видов данных (например, данных землетрясений, ЭЭГ, ЭКГ, аудио и видео), которые возможно представить в этих форматах (рисунок 4).

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

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

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 3, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

Требования API-2.3.2.2 к исходным данным подробно описаны в хелпах этого режима (рисунки 5):

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с реальными параметрами, использованными в данной работе, приведены на рисунках 6.

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

количество наблюдений для каждого интервального значения (градации) и его размер. За счет того, что интервальные значения имеют разные размеры удается преодолеть несбалансированность данных, т.к. число наблюдений в каждом интервальном значении некоторой шкалы получается равным с точностью 1 (т.к. число наблюдений – всегда целое число).

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

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

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

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

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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

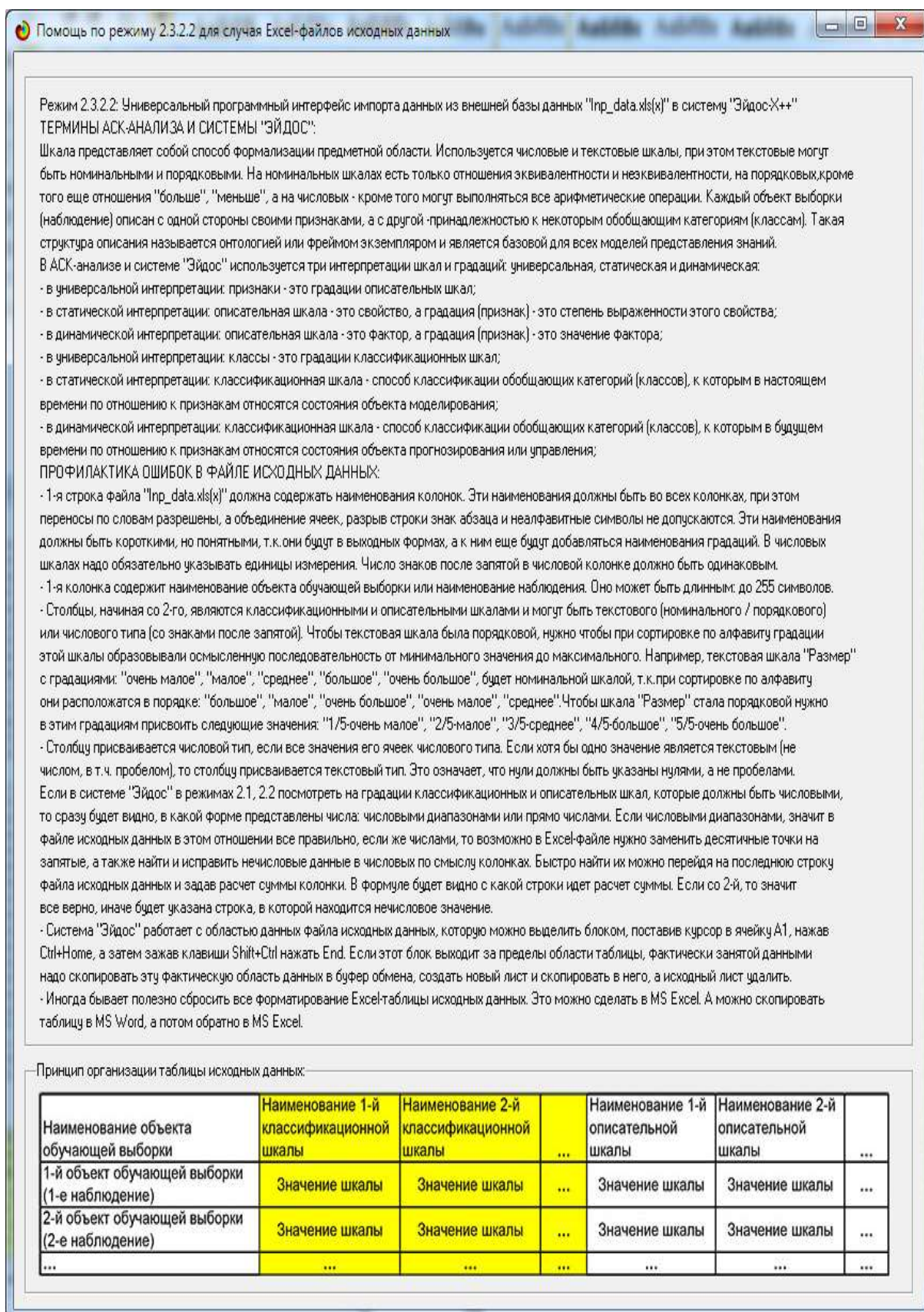


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

— Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
 XLSX- MS Excel-2007(2010)
 DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
 CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

— Задайте параметры:

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

— Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

— Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

— Задайте режим:

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

— Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

— Интерпретация TXT-полей классов:

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

— Интерпретация TXT-полей признаков:

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

— Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [7 классов x 64 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	1	12	12,00
Текстовые	1	7	7,00	5	52	10,40
ВСЕГО:	1	7	7,00	6	64	10,67

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

В описательных шкалах:

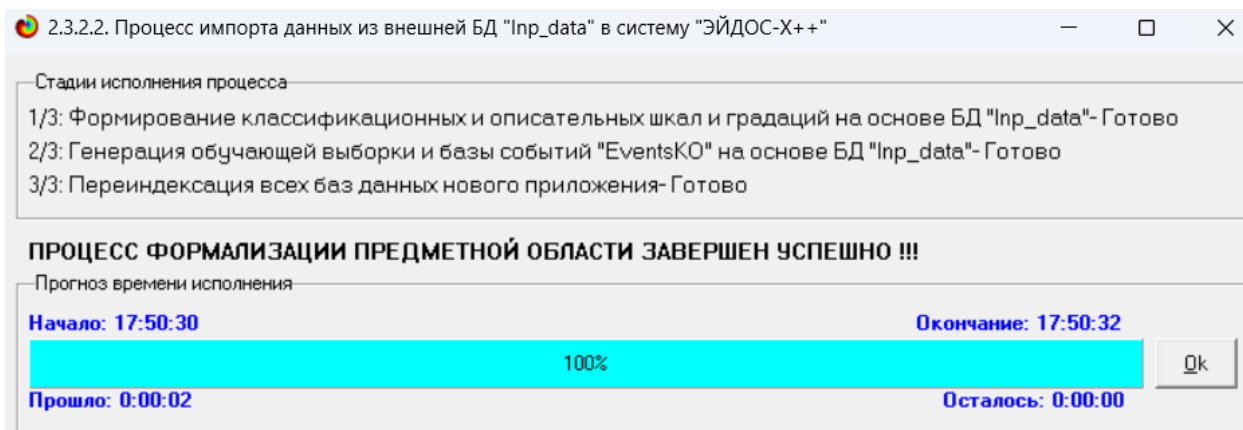


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»
 Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	TERRITOTIYA-Заводская
2	TERRITOTIYA-Кислородный завод
3	TERRITOTIYA-Ст-3
4	TERRITOTIYA-Ш-10
5	TERRITOTIYA-A-7
6	TERRITOTIYA-A75-A127
7	TERRITOTIYA-КУ-15

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (лингвистические переменные)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ACT-1/12-{1.0000000, 26.2500000}
2	ACT-2/12-{26.2500000, 51.5000000}
3	ACT-3/12-{51.5000000, 76.7500000}
4	ACT-4/12-{76.7500000, 102.0000000}
5	ACT-5/12-{102.0000000, 127.2500000}
6	ACT-6/12-{127.2500000, 152.5000000}
7	ACT-7/12-{152.5000000, 177.7500000}
8	ACT-8/12-{177.7500000, 203.0000000}
9	ACT-9/12-{203.0000000, 228.2500000}
10	ACT-10/12-{228.2500000, 253.5000000}
11	ACT-11/12-{253.5000000, 278.7500000}
12	ACT-12/12-{278.7500000, 304.0000000}
13	DATE START-01.01.2012 0:5
14	DATE START-01.01.2012 1:52
15	DATE START-01.01.2012 18:30
16	DATE START-01.01.2012 19:45
17	DATE START-02.01.2012 0:1
18	DATE START-02.01.2012 1:40
19	DATE START-02.01.2012 12:53
20	DATE START-02.01.2012 15:20
21	DATE START-02.01.2012 4:10
22	DATE START-02.01.2012 6:30
23	DATE START-03.01.2012 11:30
24	DATE START-03.01.2012 15:10
25	DATE START-03.01.2012 20:10

26	DATE START-04.01.2012 0:17
27	DATE START-04.01.2012 12:10
28	DATE FINISH-01.01.2012 0:47
29	ACT-1/12-{1.0000000, 26.2500000}
30	ACT-2/12-{26.2500000, 51.5000000}
31	ACT-3/12-{51.5000000, 76.7500000}
32	ACT-4/12-{76.7500000, 102.0000000}
33	ACT-5/12-{102.0000000, 127.2500000}
34	ACT-6/12-{127.2500000, 152.5000000}
35	ACT-7/12-{152.5000000, 177.7500000}
36	ACT-8/12-{177.7500000, 203.0000000}

Таблица 6 – Обучающая выборка (не полностью)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8
1	3	1	5	21	23	36	51
2	4	1	5	17	23	38	53
3	7	1	5	9	23	35	50
4	6	2	5	11	26	37	52
5	1	1	7	12	23	43	58
6	2	3	6	14	23	39	54
7	5	1	8	15	34	40	55
8	5	1	5	20	34	42	57
9	5	1	8	16	34	41	56
10	6	2	8	19	32	44	59
11	5	4	5	13	30	45	60
12	7	1	5	22	23	46	61
13	6	2	5	10	26	47	62
14	5	1	5	20	34	49	64
15	7	4	5	18	23	48	63

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

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

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

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

Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и

отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 3).

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

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

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

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

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

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

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

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

Таблица 7 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

		Классы					Сумма
		1	...	j	...	W	
Значения факторов	1	N_{11}		N_{1j}		N_{1W}	
	...						
	i	N_{i1}		N_{ij}		N_{iW}	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij}$
	...						
	M	N_{M1}		N_{Mj}		N_{MW}	
Суммарное количество признаков по классу				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

Таблица 8 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	j	...	W	
Значения факторов	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1W}	
	...						
	i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iW}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	M	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 9), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 10) и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 12), в частности матрица информативности.

Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости

обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [6].

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

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

В таблице 11 приведены формулы:

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

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

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

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

Когда же мы сравниваем условные и безусловные относительные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний:

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

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

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

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j - значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W - суммарное число значений всех будущих параметров.

N_i – количество встреч i -м значения прошлого параметра по всей выборке;
 N_j – количество встреч j -го значения будущего параметра по всей выборке;

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

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

Ψ – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

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

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

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

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

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.

Таблица 10 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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

