

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»**

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных технологий и систем

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: АСК- анализ извержений вулканов

Выполнил студент группы: ИТ2241 Бошанова Нургуль Маратовна

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 курса Бошанова Нургуль Маратовна

Курса 2 очной формы обучения группы ИТ2241

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК- анализ извержений вулканов»

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: 88 страницы, 35 рисунков, 11 таблиц, 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 извержение вулканов.

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
Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»	16
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	18
3.3 Задача-3. Синтез статистических и системно- когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.....	27
3.4 Задача-4. Верификация моделей.....	37
3.5 Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели	41
3.6 Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.....	42
3.6.1 Интегральные критерий «Сумма знаний»	43
3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	44
3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев	45
3.6.4 Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос».....	46
3.7 Задача-7. Поддержка принятия решений.....	50
3.7.1 Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	50
3.7.2 Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	51
3.8 Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели.....	57
3.8.1 Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)	57
3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов	59
3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных.....	61
3.8.4 Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	63
3.8.5 Нелокальная нейронная сеть	65
3.8.6 3D-интегральные когнитивные	67
3.8.7 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения	69
3.8.8 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	71
3.8.9 Когнитивные функции	73
3.8.10 Значимость описательных и их градаций.....	76
3.8.11 Степень детерминированности классов и классификационных шкал	77
DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	79
CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	80
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	82

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1 Описание исследуемой предметной области

АСК-анализ извержения вулканов является важным инструментом для изучения и прогнозирования активности вулканов. Вулканы представляют собой мощные природные силы, способные вызывать разрушительные извержения и оказывать значительное влияние на окружающую среду и человеческую жизнь. АСК-анализ позволяет ученым и специалистам в области вулканологии более точно оценивать состояние вулкана, его потенциальную опасность и прогнозировать возможное развитие событий. Этот метод основан на наблюдении и изучении различных параметров, таких как сейсмическая активность, газовые выбросы, изменение формы вулкана и другие факторы. АСК-анализ позволяет рано обнаружить предупреждающие признаки извержения и принять необходимые меры для защиты населения и имущества. В результате, АСК-анализ извержения вулканов играет ключевую роль в повышении безопасности и снижении рисков, связанных с вулканической активностью.

1.2 Объект и предмет исследования

Целью данной курсовой работы является АСК- анализ извержения вулканов
Задачами, поставленными в данной курсовой работе, являются:

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

Объектом исследования в данной работе является выборка данных о вулканах.

1.3 Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Проблема возникает, когда существует расхождение между текущим состоянием и желаемым результатом в предмете исследования. Это противоречие между фактическим положением дел и целью работы, которое необходимо устранить. Работа, которая не ставит и не решает проблему, не имеет актуальности и не ясно, зачем она была написана. Поэтому в самом начале работы необходимо ясно сформулировать проблему, которую мы планируем решить. Предыдущие разделы работы подготавливают почву для

обоснованной и убедительной постановки проблемы. Отношение между понятиями "проблема" и "задача" заключается в том, что задача является более простой формой проблемы, в то время как проблема представляет собой более сложную задачу.

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

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

1.4 Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1 Обоснование требований к методу решения проблемы

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-

Х. 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.

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.

Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко. На тот момент он вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием 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 и ряде других. Около половины из 705 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в WoS, 7 публикаций в журналах, входящих в Скопус.

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 и страничка в РесечГейт, на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос».

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. Сама метризация номинальных шкал достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной урожайности. Для работы с лингвистическими переменными применяется лингвистический АСК-анализ.

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. 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, причем с актуальными исходными 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»;

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

– имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 381:

– поддерживает on-line среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире;

– 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;

- 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 - феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах⁷.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

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

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

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке Аляска-1.9 + Экспресс++ + библиотека для работы с Internet xh2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке Аляска-2.0 + Экспресс++. Библиотека xh2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в базовые возможности языка программирования.

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2022 года по

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

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



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

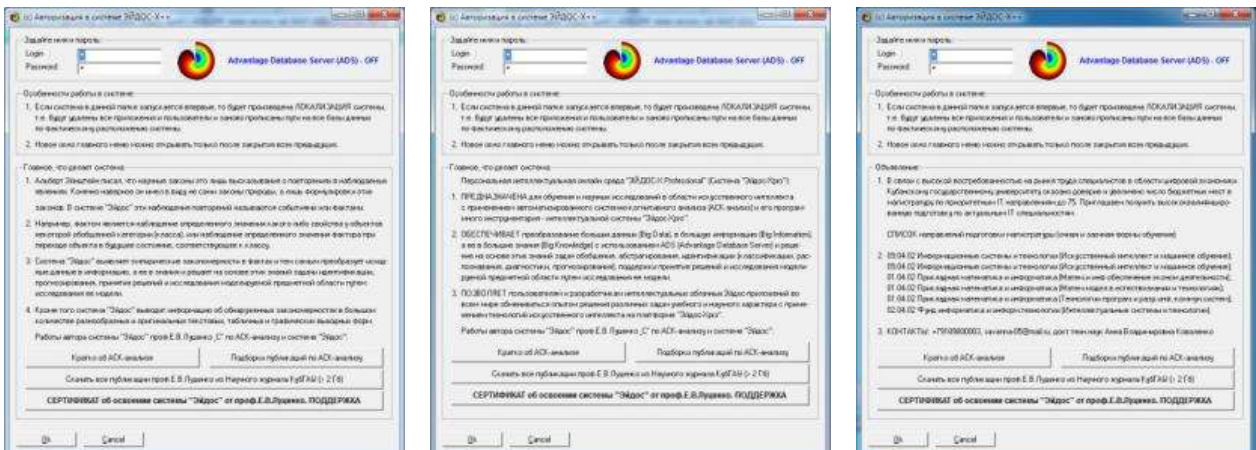


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5 Цель и задачи работы

Целью данной курсовой работы является АСК- анализ извержения вулканов

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

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

Задача-2. Формализация предметной области.

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

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

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

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

классификационных шкал).

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

- 1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);
- 2) кластерно-конструктивный анализ классов;
- 3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;
- 4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;
- 5) нелокальная нейронная сеть;
- 6) 3d-интегральные когнитивные карты;
- 7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 9) когнитивные функции;
- 10) значимость описательных шкал и их градаций;
- 11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

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

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

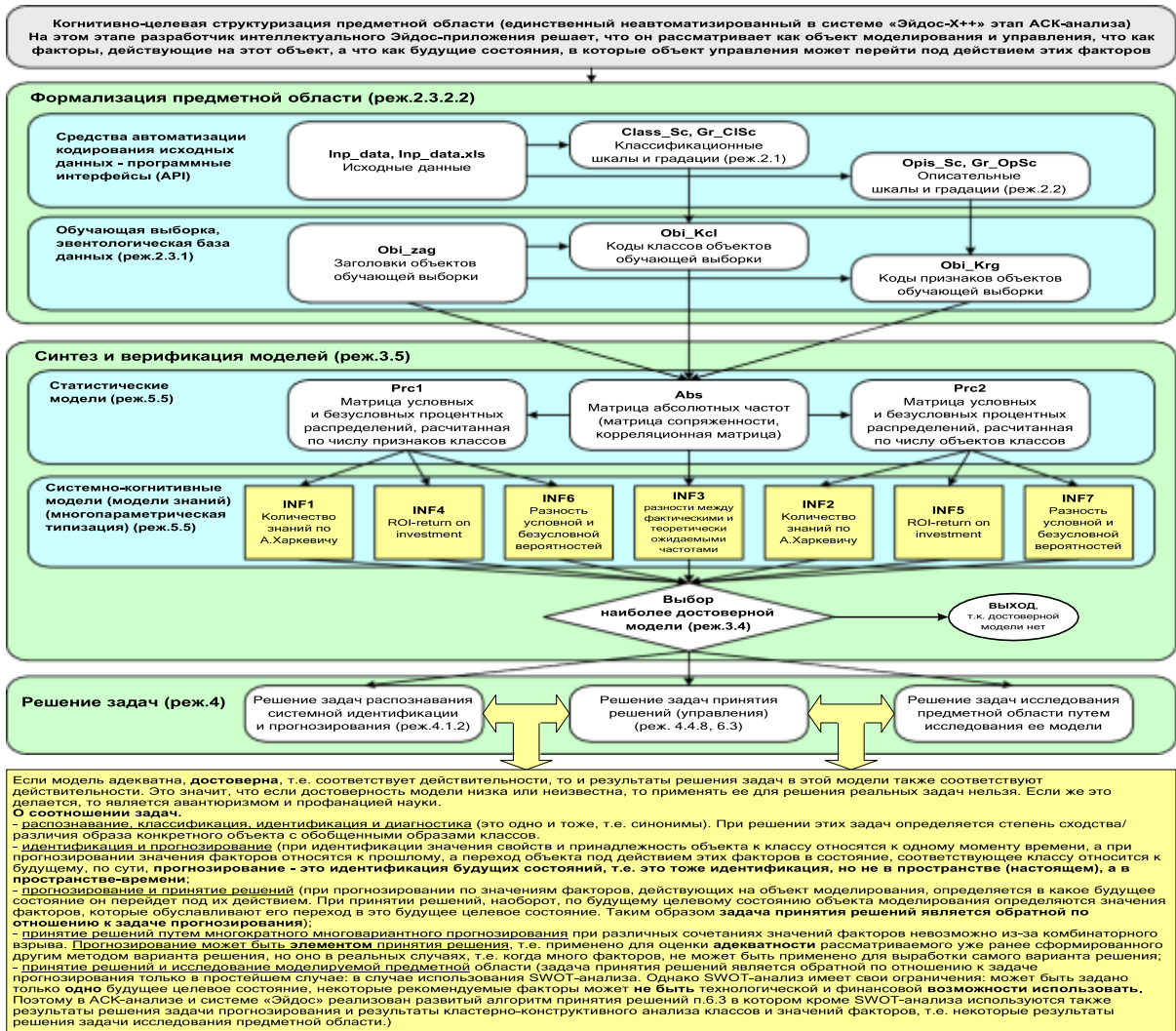


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

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

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

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

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

Статичная интерпретация и терминология:

- градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);
- описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

Динамичная интерпретация и терминология:

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

Обобщающая терминология:

- классификационные шкалы и градации;
- описательные шкалы и градации.
- В данной работе в качестве **объекта моделирования** выступают данные, (таблица 1), а в качестве **результатов** действия этих вулкан (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	MONTH
2	DAY
3	NAME
4	LOCATION
5	COUNTRY

6	LATITUDE
7	LONGITUDE
8	ELEVATION (M)
9	TYPE
10	VEI
11	AGENT

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

– Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	YEAR

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

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»

№	Year	Month	Day	Name	Location	Country	Latitude	Longitude	Elevation (Type	VEI	Agent
1	1900	1	22	Asamayari	Honshu-Ja	Japan	36,406	138,523	2568 Complex v		2
2	1900	2	16	Kirishimay	Kyushu-Ja	Japan	31,934	130,862	1700 Shield volc		2
3	1900	7	17	Adataraya	Honshu-Ja	Japan	37,647	140,281	1728 Stratovolc		2 T
4	1900			Tullu Moye	Africa-NE	Ethiopia	8,159	39,137	2343 Pumice cone		
5	1901	5	22	Kelud	Java	Indonesia	-7,935	112,314	1730 Stratovolc		3
6	1901	8	9	Epi	Vanuatu-S	Vanuatu	-16,68	168,37	833 Stratovolcano		
7	1902	5	5	Pelee	W Indies	Martinique	14,809	-61,166	1372 Stratovolc		4 W,M
8	1902	5	7	Soufriere S	W Indies	St. Vincent	13,33	-61,18	1220 Stratovolc		4 P
9	1902	5	8	Pelee	W Indies	Martinique	14,809	-61,166	1372 Stratovolc		4 P
10	1902	5	20	Pelee	W Indies	Martinique	14,809	-61,166	1372 Stratovolc		4
11	1902	6	6	Pelee	W Indies	Martinique	14,809	-61,166	1372 Stratovolc		4 W,P
12	1902	7	10	Pelee	W Indies	Martinique	14,809	-61,166	1372 Stratovolc		4 P,W
13	1902	8	7	Izu-Torishi	Izu Is-Japa	Japan	30,484	140,303	394 Stratovolc		3
14	1902	8	30	Pelee	W Indies	Martinique	14,809	-61,166	1372 Stratovolc		4 P
15	1902	10	25	Santa Mar	Guatemala	Guatemala	14,757	-91,552	3745 Stratovolc		6 T,G
16	1902	12		Merapi	Java	Indonesia	-7,54	110,446	2910 Stratovolc		2 P
17	1903	8	30	Okataina	New Zeala	New Zeala	-38,12	176,5	1111 Lava dome		1 T
18	1903			Karthala	Indian O-V	Comoros	-11,75	43,38	2361 Shield volcano		G
19	1904	2	25	Karthala	Indian O-V	Comoros	-11,75	43,38	2361 Shield volc		2 L
20	1905	3	10	Vesuvius	Italy	Italy	40,821	14,426	1281 Complex v		2 T
21	1905	8	4	Savai'i	Samoa-SW	Samoa	-13,612	-172,525	1858 Shield volc		2
22	1906	4	4	Vesuvius	Italy	Italy	40,821	14,426	1281 Complex v		3 T,L
23	1906	11	28	Savai'i	Samoa-SW	Samoa	-13,612	-172,525	1858 Shield volc		2 W
24	1907	6	8	Savai'i	Samoa-SW	Samoa	-13,612	-172,525	1858 Shield volc		2 W
25	1907	6	19	Savai'i	Samoa-SW	Samoa	-13,612	-172,525	1858 Shield volc		2 W

Таблица 3 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одно наблюдение, всего 25 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 года. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое 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 вулканах. 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 3.

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

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

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 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 б.

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

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

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

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

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

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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

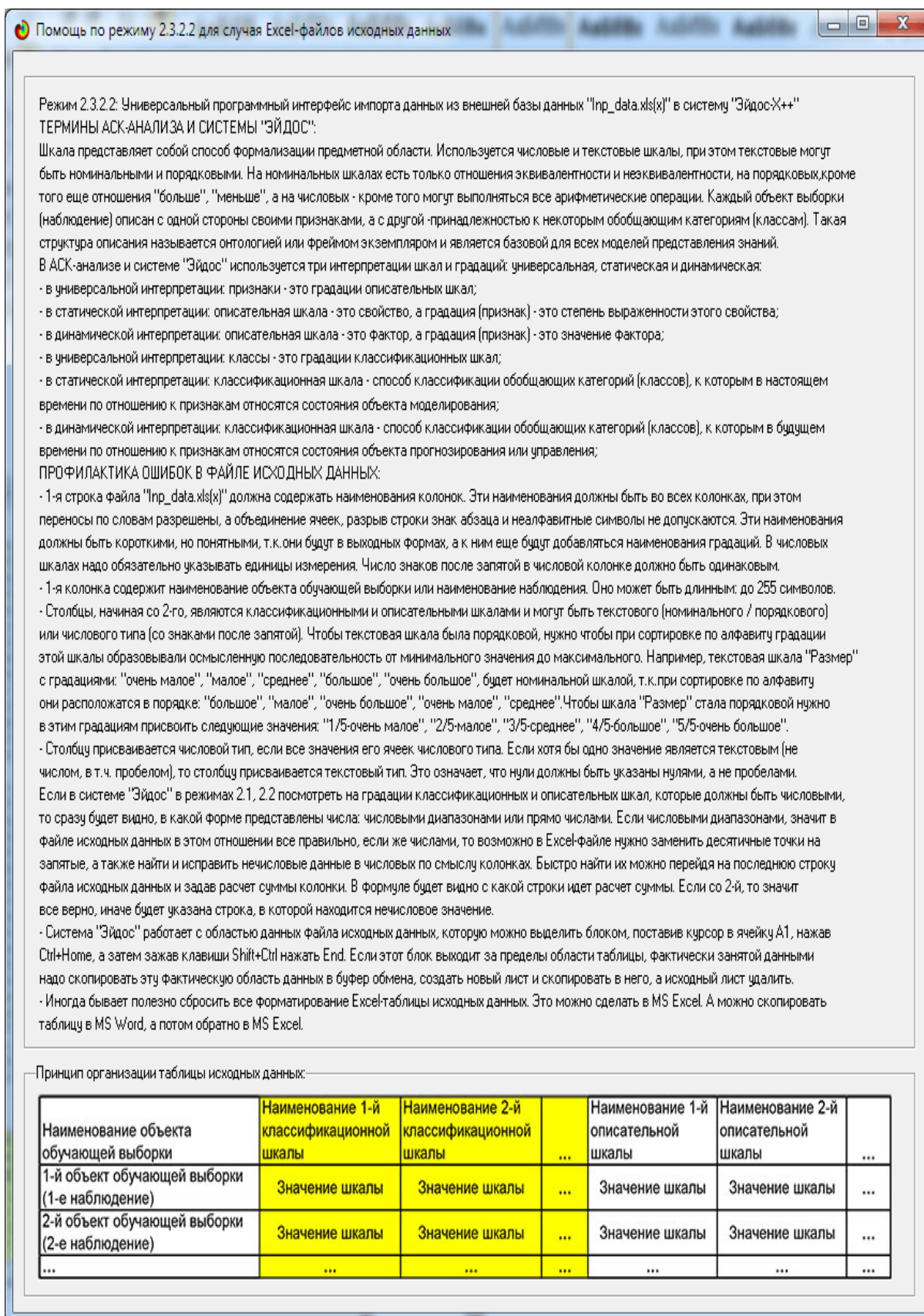


Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Задайте параметры:

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

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

Интерпретация TXT-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

Ok

Cancel

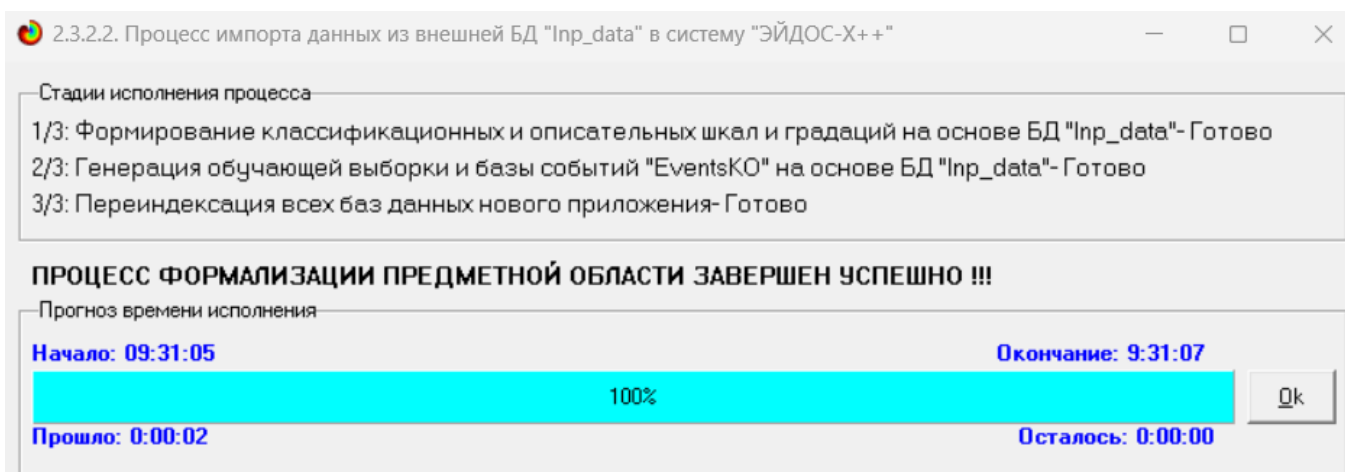
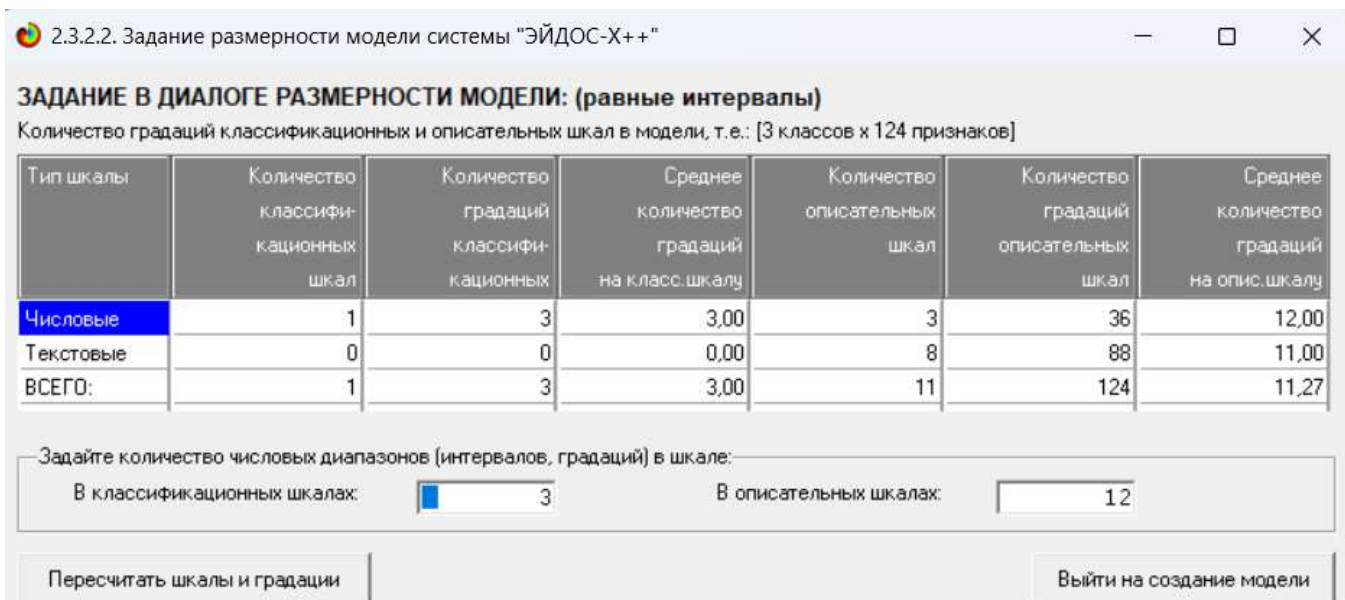


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	YEAR-1/3-{1900.0000000, 1902.3333333}
2	YEAR-2/3-{1902.3333333, 1904.6666667}
3	YEAR-3/3-{1904.6666667, 1907.0000000}

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

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (лингвистические переменные)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	MONTH-1.0000000
2	MONTH-2.0000000
3	MONTH-3.0000000
4	MONTH-4.0000000
5	MONTH-5.0000000
6	MONTH-6.0000000
7	MONTH-7.0000000
8	MONTH-8.0000000
9	MONTH-10.0000000
10	MONTH-11.0000000
11	MONTH-12.0000000
12	DAY-4.0000000
13	DAY-5.0000000
14	DAY-6.0000000
15	DAY-7.0000000
16	DAY-8.0000000

17	DAY-9.0000000
18	DAY-10.0000000
19	DAY-16.0000000
20	DAY-17.0000000
21	DAY-19.0000000
22	DAY-20.0000000
23	DAY-22.0000000
24	DAY-25.0000000
25	DAY-28.0000000
26	DAY-30.0000000
27	NAME-Adatarayama
28	NAME-Asamayama
29	NAME-Epi
30	NAME-Izu-Torishima
31	NAME-Karthala
32	NAME-Kelud
33	NAME-Kirishimayama
34	NAME-Merapi
35	NAME-Okataina
36	NAME-Pelee
37	NAME-Santa Maria
38	NAME-Savai'i
39	NAME-Soufriere St. Vincent
40	NAME-Tullu Moye
41	NAME-Vesuvius
42	LOCATION-Africa-NE
43	LOCATION-Guatemala
44	LOCATION-Honshu-Japan
45	LOCATION-Indian O-W
46	LOCATION-Italy
47	LOCATION-Izu Is-Japan
48	LOCATION-Java
49	LOCATION-Kyushu-Japan
50	LOCATION-New Zealand

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

Таблица 6 – Обучающая выборка (не полностью)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5								
1	1	1	23	28	44	59	76	87	96	101	107	
2	1	2	19	33	49	59	75	87	93	104	107	
3	1	7	20	27	44	59	76	87	93	105	107	115
4	1			40	42	55	72	84	95	103		
5	1	5	23	32	48	57	69	86	93	105	108	
6	1	8	17	29	52	64	68	88	90	105		
7	1	5	13	36	53	60	73	80	92	105	109	119
8	1	5	15	39	53	63	72	80	91	105	109	113
9	1	5	16	36	53	60	73	80	92	105	109	113
10	1	5	22	36	53	60	73	80	92	105	109	
11	1	6	14	36	53	60	73	80	92	105	109	120
12	1	7	18	36	53	60	73	80	92	105	109	114
13	1	8	15	30	47	59	75	87	89	105	108	
14	1	8	26	36	53	60	73	80	92	105	109	113
15	1	9	24	37	43	56	73	79	100	105	110	116
16	1	11		34	48	57	69	86	98	105	107	113
17	2	8	26	35	50	61	65		91	102	106	115
18	2			31	45	54	69	84	96	104		111
19	2	2	24	31	45	54	69	84	96	104	107	112

20	3	3	18	41	46	58	76	83	92	101	107	115
21	3	8	12	38	51	62	68	77	94	104	107	
22	3	4	12	41	46	58	76	83	92	101	108	117
23	3	10	25	38	51	62	68	77	94	104	107	118
24	3	6	16	38	51	62	68	77	94	104	107	118
25	3	6	21	38	51	62	68	77	94	104	107	118

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

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

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

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

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

Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 3).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике и обеспечивает 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 7).

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 8).

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 7) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 8) 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				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^W N_{ij}$
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 7), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 8) и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 10), в частности матрица информативностей.

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

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

Затем на основе таблиц 7 и 8 с использованием *частных критериев, знаний* приведенных таблице 9, рассчитываются матрицы семи системно-когнитивных моделей (таблица 10).

В таблице 9 приведены формулы:

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

И это сравнение в таблицах 7 и 8 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 9), 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> $N_i = \sum_{j=1}^M N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^W N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
<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>	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<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%.

Таблица 10 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 10 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 9), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 10).

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 11):

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)

3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте модели для синтеза и верификации:

Статистические базы:

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

Задайте источник данных для расчета модели ABS:

Обучающая выборка Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот:

- 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

Текущая модель:

- 1. ABS
- 2. PRC1
- 3. PRC2
- 4. INF1
- 5. INF2
- 6. INF3
- 7. INF4
- 8. INF5
- 9. INF6
- 10. INF7

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (бутстреппный подход):

Какие объекты обуч.выборки копировать:

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

Удалять из обуч.выборки скопированные объекты:

- Не удалять
- Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Подробнее

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Для каждой заданной модели выполнить:

- Синтез и верификацию
- Только верификацию
- Только синтез

Задайте процессор:

- CPU GPU

Задайте алгоритм:

- Классика - дольше
- Упрощенно-быстрее

Использование только наиболее достоверных результатов распознавания: Rasp.dbf и целесообразность применения бутстреппного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 3944 байт, т.е.: 0.0001837 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

УЧИТЫВАТЬ только наиболее достоверные результаты распознавания с МОДУЛЕМ инт. крит. "Резонанс знаний" выше %

В примении бутстреппного подхода нет необходимости. Синтез и верификация моделей будут выполнены на основе всей выборки.