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

Таблица 11 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5

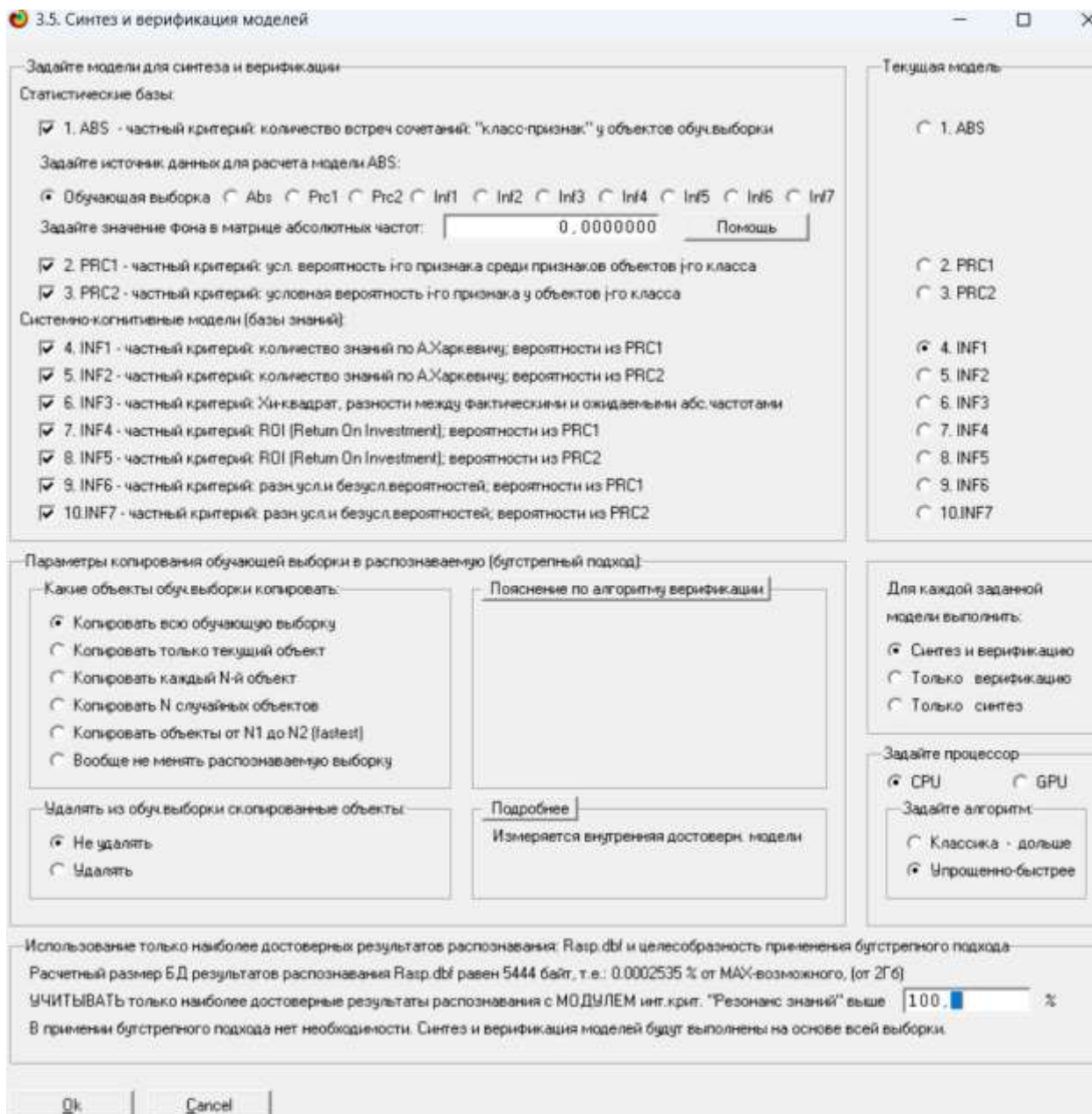


Рисунок 7. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

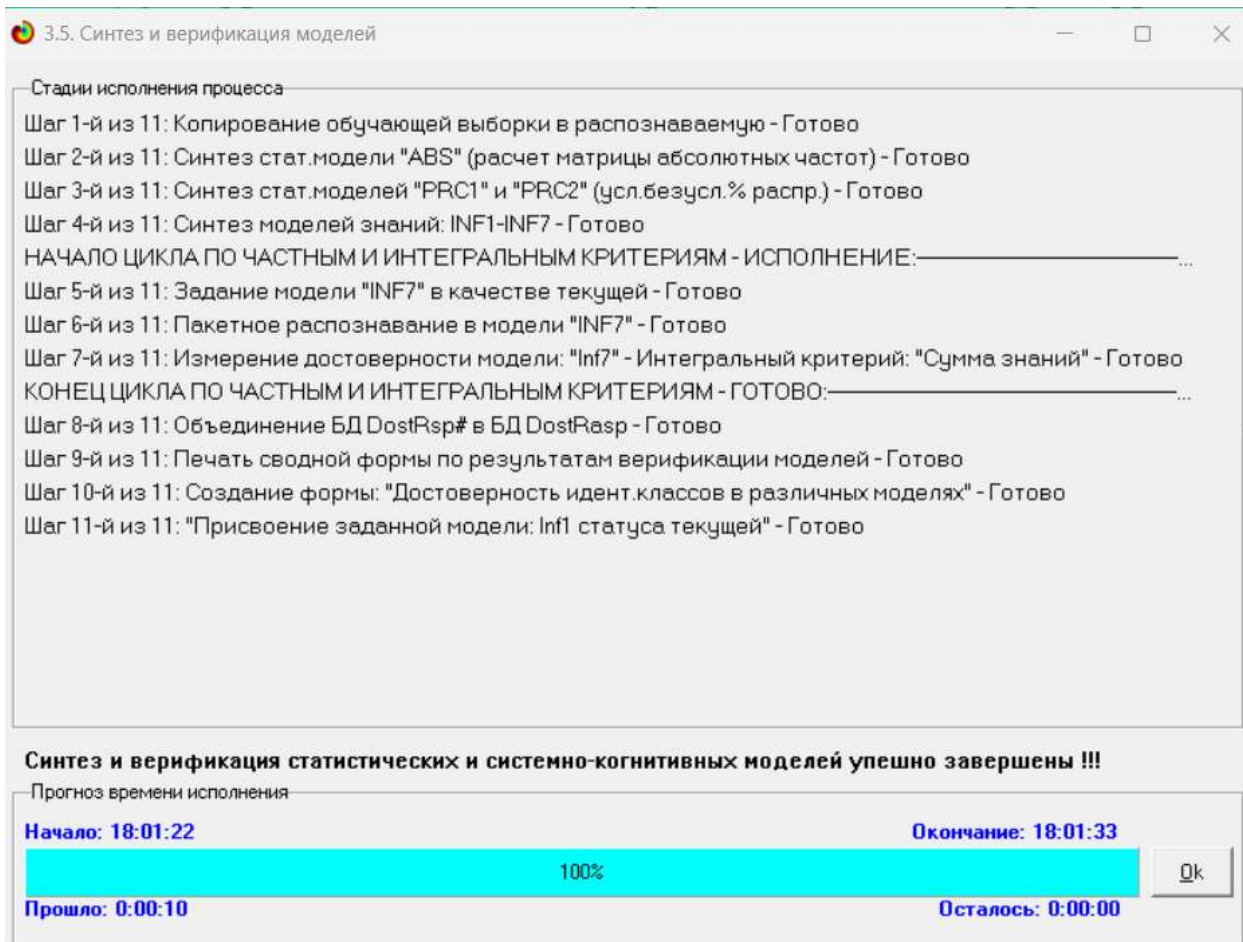


Рисунок 8. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

Стоит отметить, что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 10 секунд. Далее перейдем непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

В результате работы режима 5.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 7 и 8:

Уд. номер	Имя модели	1. ТЕПЛОТОВА ЗОНА ОТВЕТСТВ. АДРЕСОВАН. КС	2. ТЕПЛОТОВА ЗОНА ОТВЕТСТВ. ПРАСЛОДАРС. КС	3. ТЕПЛОТОВА ЗОНА ОТВЕТСТВ. ПИДНОСЛА. КС	4. ТЕПЛОТОВА ЗОНА ОТВЕТСТВ. ПЕРИМЕТР. КС	5. ТЕПЛОТОВА ЗОНА ОТВЕТСТВ. СЫВНЕМА. КС	6. ТЕПЛОТОВА ЗОНА ОТВЕТСТВ. СОНЧЕНА. КС	7. ТЕПЛОТОВА ЗОНА ОТВЕТСТВ. ТИРОСОНА. КС	Сумма	Среднее	Средн. макс.
1.0	TYPE-#1	1.0		1.0	1.0	4.0		2.0	9.0	1.29	1.89
2.0	TYPE-#1						3.0		3.0	0.43	2.33
3.0	TYPE-#C		1.0						1.0	0.14	0.89
4.0	TYPE-11 #11_1116					1.0		1.0	2.0	0.29	0.49
5.0	CLASS-10#8			1.0	1.0				19.0	1.43	1.27
6.0	CLASS-110#8		1.0			3.0	2.0	3.0	1.0	0.14	0.38
7.0	CLASS-35#8	1.0							1.0	0.14	0.38
8.0	CLASS-6#8					2.0	1.0		3.0	0.43	0.74
9.0	DISPATCHER-#7							1.0	1.0	0.14	0.38
10.0	DISPATCHER-#210P1#8						1.0		1.0	0.14	0.38
11.0	DISPATCHER-#25A127						1.0		1.0	0.14	0.38
12.0	DISPATCHER-Земельная	1.0							2.0	0.14	0.38
13.0	DISPATCHER-#9200					1.0			1.0	0.14	0.38
14.0	DISPATCHER-Классификация знака		1.0						1.0	0.14	0.38
15.0	DISPATCHER-#9115						1.0		1.0	0.14	0.38
16.0	DISPATCHER-#47					1.0			1.0	0.14	0.38
17.0	DISPATCHER-#3				1.0				1.0	0.14	0.38
18.0	DISPATCHER-11_121						1.0	1.0	1.0	0.14	0.38
19.0	DISPATCHER-#6095						1.0		1.0	0.14	0.38
20.0	DISPATCHER-#119					2.0			2.0	0.29	0.74
21.0	DISPATCHER-#18			1.0					1.0	0.14	0.38
22.0	DISPATCHER-3-0							1.0	1.0	0.14	0.38
23.0	ACT-#12(1.000000.28.250000)	1.0	1.0	1.0	1.0			3.0	7.0	1.00	1.89

Рисунок 7. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот

Код	Наименование модели	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	Семан	Семан	Семан
Примечание	Значение в таблице	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. АДРЕГЕТИВ	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. ФУНКЦИОНА	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. МАНАСКИ	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. ПОНАНАСКИ	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. СЛАНАСКИ	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. СЛАНСКИ	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. СЛАНСКИ	ТЕРАТОТИКА ЗНАЧ. ОТВЕТСТВЕН. ТИМАРЦИОН						
1.0	TYPE-01	0.520		0.520	0.520	0.295		-0.209		1.996	0.205	0.249			
2.0	TYPE-01						1.668		0.234	1.668	0.234	0.431			
3.0	TYPE-02		2.807						3.607	0.401	1.061				
4.0	TYPE-03(КП_3П)					0.420			0.958	0.196	0.368				
5.0	CLASS-10<B			0.420	0.420	-0.209			0.428	1.152	0.165	0.242			
6.0	CLASS-10<B		2.807						2.807	0.401	1.061				
7.0	CLASS-05<B	2.807							2.807	0.401	1.061				
8.0	CLASS-4<B					0.115	0.528		1.244	0.179	0.309				
9.0	DISPOTER-7							1.668	1.668	0.234	0.631				
10.0	DISPOTER-21(PT10)							1.668	1.668	0.234	0.631				
11.0	DISPOTER-25(A12)							1.668	1.668	0.234	0.631				
12.0	DISPOTER-Защита	2.807						2.807	0.401	1.061	1.061				
13.0	DISPOTER-#9-207					1.139			1.139	0.163	0.430				
14.0	DISPOTER-Контроль точки		2.807						2.807	0.401	1.061				
15.0	DISPOTER-КМ-10					1.139			1.139	0.163	0.430				
16.0	DISPOTER-КМ-7					1.139			1.139	0.163	0.430				
17.0	DISPOTER-С-3				2.807				2.807	0.401	1.061				
18.0	DISPOTER-1-121								1.668	1.668	0.234	0.631			
19.0	DISPOTER-#6-#95							1.668	1.668	0.234	0.631				
20.0	DISPOTER-#4-9					1.139			1.139	0.163	0.430				
21.0	DISPOTER-#-10			2.807					2.807	0.401	1.061				
22.0	DISPOTER-3-9								1.668	1.668	0.234	0.631			
23.0	ACT 1/12 (1.000000, 26.250000)	0.790	0.790	0.790	0.790				0.790	0.564	0.386				

Рисунок 8 .Системно-когнитивная модель «INF2», 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 INF6 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: $F=1.000$ (1-й рисунок 9).

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=1.000 (2-й рисунок 10). Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач

3.4. Обобщенные по достоверности при разном крит. Тестовые модели "INF"

Идентификация модели и критерий достоверности	Идентификация критерия	Число случаев достоверных решений	Число случаев недостоверных решений (ПР)	Число случаев достоверных решений (ПВ)	Число случаев недостоверных решений (ПН)	Точность модели	Полнота модели	Гибкость модели	Средняя оценка достоверности (ПД)	Средняя оценка недостоверности (ПН)	Средняя оценка достоверности (ПВ)	Средняя оценка недостоверности (ПН)
1.AB1 - частный критерий: количество строк совпавших "х.кв."	Корреляция абс. частот с обр...	15	15	21	69	0.179	1.000	0.203	11.310	2.233	21.633	11.633
1.AB2 - частный критерий: количество строк совпавших "х.кв."	Средн. абс. частот по призна...	15	15	18	72	0.172	1.000	0.294	9.867		11.723	11.723
2.PBC1 - частный критерий: усл. вероятность итог признака в сред.	Корреляция усл. частот с а...	15	15	21	69	0.179	1.000	0.203	11.310	2.233	21.633	11.633
2.PBC2 - частный критерий: усл. вероятность итог признака в сред.	Средн. усл. частот по призна...	15	15	18	72	0.172	1.000	0.294	9.467		16.133	16.133
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность итог признака.	Корреляция усл. частот с а...	15	15	21	69	0.179	1.000	0.203	11.310	2.233	21.633	11.633
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность итог признака.	Средн. усл. частот по призна...	15	15	18	72	0.172	1.000	0.294	9.467		16.133	16.133
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Семантический резонанс зна...	15	15	78	14	0.517	1.000	0.326	8.667	7.327	0.606	0.606
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Средн. знания	15	15	28	62	0.195	1.000	0.326	7.997	0.025	3.386	3.386
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Семантический резонанс зна...	15	15	78	14	0.517	1.000	0.602	8.667	7.327	0.606	0.606
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Средн. знания	15	15	28	62	0.195	1.000	0.326	7.997	0.025	3.386	3.386
6.INF3 - частный критерий: Хиннвалдт, различия между фактн.	Семантический резонанс зна...	15	15	64	26	0.266	1.000	0.636	10.366	12.237	3.436	3.436
6.INF3 - частный критерий: Хиннвалдт, различия между фактн.	Средн. знания	15	15	64	26	0.266	1.000	0.636	12.120	14.730	2.599	2.599
7.INF4 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Семантический резонанс зна...	15	15	99	61	1.000	1.000	1.000	8.425	7.412	0.939	0.939
7.INF4 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Средн. знания	15	15	28	62	0.195	1.000	0.326	5.122	0.063	0.939	0.939
8.INF5 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Семантический резонанс зна...	15	15	99	61	1.000	1.000	1.000	8.425	7.412	0.939	0.939
8.INF5 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Средн. знания	15	15	28	62	0.195	1.000	0.326	5.122	0.063	0.939	0.939
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	15	15	49	61	0.268	1.000	0.423	10.289	4.777	3.838	3.838
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Средн. знания	15	15	29	61	0.197	1.000	0.326	6.769	0.026	6.679	6.679
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	15	15	49	61	0.268	1.000	0.423	10.289	4.777	3.838	3.838
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Средн. знания	15	15	29	61	0.197	1.000	0.326	6.769	0.026	6.679	6.679

Рисунок 9. Экранные формы режима измерения достоверности моделей

3.4. Обобщенные по достоверности при разном крит. Тестовые модели "INF"