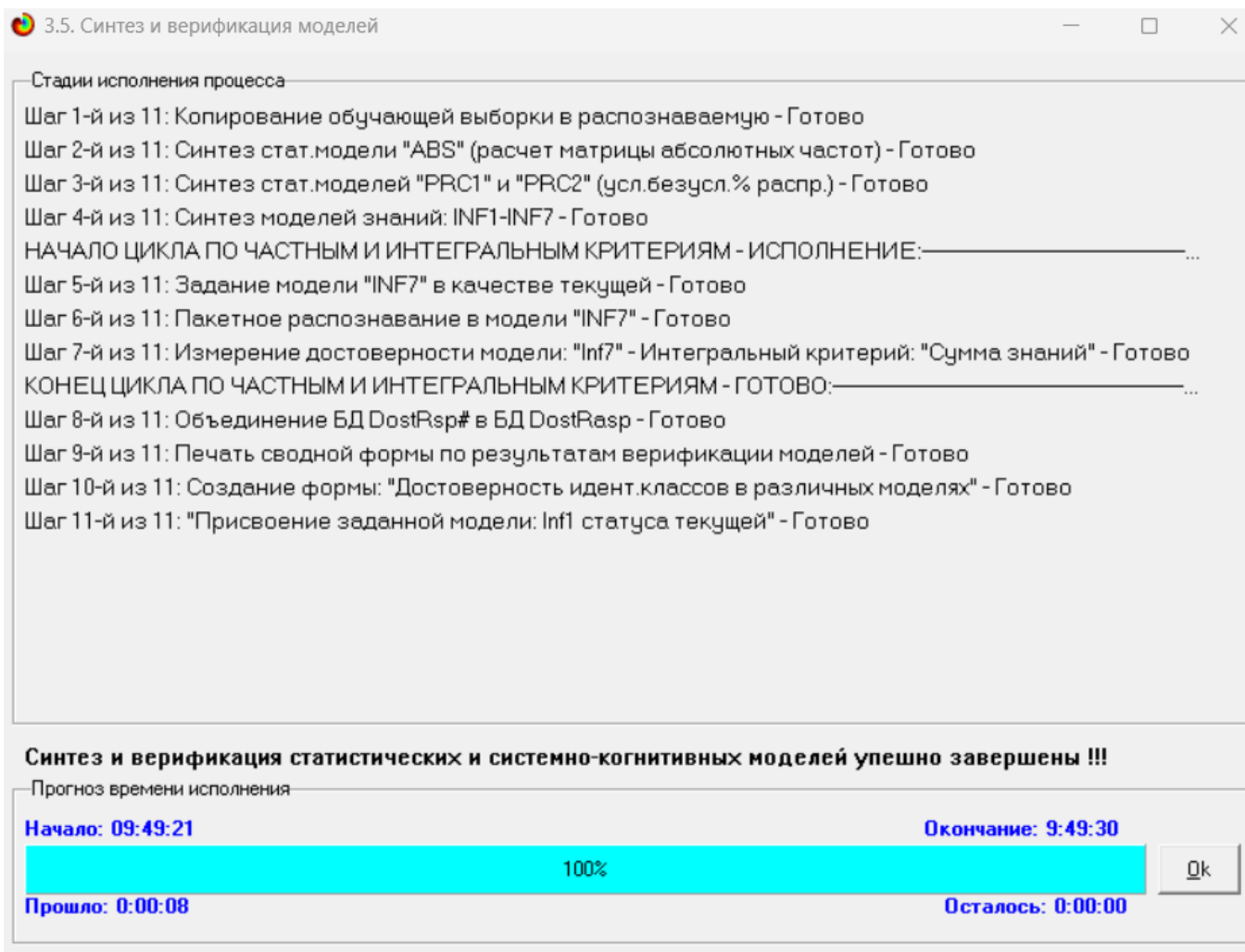


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

В результате работы режима 3.5 создано 3 статических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 8 и 9.

5.5. Модели "1. ABS - частный критерий: количество астрок (сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучающей)

Код признака	Наименование (составляющие признаки и градации)	1. YEAR 1/3 (1300.000000, 1902.933333)	2. YEAR 2/3 (1302.333333, 1904.666667)	3. YEAR 3/3 (1304.666667, 1907.000000)	Сумма	Среднее	Сред. квадрат.
1.0	MONTH-1.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
2.0	MONTH-10.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
3.0	MONTH-11.000000			1.0	1.0	0.33	0.58
4.0	MONTH-12.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
5.0	MONTH-2.000000	1.0	1.0		2.0	0.67	0.58
6.0	MONTH-3.000000			1.0	1.0	0.33	0.58
7.0	MONTH-4.000000			1.0	1.0	0.33	0.58
8.0	MONTH-5.000000	5.0			5.0	1.67	2.89
9.0	MONTH-6.000000	1.0	2.0		3.0	1.00	1.00
10.0	MONTH-7.000000	2.0			2.0	0.67	1.15
11.0	MONTH-8.000000	3.0	1.0	1.0	5.0	1.67	1.15
12.0	DAY-10.000000	1.0		1.0	2.0	0.67	0.58
13.0	DAY-16.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
14.0	DAY-17.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
15.0	DAY-19.000000			1.0	1.0	0.33	0.58
16.0	DAY-20.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
17.0	DAY-22.000000	2.0			2.0	0.67	1.15
18.0	DAY-25.000000	1.0	1.0		2.0	0.67	0.58
19.0	DAY-28.000000			1.0	1.0	0.33	0.58
20.0	DAY-30.000000	1.0	1.0		2.0	0.67	0.58
21.0	DAY-4.000000			2.0	2.0	0.67	1.15
22.0	DAY-5.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
23.0	DAY-6.000000	1.0			1.0	0.33	0.58
24.0	DAY-7.000000	2.0			2.0	0.67	1.15
25.0	DAY-8.000000	1.0		1.0	2.0	0.67	0.58

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

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из FRC1"

Код применя	Наименование описательной шкалы и годовой	1. YEAR 1/3 (1900.0000000, 1902.3333333)	2. YEAR 2/3 (1902.3333333, 1904.6666667)	3. YEAR 3/3 (1904.6666667, 1907.0000000)	Средн	Средн	Средн
					кварт	кварт	кварт
1.0	MONTH-1.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
2.0	MONTH-2.0000000	-0.069	0.426		0.357	0.119	0.268
3.0	MONTH-3.0000000			0.393	0.393	0.131	0.227
4.0	MONTH-4.0000000			0.393	0.393	0.131	0.227
5.0	MONTH-5.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
6.0	MONTH-6.0000000	-0.184	0.278		0.094	0.031	0.233
7.0	MONTH-7.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
8.0	MONTH-8.0000000	-0.016	0.164	-0.066	0.082	0.027	0.121
9.0	MONTH-10.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
10.0	MONTH-11.0000000			0.393	0.393	0.131	0.227
11.0	MONTH-12.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
12.0	DAY-4.0000000			0.393	0.393	0.131	0.227
13.0	DAY-5.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
14.0	DAY-6.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
15.0	DAY-7.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
16.0	DAY-8.0000000	-0.069	0.196		0.127	0.042	0.137
17.0	DAY-9.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
18.0	DAY-10.0000000	-0.069	0.196		0.127	0.042	0.137
19.0	DAY-16.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
20.0	DAY-17.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
21.0	DAY-19.0000000			0.393	0.393	0.131	0.227
22.0	DAY-20.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
23.0	DAY-22.0000000	0.129			0.129	0.043	0.075
24.0	DAY-25.0000000	-0.069	0.426		0.357	0.119	0.268
25.0	DAY-26.0000000			0.393	0.393	0.131	0.227

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

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.

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

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

В соответствии с критерием достоверности F-мерой Ван Ризбергера

наиболее достоверной является СК-модель INF4 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: $F=0.980$ (1-й рисунок 11).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи- квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: $L1=0.997$ (2-й рисунок 12). Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач

Остальные критерии программа не выявила.

3.4. Обобщенная форма по достоверности моделей при ранжировании. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Баланс истинно-ложных ответов	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Вилера	Средняя модель: удвоенный сред. истинно-полож. решений (JFN)	Средняя модель: удвоенный сред. истинно-отриц. решений (JTN)	Средняя модель: удвоенный сред. ложнополож. решений (JFP)	Средняя модель: удвоенный сред. ложноотриц. решений (JFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	0.25	24	37	13	1	0.649	0.960	0.774	15.593	3.920	0	0
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по призна...	0.25	25	9	41	1	0.379	1.000	0.549	13.304	0	2	0
2. PRCT - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.25	24	37	13	1	0.649	0.960	0.774	15.593	3.920	0	0
2. PRCT - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн. частот по при...	0.25	25	9	41	1	0.379	1.000	0.549	13.873	0	4	0
3. PRCT - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.25	24	37	13	1	0.649	0.960	0.774	15.592	3.920	0	0
3. PRCT - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн. частот по при...	0.25	25	9	41	1	0.379	1.000	0.549	13.712	0	4	0
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс зна...	0.25	23	50	13	2	1.000	0.920	0.958	11.236	12.233	0	0
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	0.25	26	21	29	2	0.463	1.000	0.633	9.724	1.419	1	1
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс зна...	0.25	23	50	13	2	1.000	0.920	0.958	11.262	12.280	0	0
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	0.25	25	19	31	2	0.446	1.000	0.637	10.104	1.483	1	1
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактил.	Семантический резонанс зна...	0.25	24	46	4	1	0.857	0.960	0.906	14.100	15.731	0	0
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактил.	Сумма знаний	0.25	24	46	4	1	0.857	0.960	0.906	13.493	13.542	0	0
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.25	24	50	4	1	1.000	0.960	0.980	11.612	12.638	0	0
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.25	25	21	29	1	0.463	1.000	0.633	6.512	0.288	1	1
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.25	24	50	4	1	1.000	0.960	0.980	11.584	12.621	0	0
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.25	25	19	31	1	0.446	1.000	0.617	6.982	0.313	1	1
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	0.25	22	46	4	3	0.846	0.880	0.863	13.070	7.125	0	0
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Сумма знаний	0.25	24	23	27	1	0.471	0.960	0.692	9.153	0.717	2	2
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве.	Семантический резонанс зна...	0.25	22	45	5	3	0.815	0.880	0.846	13.012	7.169	0	0
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве.	Сумма знаний	0.25	24	19	31	1	0.436	0.960	0.600	9.910	0.772	2	2

Рисунок 11. Экранные формы режима измерения достоверности моделей

3.4. Обобщенная форма по достоверности моделей при ранжировании. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Баланс истинно-ложных ответов (JFN)	Средняя модель: удвоенный сред. истинно-полож. решений (JFN)	Точность модели	Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средняя модель: удвоенный сред. истинно-полож. решений (JFN)	Средняя модель: удвоенный сред. истинно-отриц. решений (JTN)	Средняя модель: удвоенный сред. ложнополож. решений (JFP)	Средняя модель: удвоенный сред. ложноотриц. решений (JFN)	A-Точность модели (A-Recall)	A-Полнота модели (A-Precision)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	0.766	0.036	0.953	0.998	0.975	0.650	0.106	0.059	0.036	0.917	0.94
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по призна...	2.696	0.832	1.000	0.906	0.532	0.066	0.066	0.066	0.890	1.00	0.00
2. PRCT - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.766	0.036	0.953	0.998	0.975	0.650	0.106	0.059	0.036	0.917	0.94
2. PRCT - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн. частот по при...	4.582	0.752	1.000	0.958	0.555	0.112	0.112	0.112	0.832	1.00	0.00
3. PRCT - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.766	0.036	0.953	0.998	0.975	0.650	0.106	0.059	0.036	0.917	0.94
3. PRCT - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн. частот по при...	4.468	0.754	1.000	0.960	0.548	0.109	0.109	0.109	0.834	1.00	0.00
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс зна...	0.219	1.000	0.981	0.990	0.489	0.245	0.245	0.245	1.000	0.83	0.83
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	1.843	0.841	1.000	0.913	0.389	0.068	0.068	0.068	0.850	1.00	0.00
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс зна...	0.226	1.000	0.980	0.990	0.490	0.246	0.246	0.246	1.000	0.83	0.83
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	1.882	0.843	1.000	0.915	0.404	0.078	0.061	0.061	0.869	1.00	0.00
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактил.	Семантический резонанс зна...	0.106	0.009	0.993	0.999	0.996	0.588	0.342	0.026	0.009	0.957	0.96
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактил.	Сумма знаний	0.058	0.009	0.996	0.999	0.997	0.562	0.294	0.015	0.009	0.975	0.98
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.079	1.000	0.993	0.997	0.494	0.253	0.253	0.253	1.000	0.88	0.88
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	1.107	0.855	1.000	0.922	0.260	0.014	0.038	0.038	0.872	1.00	0.00
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.082	1.000	0.993	0.996	0.483	0.252	0.252	0.252	1.000	0.88	0.88
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	1.152	0.858	1.000	0.924	0.279	0.015	0.037	0.037	0.883	1.00	0.00
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	0.234	0.986	0.982	0.984	0.594	0.155	0.048	0.048	0.925	0.86	0.86
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер.	Сумма знаний	2.172	0.003	0.808	1.000	0.694	0.381	0.031	0.080	0.826	0.95	0.95
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве.	Семантический резонанс зна...	0.241	0.985	0.982	0.983	0.591	0.159	0.041	0.080	0.935	0.86	0.86
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве.	Сумма знаний	2.270	0.006	0.814	0.999	0.697	0.413	0.041	0.073	0.849	0.96	0.96

Рисунок 12 – 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 INF3:



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

На рисунках 14 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в работе вместо более детального описания данного режима.

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

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

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.

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

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и 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 относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:

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

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

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

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

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

$$Precision = TP / (TP + FP) - \text{точность модели};$$

$$Recall = TP / (TP + FN) - \text{полнота модели};$$

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

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

$$SPrecision = STP / (STP + SFP) - \text{точность с учетом сумм уровней сходства};$$

$$SRecall = STP / (STP + SFN) - \text{полнота с учетом сумм уровней сходства};$$

$$STP - \text{Сумма модулей сходства истинно-положительных решений}; STN - \text{Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений};$$

$$SFP - \text{Сумма модулей сходства ложно-положительных решений}; SFN - \text{Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений};$$

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

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

$$APrecision = ATP / (ATP + AFP) - \text{точность с учетом средних уровней сходства};$$

$$ARecall = ATP / (ATP + AFN) - \text{полнота с учетом средних уровней сходства};$$

$$ATP = STP / TP - \text{Среднее модулей сходства истинно-положительных решений}; AFN = SFN / FN - \text{Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений};$$

$$AFP = SFP / FP - \text{Среднее модулей сходства ложно-положительных решений}; AFN = SFN / FN - \text{Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений};$$

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

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

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

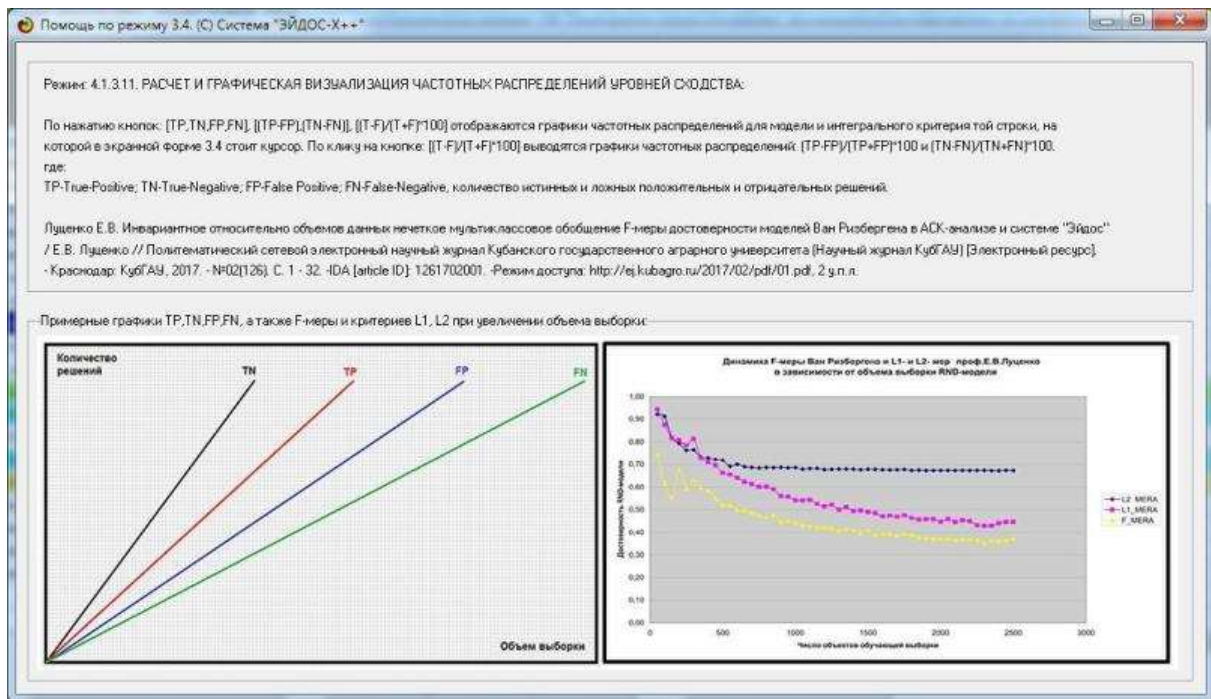


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей
3.5 Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 15). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