Идентификация модели и критерий достоверности	Идентификация критерия	Число случаев достоверных решений	Число случаев недостоверных решений (ПР)	Число случаев достоверных решений (ПВ)	Число случаев недостоверных решений (ПН)	Точность модели	Полнота модели	Гибкость модели	Средняя оценка достоверности (ПД)	Средняя оценка недостоверности (ПН)	Средняя оценка достоверности (ПВ)	Средняя оценка недостоверности (ПН)	
1.AB1 - частный критерий: количество строк совпавших "х.кв."	Корреляция абс. частот с обр...	149	0.017	1.000	0.009	100.000	21.667	78.333	60.013	29.82	2024	21.32	10
1.AB2 - частный критерий: количество строк совпавших "х.кв."	Средн. абс. частот по призна...	167	0.081	1.000	0.090	100.000	15.000	85.000	57.580	29.82	2024	21.32	10
2.PBC1 - частный критерий: усл. вероятность итог признака в сред.	Корреляция усл. частот с а...	149	0.017	1.000	0.009	100.000	21.667	78.333	60.013	29.82	2024	21.32	11
2.PBC2 - частный критерий: усл. вероятность итог признака в сред.	Средн. усл. частот по призна...	224	0.718	1.000	0.049	100.000	15.000	85.000	57.580	29.82	2024	21.32	11
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность итог признака.	Корреляция усл. частот с а...	149	0.017	1.000	0.009	100.000	21.667	78.333	60.013	29.82	2024	21.32	12
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность итог признака.	Средн. усл. частот по призна...	224	0.738	1.000	0.049	100.000	15.000	85.000	57.580	29.82	2024	21.32	12
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Семантический резонанс зна...	043	0.930	1.000	0.964	100.000	88.333	5.467	36.667	29.82	2024	21.32	12
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Средн. знания	055	0.907	1.000	0.951	100.000	35.000	65.000	67.580	29.82	2024	21.32	12
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Семантический резонанс зна...	043	0.930	1.000	0.964	100.000	88.333	5.467	36.667	29.82	2024	21.32	11
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харченко; в.	Средн. знания	055	0.907	1.000	0.951	100.000	35.000	65.000	67.580	29.82	2024	21.32	11
6.INF3 - частный критерий: Хиннвалдт, различия между фактн.	Семантический резонанс зна...	132	0.039	1.000	0.033	100.000	81.667	18.333	90.033	29.82	2024	21.32	13
6.INF3 - частный критерий: Хиннвалдт, различия между фактн.	Средн. знания	180	0.090	1.000	0.042	100.000	81.667	18.333	90.033	29.82	2024	21.32	13
7.INF4 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Семантический резонанс зна...		1.000	1.000	1.000	100.000	120.000		100.000	29.82	2024	21.32	14
7.INF4 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Средн. знания	015	0.958	1.000	0.959	100.000	35.000	65.000	57.580	29.82	2024	21.32	14
8.INF5 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Семантический резонанс зна...		1.000	1.000	1.000	100.000	120.000		100.000	29.82	2024	21.32	15
8.INF5 - частный критерий: PDI (PDI) (D) (Investment), вероисп.	Средн. знания	015	0.958	1.000	0.959	100.000	35.000	65.000	57.580	29.82	2024	21.32	15
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	094	0.078	1.000	0.036	100.000	69.762	30.238	88.881	29.82	2024	21.32	16
9.INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Средн. знания	189	0.085	1.000	0.052	100.000	38.333	61.667	89.167	29.82	2024	21.32	16
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	094	0.078	1.000	0.036	100.000	69.762	30.238	88.881	29.82	2024	21.32	16
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Средн. знания	189	0.085	1.000	0.052	100.000	38.333	61.667	89.167	29.82	2024	21.32	16

Рисунок 10. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко СК-модели INF4:

- Отрицательные ложные решения очень редки, за исключением одного случая, когда уровень различия составляет -10%.
- При уровнях сходства менее 40% преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. При уровнях сходства выше 50% ложных положительных решений вообще не возникает.

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

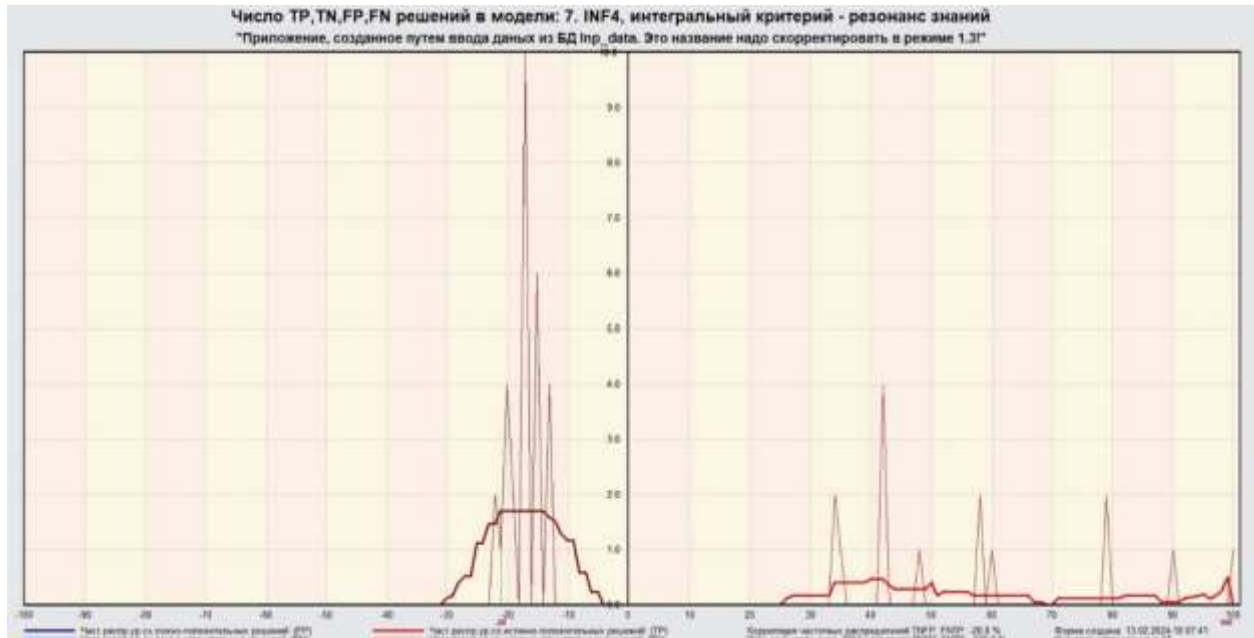


Рисунок 11. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е. В. Луценко СК-модели INF4

На рисунках 12 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в работе вместо более детального описания данного режима.

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

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

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ

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

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ

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

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ

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

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

$$L_1 = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{(нормировка: (-1, +1))}$$
$$L_2 = \frac{TP + TN + FN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{(нормировка: (0, 1))}$$

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

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

$$F\text{-мера} = 2 * Precision * Recall / (Precision + Recall) \text{ - достоверность модели}$$

Precision = TP / (TP + FP) - точность модели;

Recall = TP / (TP + FN) - полнота модели;

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

$$L1\text{-мера} = 2 * SPrecision * SRecall / (SPrecision + SRecall)$$

SPrecision = STP / (STP + SFP) - точность с учетом сумм уровней сходства;

SRecall = STP / (STP + SFN) - полнота с учетом сумм уровней сходства;

STP - Сумма узловых сходств истинно-положительных решений; STN - Сумма узловых сходств истинно-отрицательных решений;

SFP - Сумма узловых сходств ложно-положительных решений; SFN - Сумма узловых сходств ложно-отрицательных решений;

L2-мера проф. Е.В. Луденко - нечеткое нулевое лассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном)

$$L2\text{-мера} = 2 * APrecision * ARecall / (APrecision + ARecall)$$

APrecision = ATP / (ATP + AFP) - точность с учетом средних уровней сходства;

ARecall = ATP / (ATP + AFN) - полнота с учетом средних уровней сходства;

ATP = STP / TP - Среднее узловых сходств истинно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее узловых сходств истинно-отрицательных решений;

AFP = SFP / FP - Среднее узловых сходств ложно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее узловых сходств ложно-отрицательных решений;

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

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

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

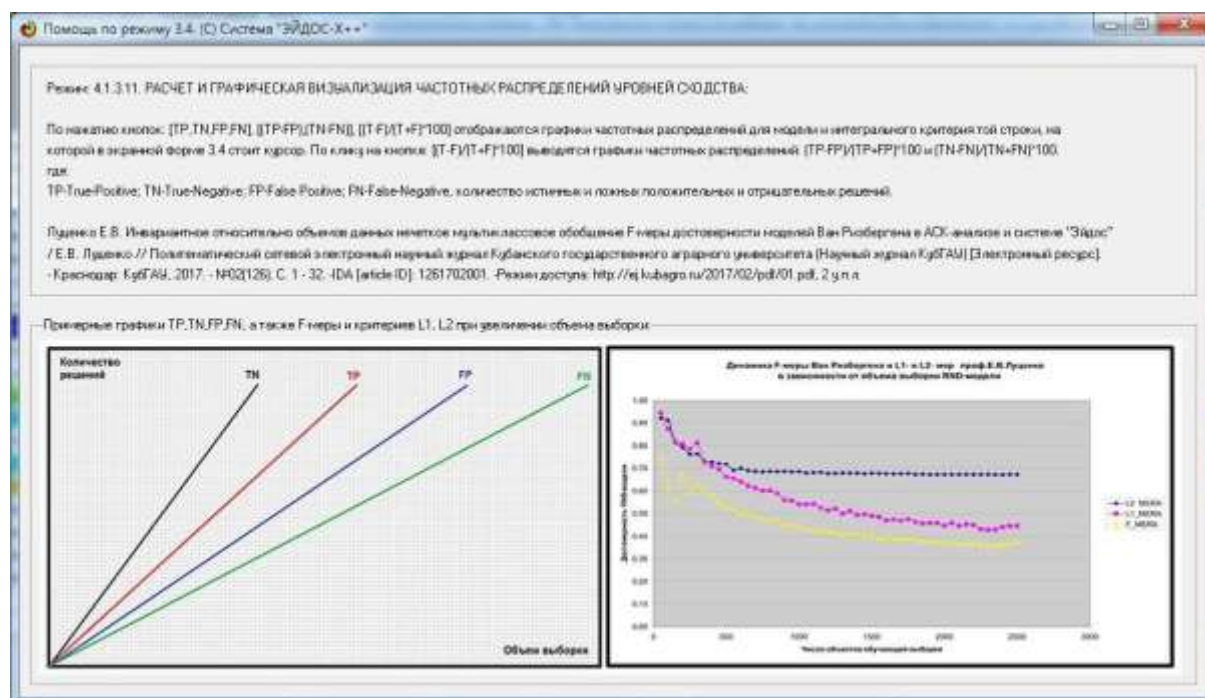


Рисунок 12. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5 Задача-5. Выбор 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 13). 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.

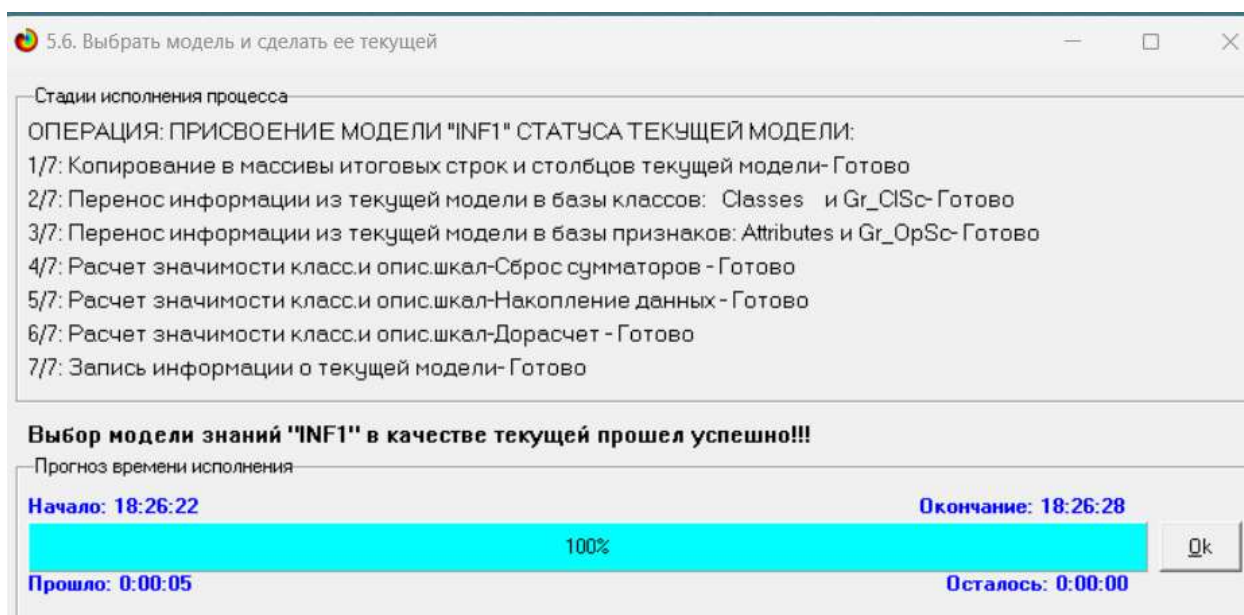
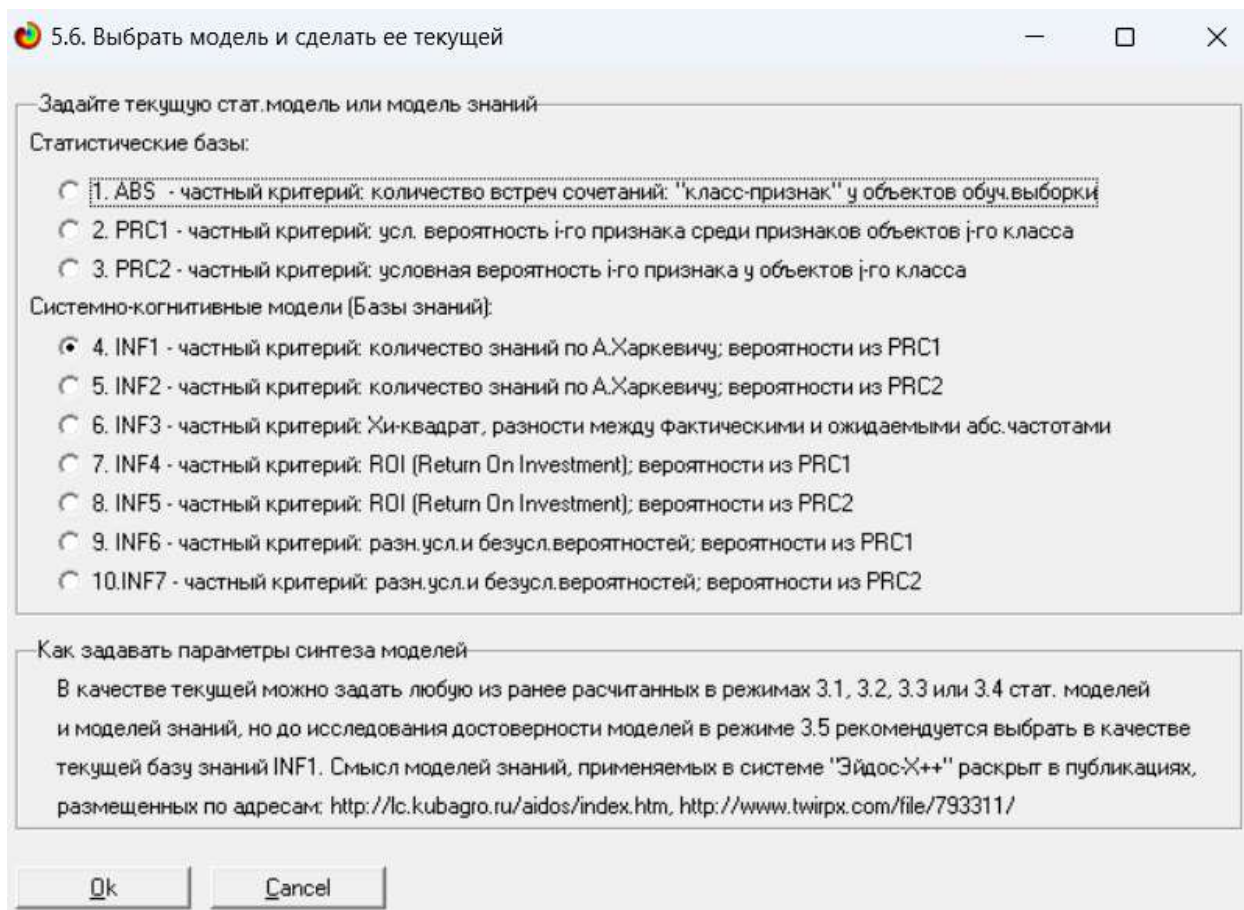


Рисунок 13. Задание СК-модели INF1 в качестве текущей

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 класса 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.

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 не метрических интегральных критериев, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны⁹ в не ортонормированных 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:

$$I_j = (\overline{I_j}, L_j).$$

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: М – количество градаций описательных шкал (признаков)

$\overrightarrow{I_{ij}} = \{I_{ij}\}$ — вектор состояния j-го класса;

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

$$\overrightarrow{L_i} = \begin{cases} 1, & \text{Если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где } : n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует} \end{cases}$$

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 званий»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой нормированное суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния. Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний, представленных в help режима 3.3 и имеет вид:

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

где:

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

σ_i – среднее квадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса; σ_1 – среднее квадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

$\vec{I}_{ij}\{I_{ij}\}$ – вектор состояния j -го класса; $L_i = \{L_i\}$ – 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: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_i}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_i}$. Поэтому по своей сути он

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

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

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

3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

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

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

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

На рисунках 14 приведены экранные формы режима идентификации и прогнозирования 4.1.2 системы «Эйдос»:

3.6.4 Решение задачи дентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»

В АСК-анализе разработаны, а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК- анализа или сценарном АСК-анализе. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более что они подробно освещены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [13, 14] и в ряде других.

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 15):

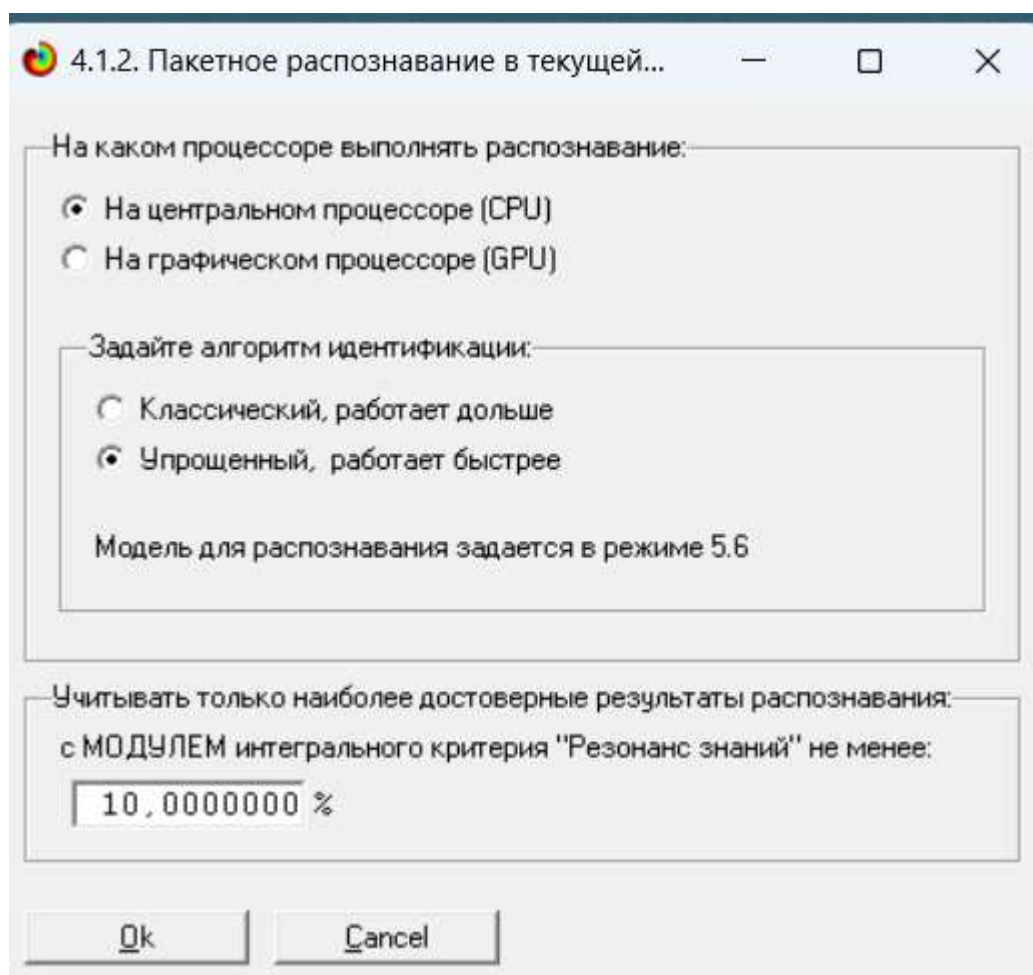


Рисунок 14 – Рабочий экран 4.1.2

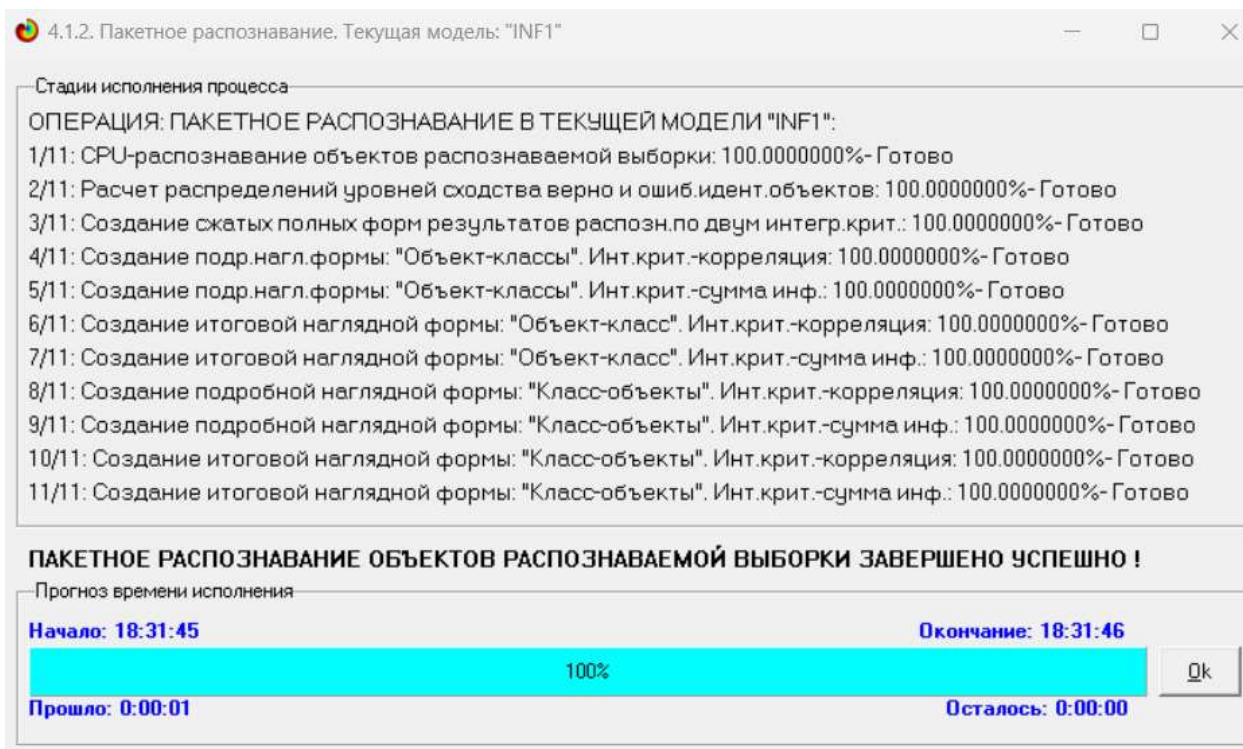


Рисунок 15. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14 (рисунок 16):

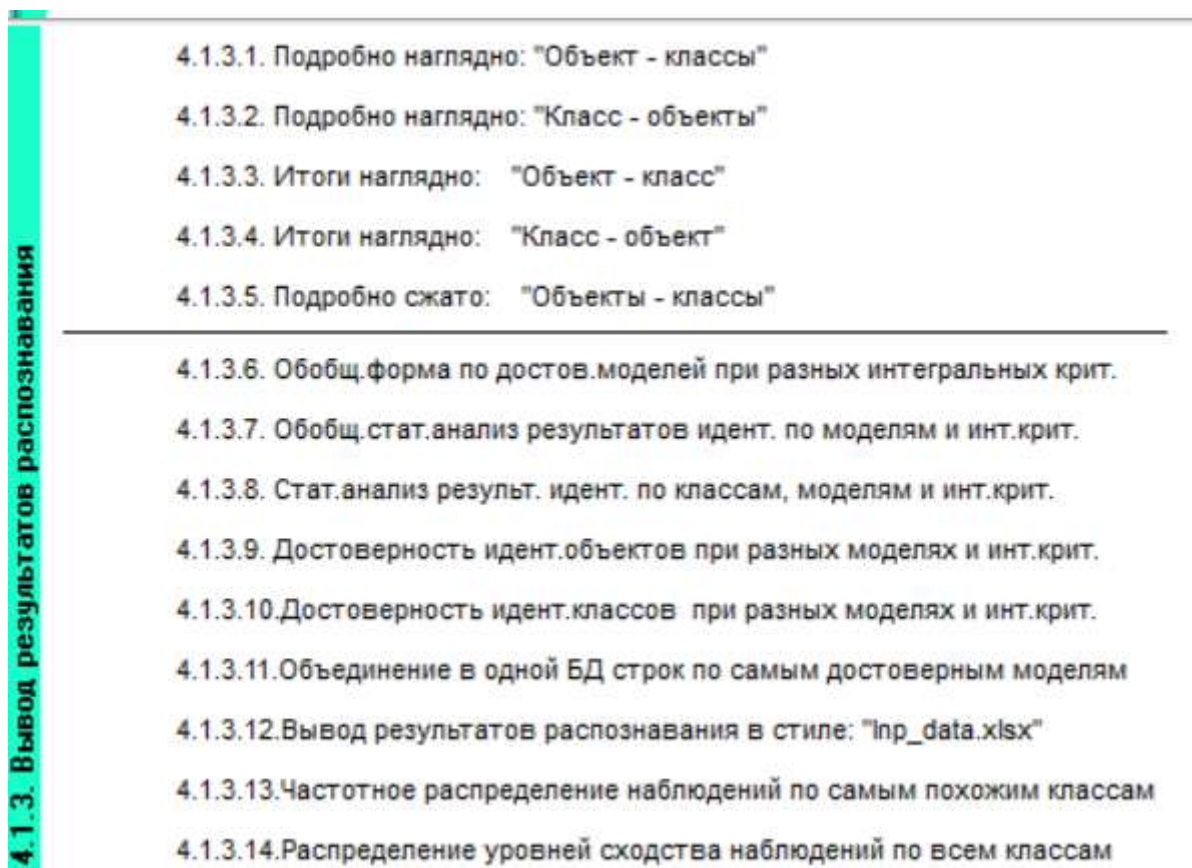


Рисунок 16. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 17):