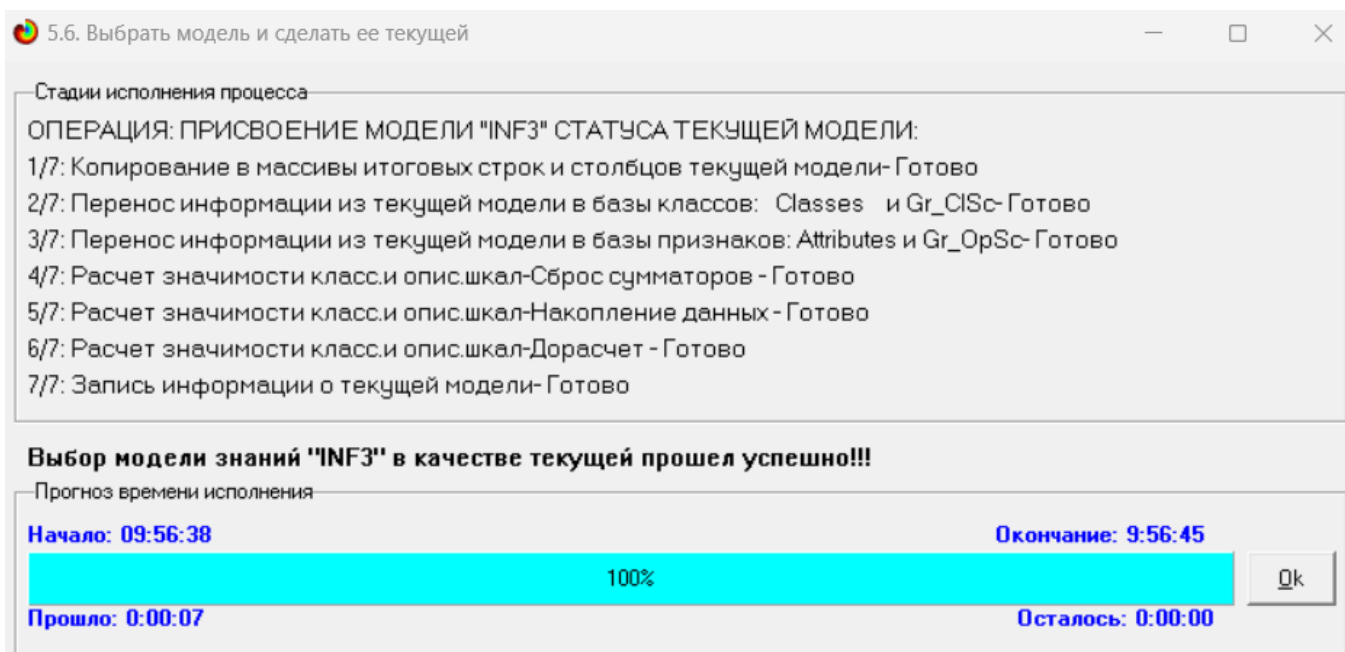
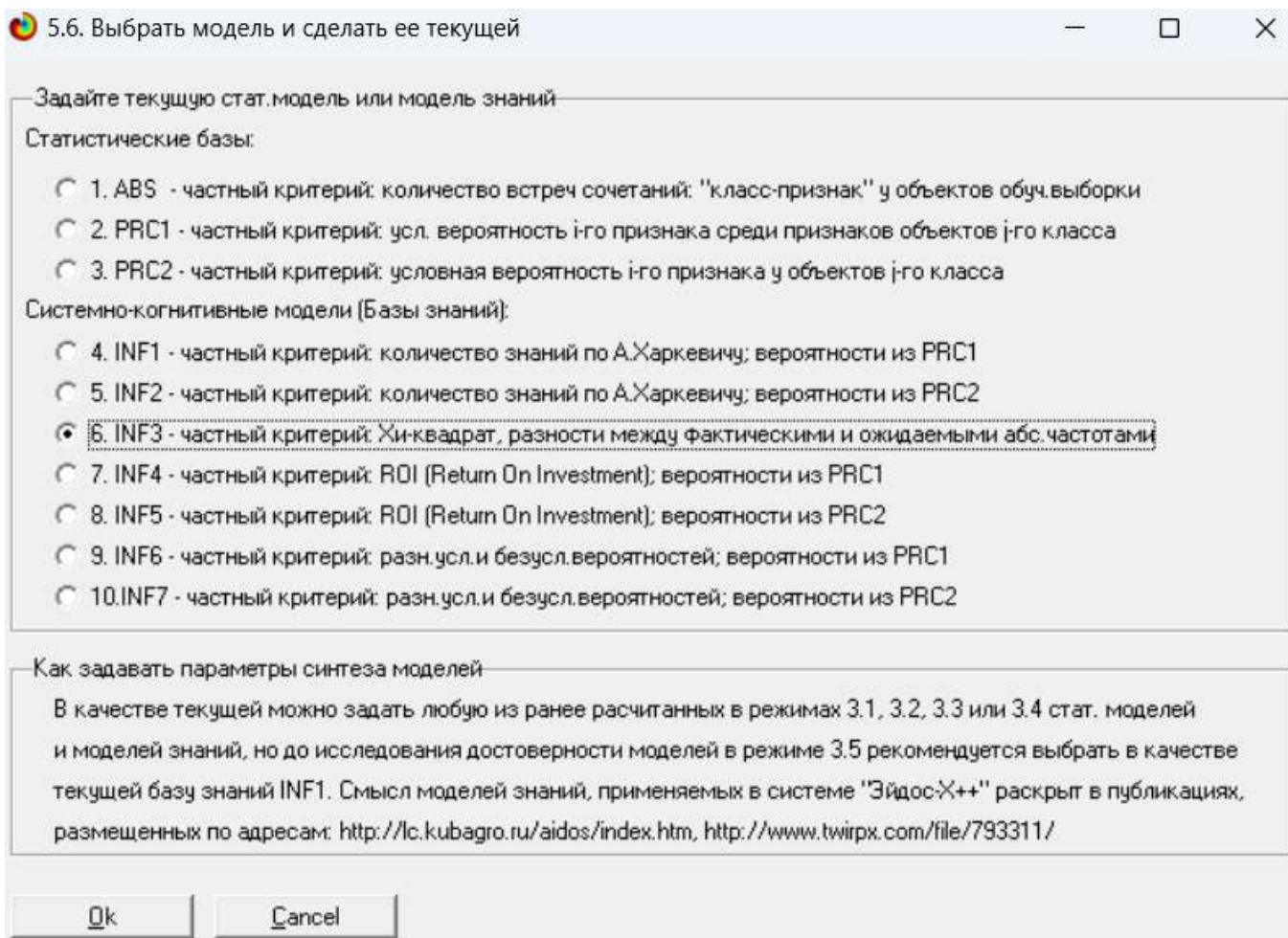


Рисунок 15. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

3.6 Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

При решении задачи идентификации каждый объект распознаваемой выборки сравнивается по всем своим признакам с каждым из обобщенных образов классов. Смысл решения задачи идентификации заключается в том, что при определении принадлежности конкретного объекта к обобщенному образу

классу об этом конкретном объекте **по аналогии** становится известно все, что известно об объектах этого класса, по крайней мере, самое существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.

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

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда с разработкой и реализацией в системе «Эйдос» 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 Интегральные 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: M – количество градаций описательных шкал (признаков)

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

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

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

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

3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс 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:

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

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

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ — вектор состояния j -го класса; $\vec{L}_i = \{L_i\}$ — вектор состояния

распознаваемого объекта (состояния или явления), включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

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

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

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij}-\bar{I}_j}{\sigma_i}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i-\bar{L}}{\sigma_i}$. 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 **не метрическую** природу, т.е. он является мерой сходства векторов класса и объекта, но не расстоянием между ними, а косинусом угла между ними, т.е. это межсекторное или информационное расстояние. Поэтому его применение является корректным в **не ортонормированных** пространствах, которые, как правило, и встречаются

на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

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

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

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

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

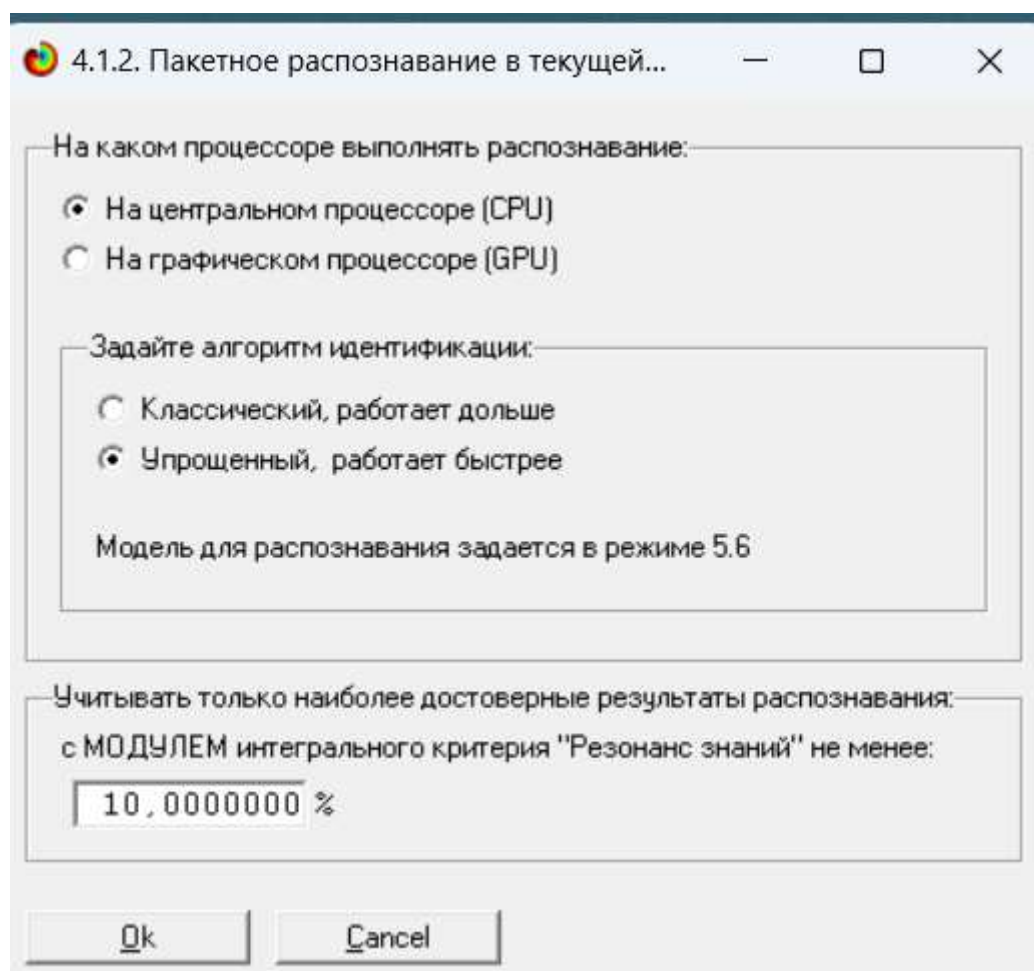
На рисунках 17 приведены экранные формы режима идентификации и прогнозирования 4.1.2 системы «Эйдос»:

3.6.4 Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»

В АСК-анализе разработаны, а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК-анализа или

сценарном АСК-анализе. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более что они подробно освещены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах 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 16):