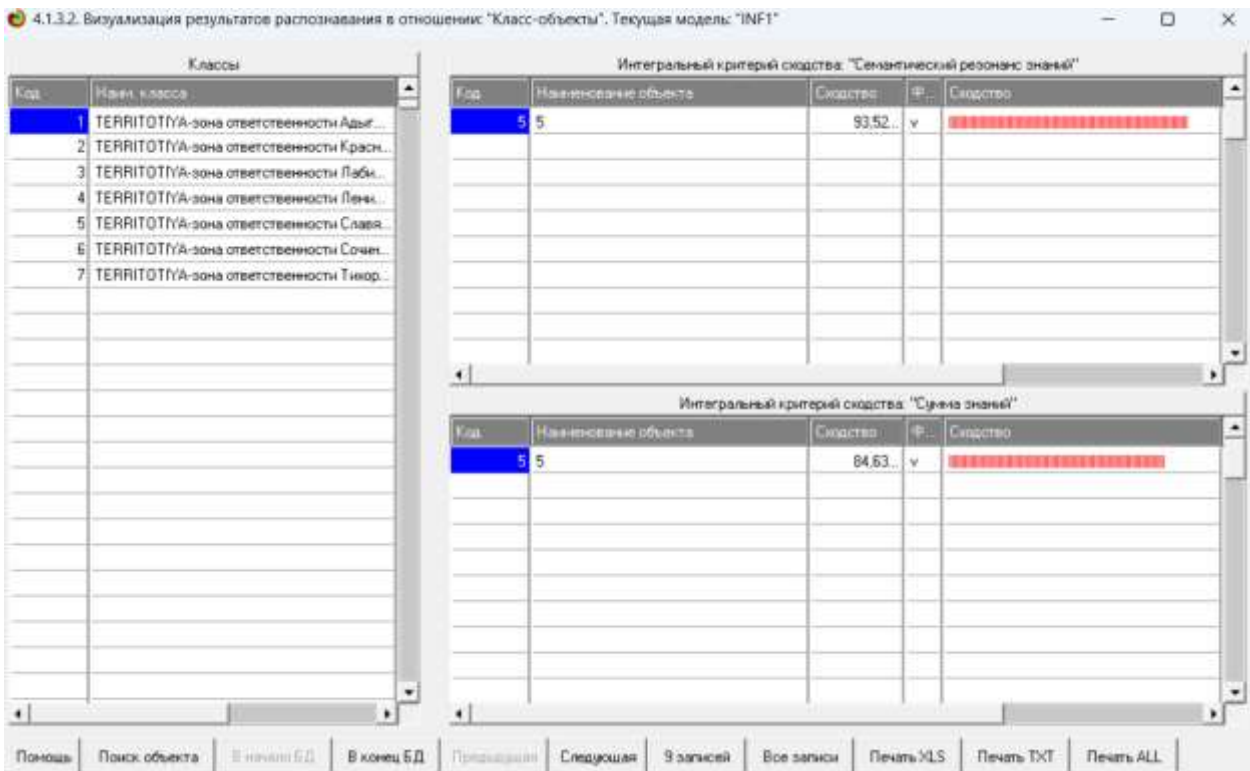
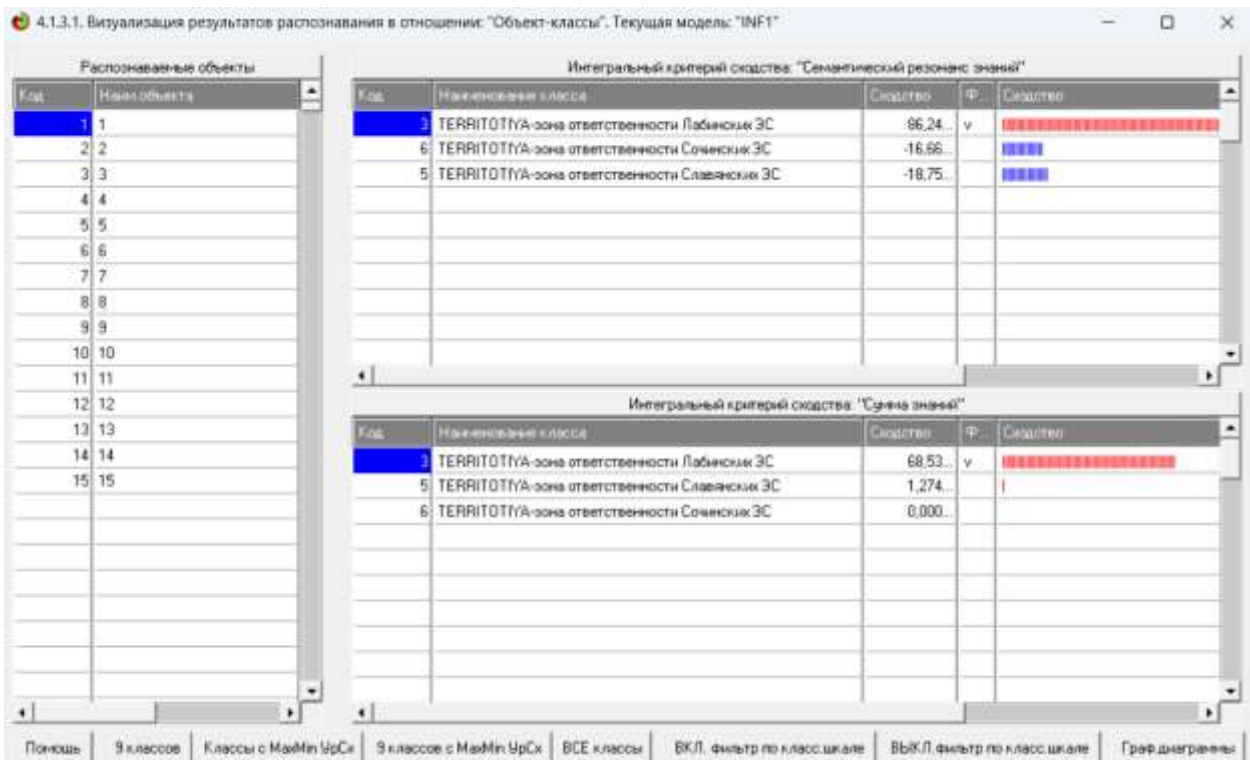


Рисунок 17. Некоторые экранные формы результатов идентификации прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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») (рисунки 18)

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Рядовый клас.	Н объектов [абс.]	Н объектов [%]
1	TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейских ЭС	0,4150769	6	6,6666667
2	TERRITOTIYA-зона ответственности Краснодарский ЭС	0,4586762	6	6,6666667
3	TERRITOTIYA-зона ответственности Лабинский ЭС	0,3645076	6	6,6666667
4	TERRITOTIYA-зона ответственности Ленинградский ЭС	0,3645076	6	6,6666667
5	TERRITOTIYA-зона ответственности Славянский ЭС	0,2992331	30	33,3333333
6	TERRITOTIYA-зона ответственности Советский ЭС	0,3946088	18	20,0000000

SWOT-анализ класса: 1 "TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейских ЭС" в модели: 6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
7	CLASS-35 кВ	0,933
12	DISPATCHER-Заводская	0,933
43	DATE START-02.01.2012 4:10	0,933
58	DATE FINISH-02.01.2012 4:11	0,933
23	ACT-1/12-(1,0000000, 26,2500000)	0,533
1	TYPE-ВЛ	0,400

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	CLASS-10 кВ	-0,667
34	ACT-12/12-(278,7500000, 304,0000000)	-0,267
8	CLASS-6 кВ	-0,200
2	TYPE-КЛ	-0,200
26	ACT-4/12-(76,7500000, 102,0000000)	-0,133
20	DISPATCHER-ЧМ-9	-0,133
4	TYPE-ТП (КТП, ЗТП)	-0,133
64	DATE FINISH-04.01.2012 14:7	-0,067
63	DATE FINISH-04.01.2012 12:12	-0,067
62	DATE FINISH-03.01.2012 21:0	-0,067
61	DATE FINISH-03.01.2012 17:44	-0,067
60	DATE FINISH-03.01.2012 14:10	-0,067
59	DATE FINISH-02.01.2012 7:0	-0,067
57	DATE FINISH-02.01.2012 19:58	-0,067

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

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

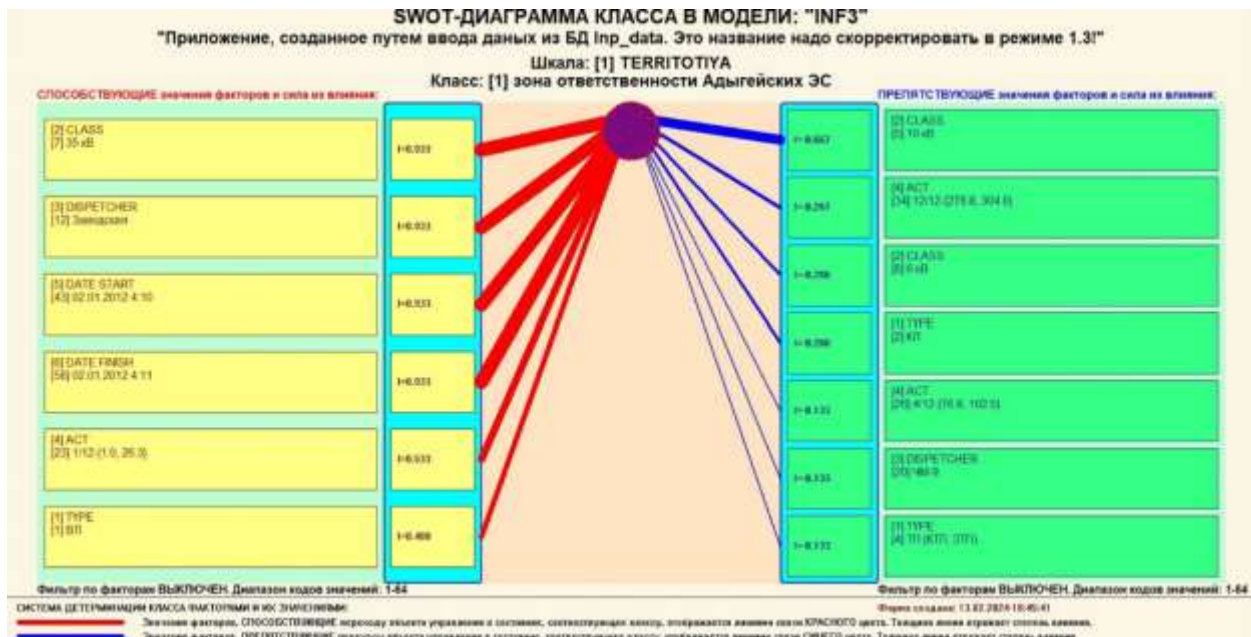


Рисунок 18. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

На первом рисунке показан интерфейс задания параметров отображения SWOT-диаграммы. В верхнем окне пользователь выбирает исследуемый класс с помощью курсора, внизу слева задается модель для исследования, а внизу справа указывается, нужно ли отображать SWOT-диаграмму. Также пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и получить помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором находится курсор, на экране отображается только влияние этого фактора.

На SWOT-диаграмме слева приведены значения факторов, способствующих переходу объекта моделирования в состояние, соответствующее выбранному классу (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 19).

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

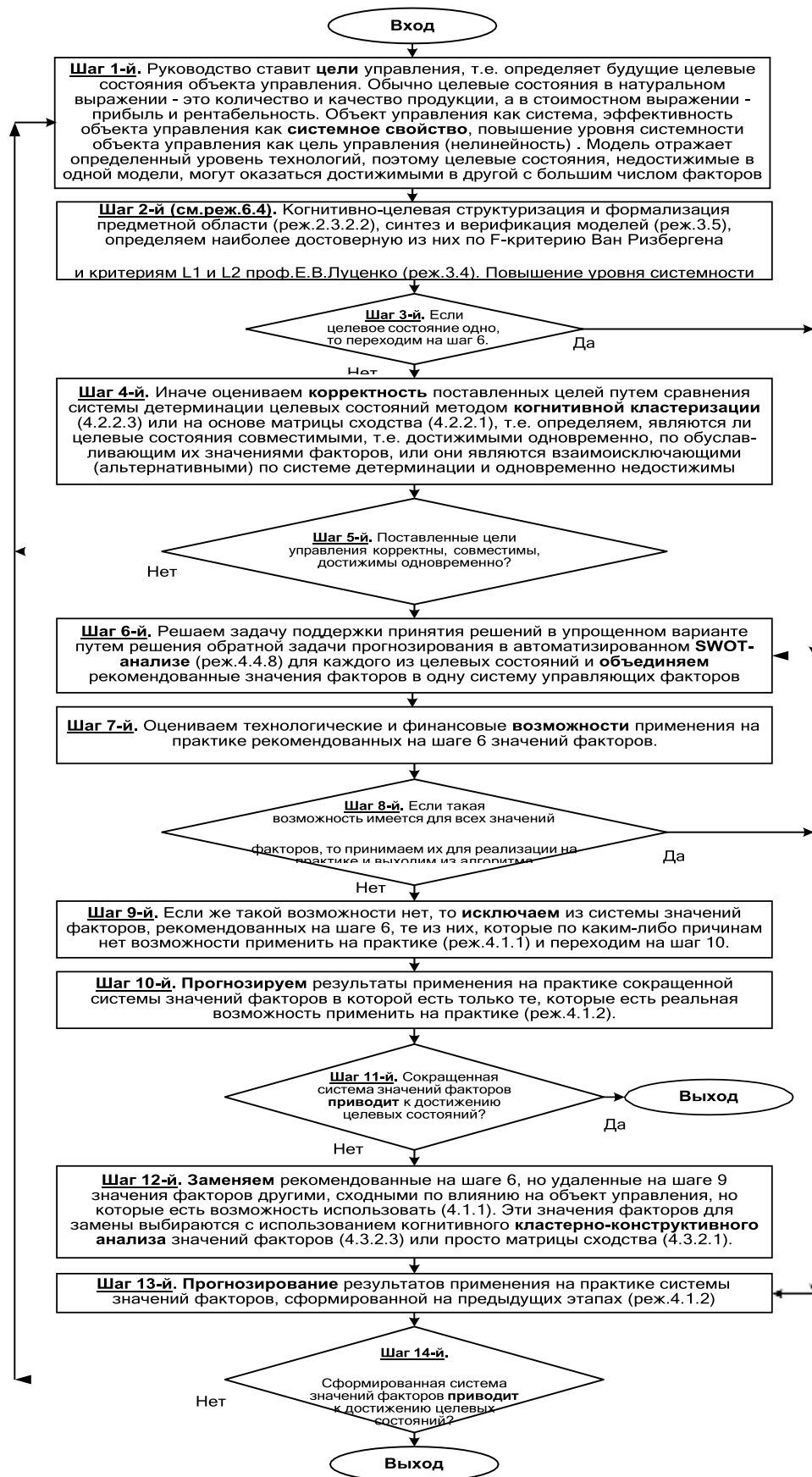


Рисунок 19. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

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

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

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

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

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

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

Шаг 10-й. Прогнозируем результаты применения на практике

сокращенной системы значений факторов в которой есть только те, которые есть реальная возможность применить на практике (реж.4.1.2).

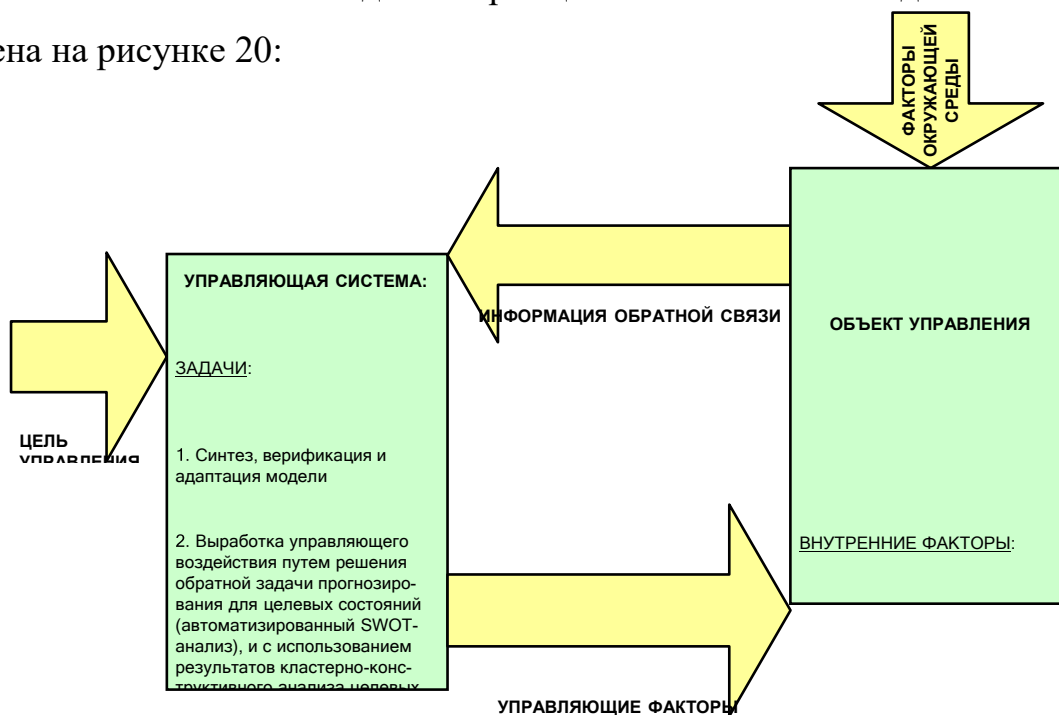
Шаг 11-й. Сокращенная система значений факторов приводит к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

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

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

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

Приведенный выше развитый алгоритм принятия решений может быть применен в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос». Принципиальная схема подобной системы приведена на рисунке 20:



1. Решения всегда принимаются на основе модели. Модели могут быть различной степени формализации: интуитивные (субъективные осознанные и неосознанные) неформализованные модели, вербализованные модели, лингвистические модели (различные структуры текста), алгоритмические модели и модели данных, статистические и информационные модели, математические (аналитические) модели. Формализация нужна чтобы передавать модели людям и техническим системам.
2. Виды управления: оперативное, тактическое, стратегическое. Что это значит в экономических и технических системах управления.
3. Различие между АСУ и САУ: участие человека в реальном времени в принятии решений. Кто несет ответственность за ошибочные решения. Адаптивность: принцип дуальности управления Александра Фельдбаума.
4. Критерий различия управляющих факторов от факторов окружающей среды с точки зрения управляющей системы и объекта управления. Иерархическая структура окружающей среды. Мы прогнозируем курс рубля на завтра, а ЦБ принимает решение об этом, для нас это фактор окружающей среды, а для ЦБ - это управляющий фактор.
5. Решение задачи принятия решений путем **многократного** многовариантного решения задачи прогнозирования быстро приводит к **комбинаторному взрыву** при увеличении количества факторов. Обычно в реальных задачах очень большое количество факторов. Поэтому при реальном количестве факторов задача принятия решений может быть решена только путем решения обратной задачи прогнозирования, т.е. SWOT-анализа. **Однако** в SWOT-анализе задается только **одно** целевое состояние и некоторые рекомендуемые значения факторов **не могут** быть применены по технологическим и финансовым причинам. Поэтому необходимо их исключить или заменить на основе результатов кластерно-конструктивного анализа значений факторов и оценить адекватность такого варианта решения путем прогнозирования результатов применения такой измененной системы значений факторов.

3.

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

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

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

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

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

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

«Эйдос».

Инвертированные SWOT-диаграммы для каждого значения фактора, которые представляют собой лингвистические переменные, приведены ниже на рисунке 21

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

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

Код	Наименование значений фактора
1	TYPE-ВЛ
2	TYPE-КЛ
3	TYPE-ПС
4	TYPE-ТП (КТЛ, ЗТП)
5	CLASS-10 кВ
6	CLASS-110 кВ

SWOT-анализ значения фактора: 1 "TYPE-ВЛ" в модели: 6 "INF3"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
5	TERRITOTIYA-зона ответственности Славянский ЭС	1.000
1	TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейский ЭС	0.400
3	TERRITOTIYA-зона ответственности Лабинский ЭС	0.400
4	TERRITOTIYA-зона ответственности Ленинградский ЭС	0.400
7	TERRITOTIYA-зона ответственности Тиморецкая ЭС	0.200

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
6	TERRITOTIYA-зона ответственности Соменский ЭС	-1.800
2	TERRITOTIYA-зона ответственности Краснодарский ЭС	-0.600

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кликалке | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по кликалке

Помощь | Abs | Pct1 | Pct2 | Inf1 | Inf2 | Inf3 | Inf4 | Inf5 | Inf6 | Inf7 | SWOT-диаграмма

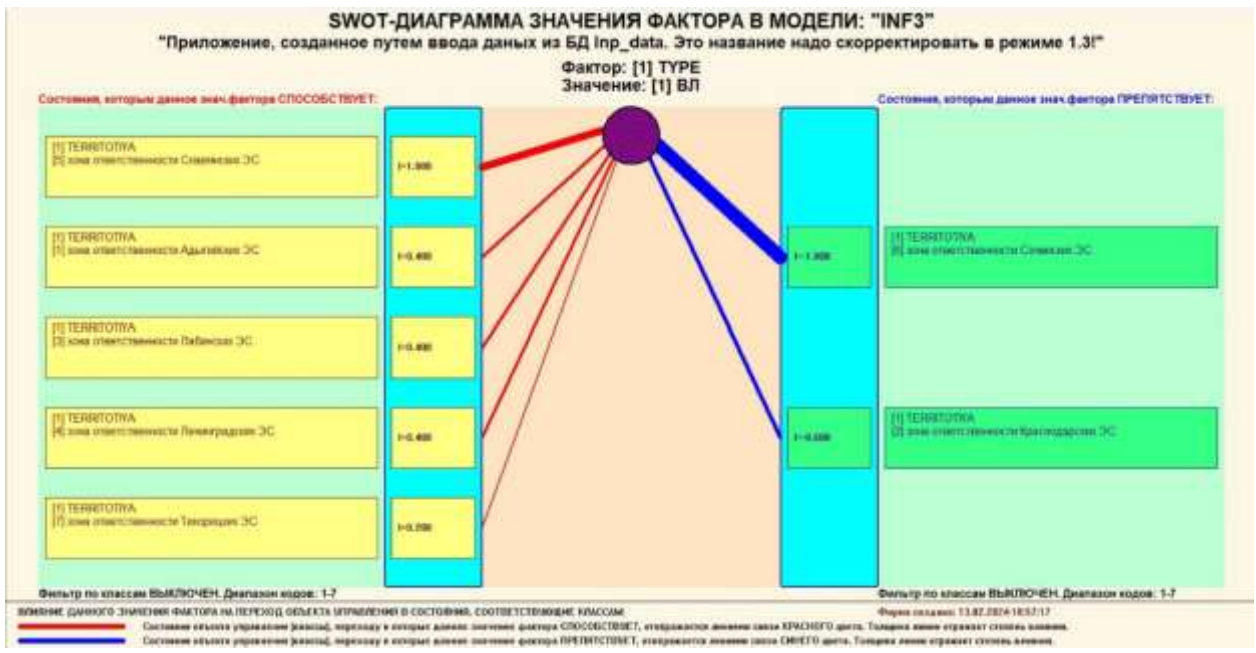


Рисунок 21. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущее состояние, соответствующие классам

Приведенные на рисунке 21 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 22) рассчитывается матрица сходства классов 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)

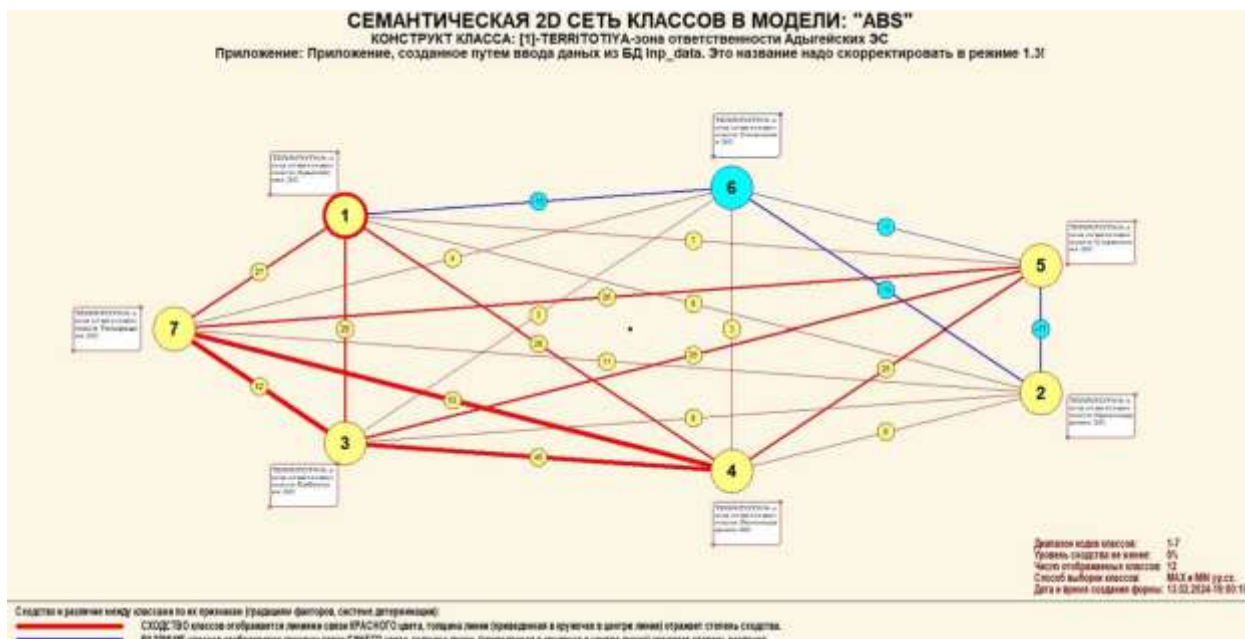


Рисунок 22. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1) рассчитывается матрица сходства признаков 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 24);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.3.2.3) рисунок 25);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 23).