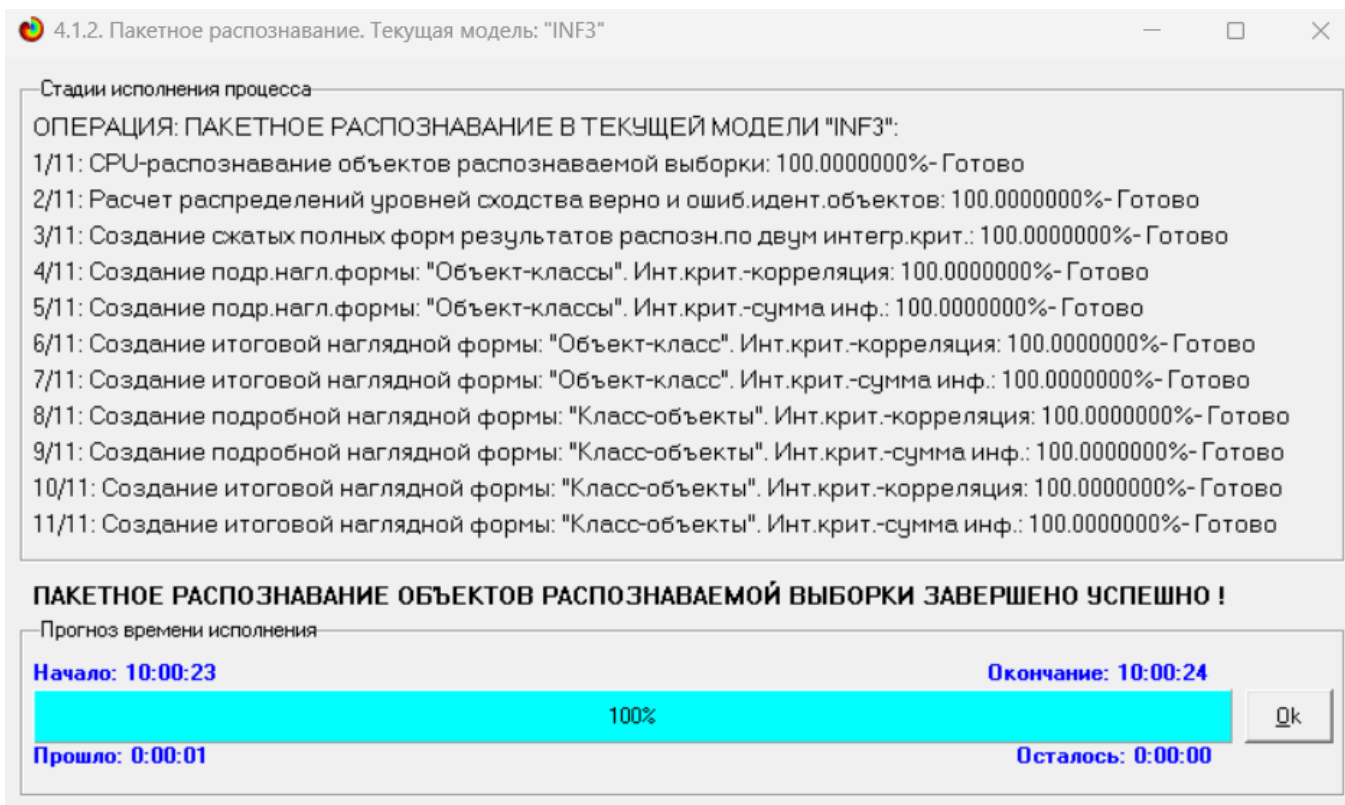


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования
 По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14 (рисунок 17):

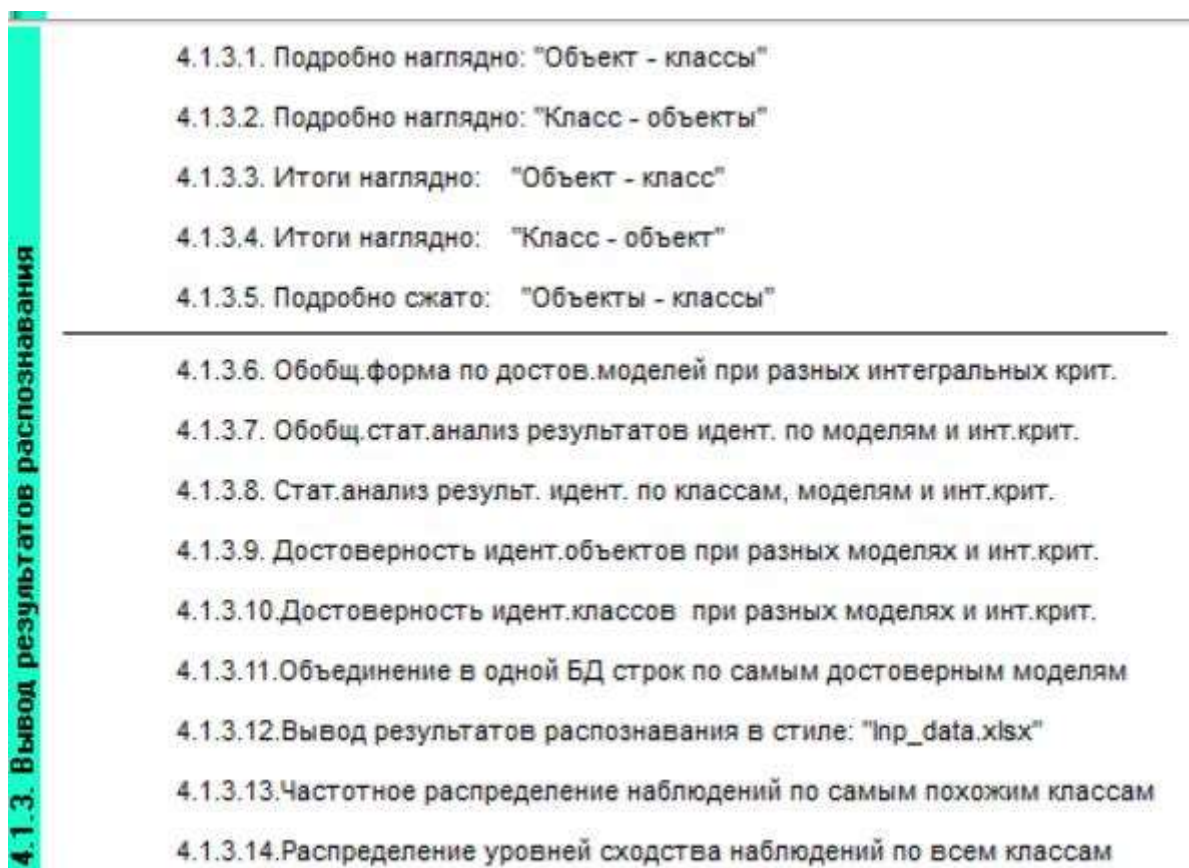


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

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 19)

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	YEAR-1/3-{1900.0000000, 1902.3333333}	1,1663459	164	64,0000000
2	YEAR-2/3-{1902.3333333, 1904.6666667}	0,5722133	29	12,0000000
3	YEAR-3/3-{1904.6666667, 1907.0000000}	1,0454007	65	24,0000000

SWOT-анализ класса:1 "YEAR-1/3-{1900.0000000, 1902.3333333}" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
105	TYPE-Stratovolcano	4.736
53	LOCATION-W Indies	2.550
73	LATITUDE-9/12-{14.5073333, 21.0857500}	2.550
80	LONGITUDE-4/12-{85.2687500, -56.1833333}	2.550
109	VEI-4.0000000	2.550
36	NAME-Pelee	2.186
60	COUNTRY-Martinique	2.186
5	MONTH-5.0000000	1.822
59	COUNTRY-Japan	1.457
87	LONGITUDE-11/12-{118.3291667, 147.4145833}	1.457
113	AGENT-P	1.457
93	ELEVATION (M)-5/12-{1511.0000000, 1790.2500000}	1.093
92	ELEVATION (M)-4/12-{1231.7500000, 1511.0000000}	0.915
7	MONTH-7.0000000	0.729

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
104	TYPE-Shield volcano	-3.450
94	ELEVATION (M)-6/12-{1790.2500000, 2069.5000000}	-2.543
77	LONGITUDE-1/12-{172.5250000, -143.4395833}	-2.543
62	COUNTRY-Samoa	-2.543
51	LOCATION-Samoa-Sw Pacific	-2.543
38	NAME-Sava'i	-2.543
107	VEI-2.0000000	-2.357
68	LATITUDE-4/12-{18.3847500, -11.8063333}	-2.178
118	AGENT-W	-1.907
83	LONGITUDE-7/12-{1.9875000, 31.0729167}	-1.271
58	COUNTRY-Italy	-1.271
54	COUNTRY-Comoros	-1.271
46	LOCATION-Italy	-1.271
45	LOCATION-Indian O-W	-1.271