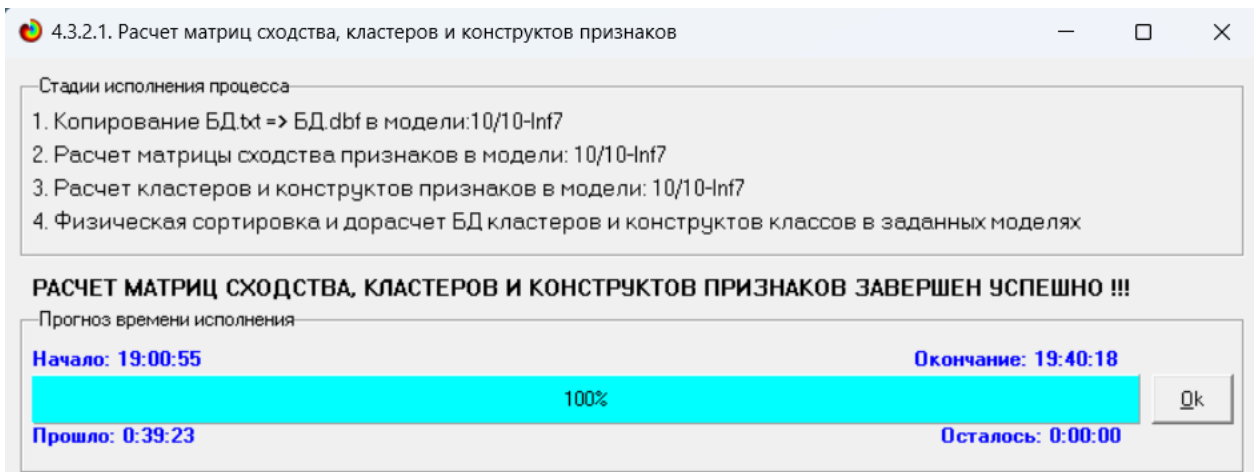


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

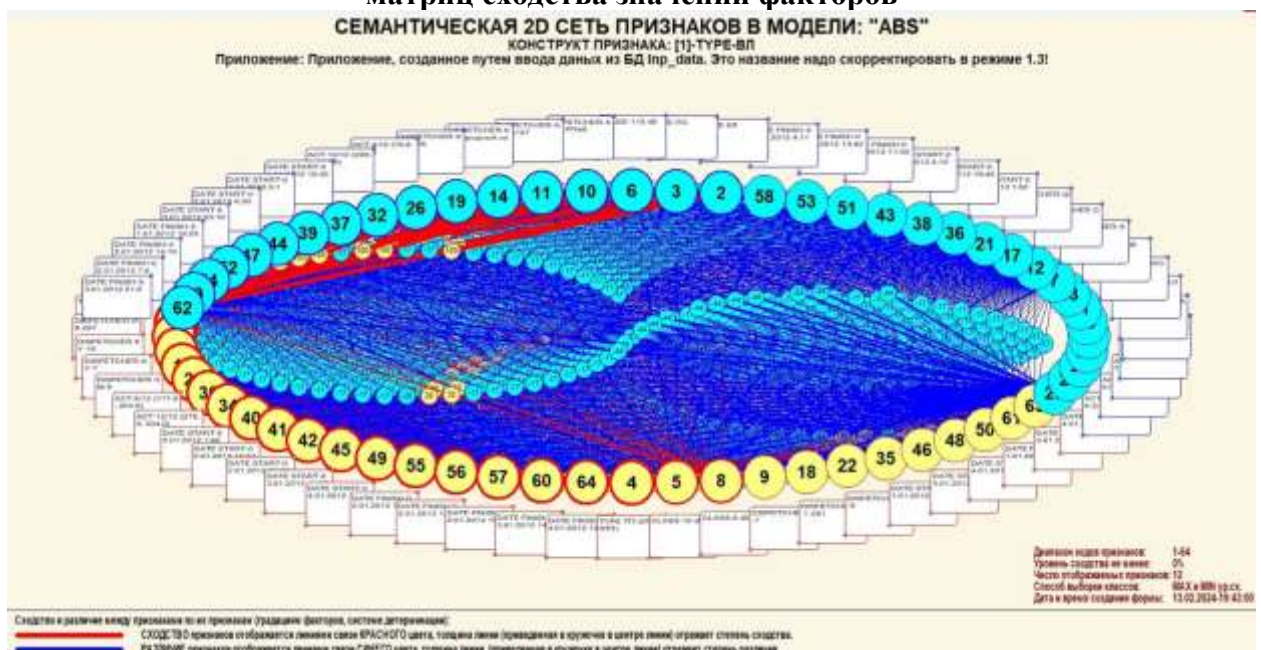


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели ABS (режим 4.3.2.2)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не

набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность. Это является очень важным свойством моделей системы «Эйдос», существенно облегчающим и упрощающим программную реализацию.

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

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

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

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

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 25). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (и класса)
1	TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейский ЭС
2	TERRITOTIYA-зона ответственности Краснодарский ЭС
3	TERRITOTIYA-зона ответственности Лабинский ЭС
4	TERRITOTIYA-зона ответственности Ленинградский ЭС
5	TERRITOTIYA-зона ответственности Славянский ЭС
6	TERRITOTIYA-зона ответственности Сочи́нский ЭС
7	TERRITOTIYA-зона ответственности Тиморе́цкий ЭС

Подготовка визуализации нейрона: 1 "TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейский ЭС" в модели: 6 "I..."

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
7	CLASS-35 кВ	0.933
12	DISPETCHER-Заводская	0.933
43	DATE START-02.01.2012 4:10	0.933
58	DATE FINISH-02.01.2012 4:11	0.933
23	ACT-1/12-(1.0000000, 26.2500000)	0.533
1	TYPE-ВП	0.400

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	CLASS-10 кВ	-0.667
34	ACT-12/12-(278.7500000, 304.0000000)	-0.267
8	CLASS-6 кВ	-0.200
2	TYPE-КЛ	-0.200
26	ACT-4/12-(76.7500000, 102.0000000)	-0.133
20	DISPETCHER-ЧМ 9	-0.133
4	TYPE-ТП (КТП, ЗТП)	-0.133
64	DATE FINISH-04.01.2012 14:7	-0.067
63	DATE FINISH-04.01.2012 12:12	-0.067

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inr1 Inr2 Inr3 Inr4 Inr5 Inr6 Inr7

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

Сортировать рецепторы: по информативности по модулю информативности

Отображать рецепторы: с наименованиями только с кодами



Рисунок 25. 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 25). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать

сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита. В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1		TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейских ЭС
2		TERRITOTIYA-зона ответственности Краснодарский ЭС
3		TERRITOTIYA-зона ответственности Лабинский ЭС
4		TERRITOTIYA-зона ответственности Ленинградский ЭС
5		TERRITOTIYA-зона ответственности Славянский ЭС
6		TERRITOTIYA-зона ответственности Сочиный ЭС
7		TERRITOTIYA-зона ответственности Тихорецкий ЭС

Помощь | Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 | ClearSet | Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 - 7
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000 | Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 - 64

Подготовка визуализации нейрона 1 "TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейских ЭС" в модели: 6 "I..."

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

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
7	CLASS-35 кВ	0.933
12	DISPATCHER-Заводская	0.933
43	DATE START-02.01.2012 4:10	0.933
58	DATE FINISH-02.01.2012 4:11	0.933
23	ACT-1/12-(1.0000000, 26.2500000)	0.533
1	TYPE-ВЛ	0.400

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	CLASS-10 кВ	-0.667
34	ACT-12/12-(278.7500000, 304.0000000)	-0.267
8	CLASS-6 кВ	-0.200
2	TYPE-КЛ	-0.200
26	ACT-4/12-(76.7500000, 102.0000000)	-0.133
20	DISPATCHER-ЧМ-9	-0.133
4	TYPE-ТП (КТЛ, ЗТП)	-0.133
64	DATE FINISH-04.01.2012 14:7	-0.067
63	DATE FINISH-04.01.2012 12:12	-0.067

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть | Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16 | Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0.000

Сортировать связи: по модулю информативности | по информативности и знаку

Отображать наименования: нейронов | рецепторов

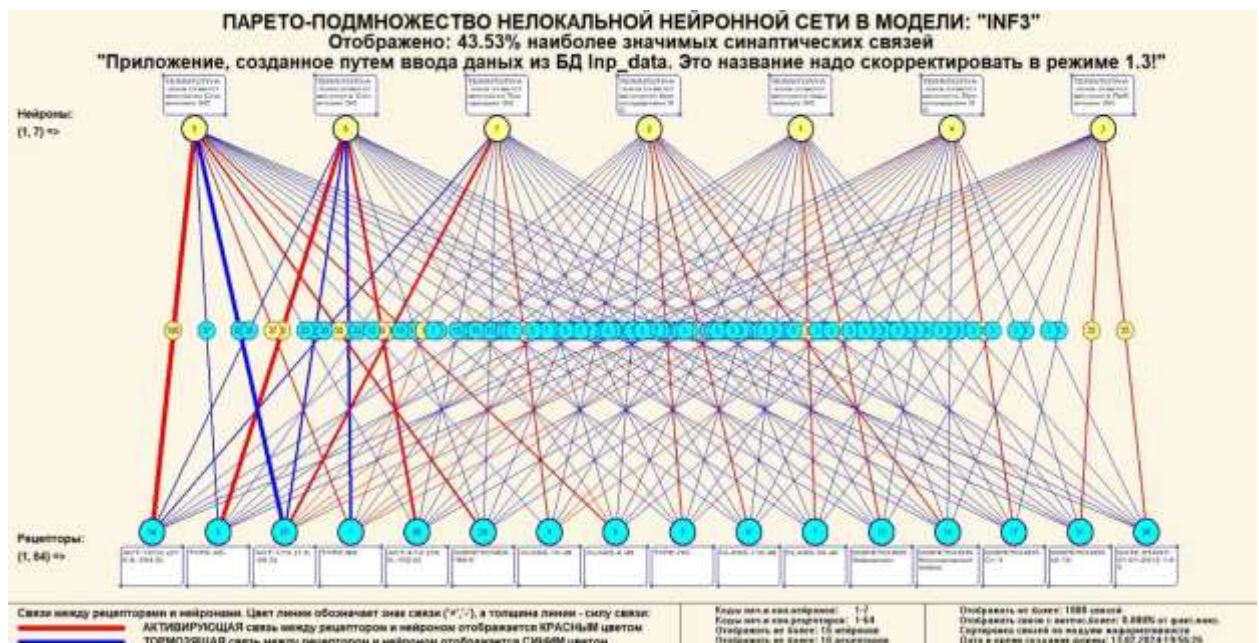


Рисунок 25 Нейронная сеть в СК-модели INF3

3.8.6 3D-интегральные когнитивные

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов вверху и когнитивной диаграммы значений факторов внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 26)

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1		TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейских ЭС
2		TERRITOTIYA-зона ответственности Краснодарских ЭС
3		TERRITOTIYA-зона ответственности Лабинских ЭС
4		TERRITOTIYA-зона ответственности Ленинградских ЭС
5		TERRITOTIYA-зона ответственности Славянских ЭС
6		TERRITOTIYA-зона ответственности Соченских ЭС
7		TERRITOTIYA-зона ответственности Тиморецких ЭС

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 ClearSet Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 - 7
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000 Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 - 64

Подготовка визуализации нейрона: 1 "TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейских ЭС" в модели: 6 "I...

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интегрального значения	Сила влияния
7	CLASS5-35 кВ	0.933
12	DISPATCHER-Заводская	0.933
43	DATE START-02.01.2012 4:10	0.933
58	DATE FINISH-02.01.2012 4:11	0.933
23	ACT-1/12-(1.0000000, 26.2500000)	0.533
1	TYPE-ВЛ	0.400

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интегрального значения	Сила влияния
5	CLASS-10 кВ	-0.667
34	ACT-12/12-(278.7500000, 304.0000000)	-0.267
8	CLASS-6 кВ	-0.200
2	TYPE-КЛ	-0.200
26	ACT-4/12-(76.7500000, 102.0000000)	-0.133
20	DISPATCHER-4М-9	-0.133
4	TYPE-ТП (КТП, ЭТП)	-0.133
64	DATE FINISH-04.01.2012 14:7	-0.067
63	DATE FINISH-04.01.2012 12:12	-0.067

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору: ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Когн. карта

Abc	Pic1	Pic2	Inf1	Inf2	Inf3	Inf4	Inf5	Inf6	Inf7
Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16									
Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0.000									

Сортировать связи: по модулю информативности по информативности и знаку

Отображать наименования: нейронов рецепторов



Рисунок 26. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

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

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

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

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

подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 27. Всего системой в данной модели генерируется 49 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.

Метод классификации для левых портов для данных:

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	TERRITOTIYA-зона ответственности Адыгейский ЗС
2	TERRITOTIYA-зона ответственности Краснодарский ЗС
3	TERRITOTIYA-зона ответственности Лабинский ЗС
4	TERRITOTIYA-зона ответственности Ленинградский ЗС
5	TERRITOTIYA-зона ответственности Славянский ЗС
6	TERRITOTIYA-зона ответственности Сочиный ЗС

Выбор кода класса левого инф. портрета

Выбор кода класса правого инф. портрета

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕ	1	64
1	TYPE	1	4
2	CLASS	5	8
3	DISPATCHER	9	22
4	ACT	23	34
5	DATE START	35	49

Выбор кода описательной шкалы левого инф. портрета

Выбор кода описательной шкалы правого инф. портрета

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей

999

Помощь

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Класс для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ

Класс для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ

Описат. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕ

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

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



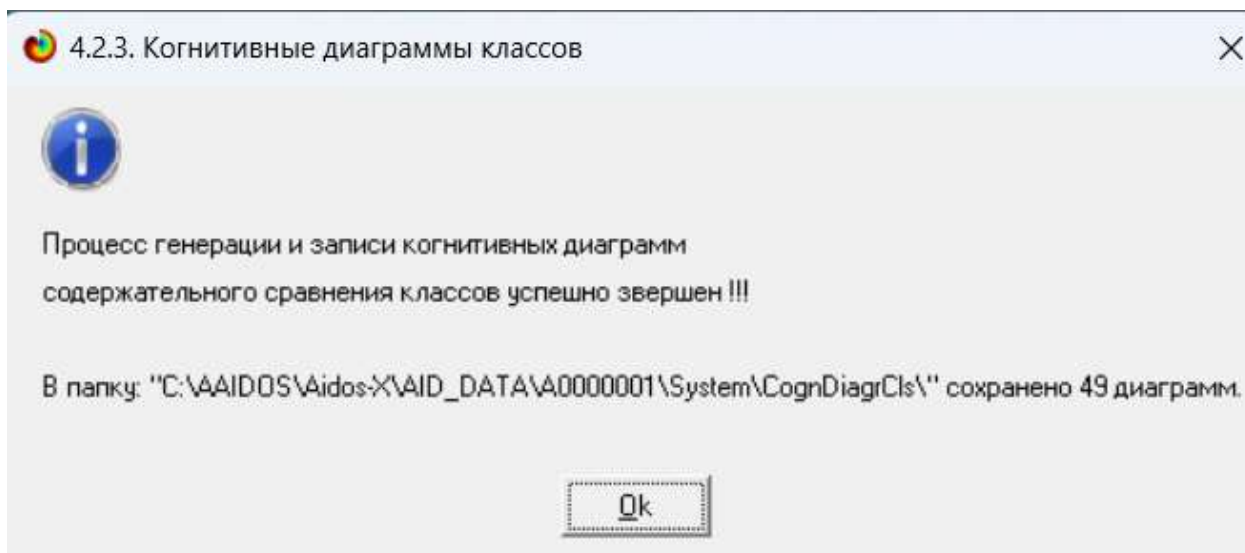


Рисунок 27. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

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

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

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

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

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 28.

Модель предназначена для выполнения двух расчетов

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	TYPE-ВЛ
2	TYPE-КЛ
3	TYPE-ПС
4	TYPE-ТЛ (КТЛ, ЗТЛ)
5	CLASS-10 кВ
6	CLASS-110 кВ

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 графика	Максимальный код графика
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	7
1	TERRITOTIYA	1	7

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм

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

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

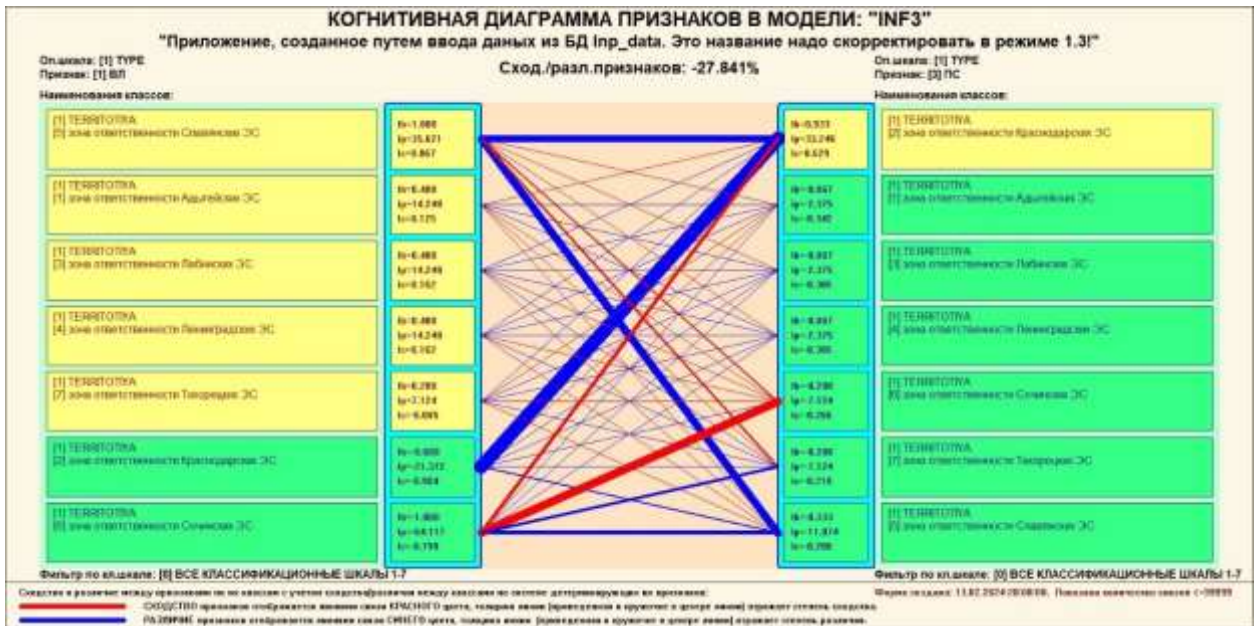


Рисунок 28. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состоянии, соответствующие классам в СК-модели INF3

3.8.9 Когнитивные функции

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

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

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 29). 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. Генерация, визуализация и запись когнитивных функций системы "Эйдос"

Задайте статистические и/или системно-когнитивные модели для генерации когнитивных функций:

Статистические базы:

- 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 виды когнитивных функций для генерации, визуализации и записи:

- 1. Сетка триангуляции Делоне без цветовой заливки.
- 2. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне без цветовой заливки.
- 3. Сетка триангуляции Делоне с цветовой заливкой.
- 4. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне с цветовой заливкой.
- 5. Сглаженная цветная заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета.

Задайте дополнительные параметры визуализации когнитивных функций:

- Соединять ли точки с максимальным количеством информации линией КРАСНОГО цвета?
- Соединять ли точки с минимальным количеством информации линией СИНЕГО цвета?

Задайте количество градаций уровня (цвета и изолиний) когнитивных функций:

Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

Визуализация когнитивных функций new Визуализация когнитивных функций old

Работы по когнитивным функциям-1 Работы по когнитивным функциям-2

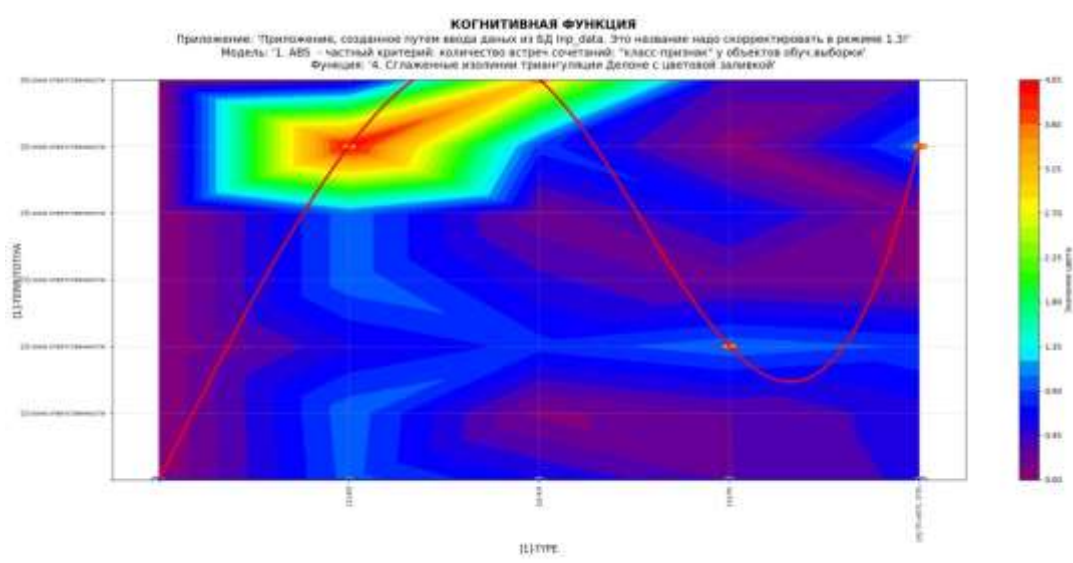
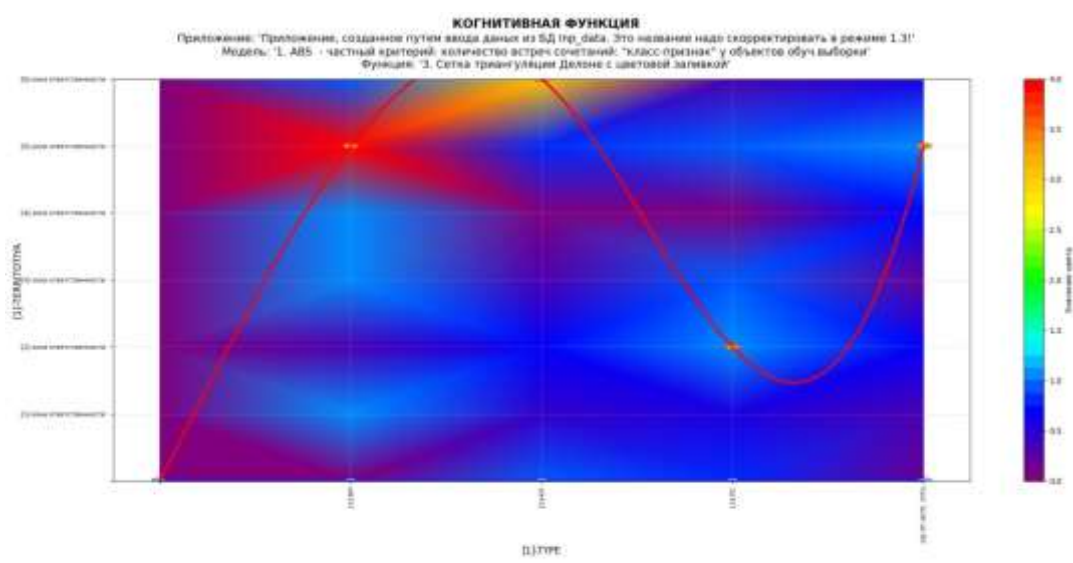
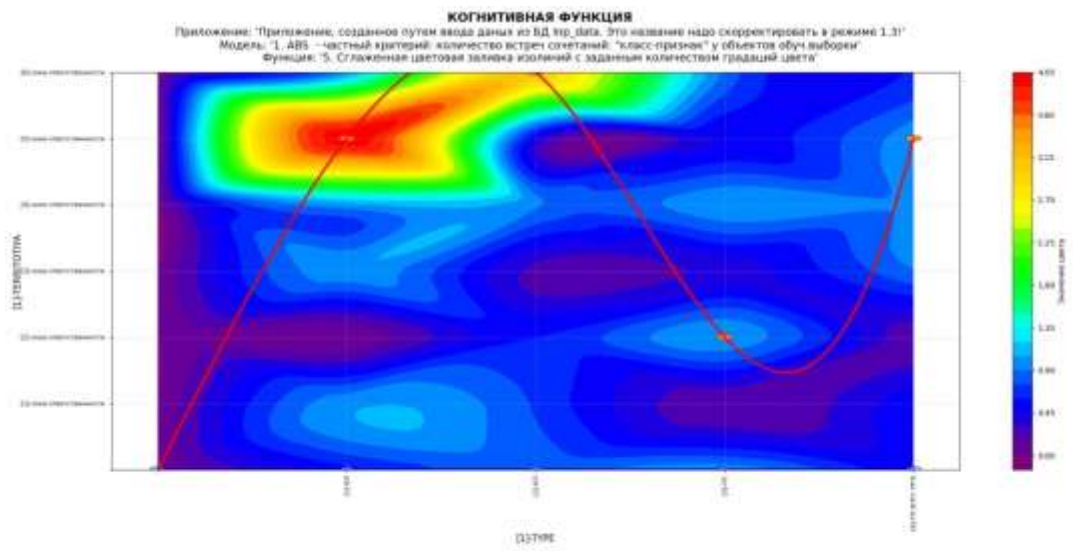


Рисунок 29. Примеры когнитивных функций в СК-модели ABS

3.8.10 Значимость описательных 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 30 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели ABS:



Сообщение об успешном завершении операции

Результаты расчета значимости классификационных шкал содержатся в базах данных статистических и интеллектуальных моделей: 'ZCS_Abs.xlsx', 'ZCS_Prc1.xlsx', 'ZCS_Prc2.xlsx', 'ZCS_Inf1.xlsx', 'ZCS_Inf2.xlsx', 'ZCS_Inf3.xlsx', 'ZCS_Inf4.xlsx', 'ZCS_Inf5.xlsx', 'ZCS_Inf6.xlsx', 'ZCS_Inf7.xlsx' в папке текущего приложения: C:\AIDOS\Aidos\Aidos\AID_DATA\A0000001\System\.

Эти MS Excel файлы создаются в режиме 5.12. Они практически готовы для печати и получения графиков.

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

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

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

Ok

Рисунок 31. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

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

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [10], на исходных

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

Достижением данной работы является:

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

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

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

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

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

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых

сомнений, что подтверждается работами автора в этой области [1-26].

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

CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В рамках работы была выполнен Прогнозирование возможных аварий на Электростанциях в Краснодарском крае. Используя полученные знания о взаимосвязях, были решены задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, исследуя ее системно-когнитивную модель.

Особенностью данной задачи является то, что все независимые переменные являются лингвистическими (категориальными) переменными. Поэтому для ее решения мы применили лингвистический АСК-анализ, используя когнитивную математическую лингвистику. В то же время, сами характеристики цен измеряются в числовых шкалах.

В данной работе была создана гибридная модель, которая объединяет текстовые и числовые шкалы. Для обеспечения сопоставимости обработки данных разных типов, представленных в разных шкалах и единицах измерения, номинальные шкалы были метризованы, то есть преобразованы в числовые шкалы.

В работе также содержится краткое описание интеллектуальной системы "Эйдос", которая используется для проведения АСК-анализа. Эта работа может послужить основой для выполнения лабораторных работ и научных исследований в области применения систем искусственного интеллекта, в частности, лингвистического АСК-анализа.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Работы проф.Е.В.Луценко & С^o 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 математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
6. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.
7. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
8. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт
<https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>

https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.

10. Кравченко Р.В. Влияние основной обработки почвы на ее агрофизические показатели в посевах сои / Р.В. Кравченко, Г.А. Дубовой // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2022. –

№05(179). С. 320 – 331. – IDA [article ID]: 1792205021. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2022/05/pdf/21.pdf>, 0,75 у.п.л.

11. Горпинченко, К. Н. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа) / К. Н. Горпинченко, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2013. – 168 с.

– ISBN 978-5-94672-644-3. – EDN RAIMQL.

12. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК- анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.

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

14. Орлов, А. И. Анализ данных, информации и знаний в системной нечеткой интервальной математике / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный

университет им. И.Т. Трубилина, 2022. – 405 с. – ISBN 978-5- 907550-62-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.15688.44802. – EDN OQULUW.

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

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

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

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

19. Луценко, Е. В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном

анализе и интеллектуальной системе "Эйдос") / Е. В. Луценко, В. Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный

научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2011. – № 71. – С. 27-74. – EDN OIGYVB.

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

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

– DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

22. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

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

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

EDN JWXMKX.

25. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по когнитивным функциям:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

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.