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

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

SWOT-диаграмма

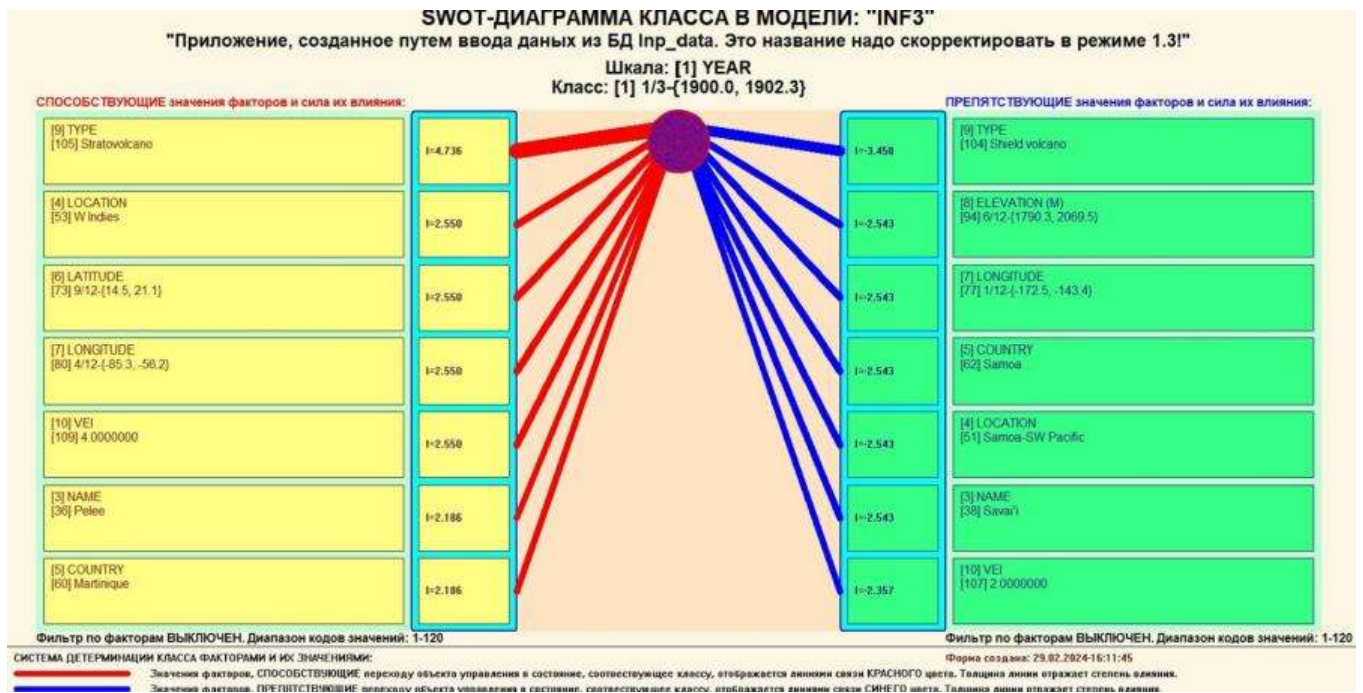


Рисунок 19. Примеры экранных формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

На первом рисунке 19 приведена экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой экранной форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

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

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

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

значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

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

Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 20).

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.

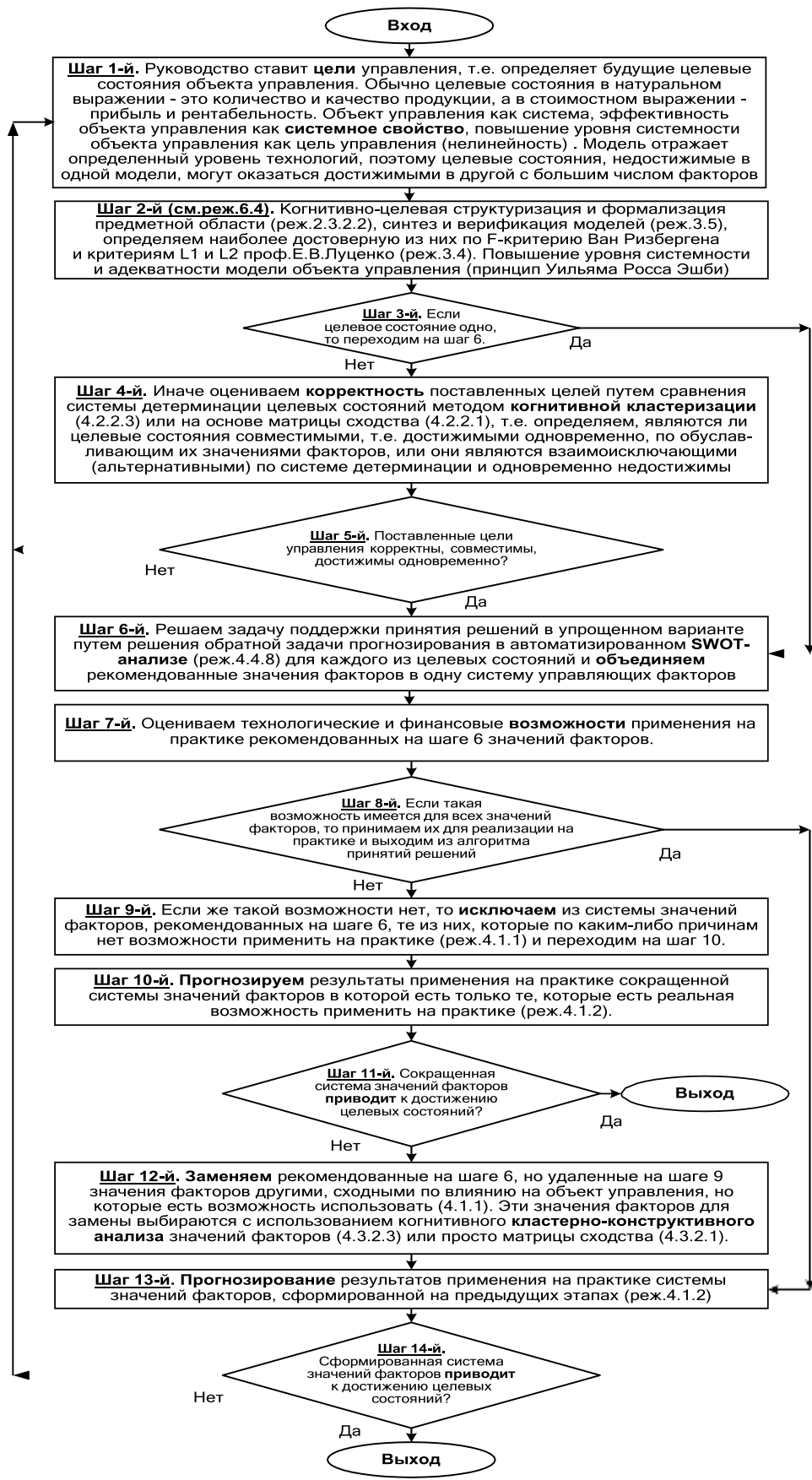


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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.

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).

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 21:



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.

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

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

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

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, 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 22

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

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

Код	Наименование значения фактора
1	MONTH-1.0000000
2	MONTH-2.0000000
3	MONTH-3.0000000
4	MONTH-4.0000000
5	MONTH-5.0000000
6	MONTH-6.0000000

SWOT-анализ значения фактора: 1 "MONTH-1.0000000" в модели: 6 "INF3"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влиян...
1	YEAR-1/3-(1900.0000000, 1902.3333333)	0.364

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
3	YEAR-3/3-(1904.6666667, 1907.0000000)	-0.252
2	YEAR-2/3-(1902.3333333, 1904.6666667)	-0.112

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

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

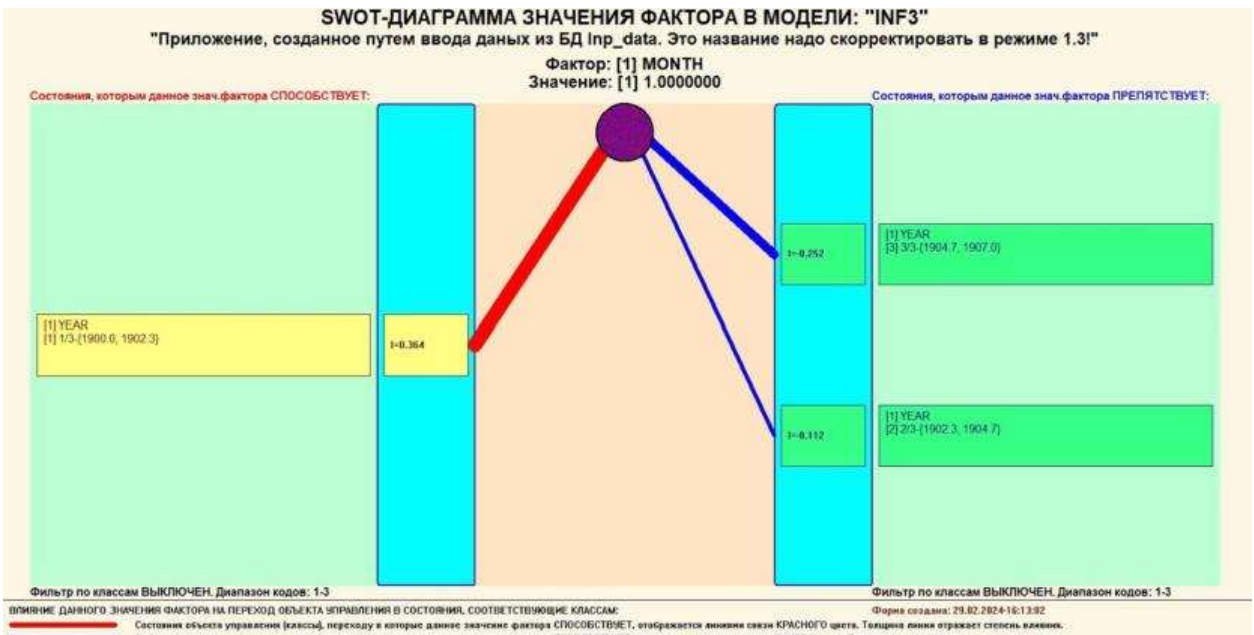


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке 22 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в

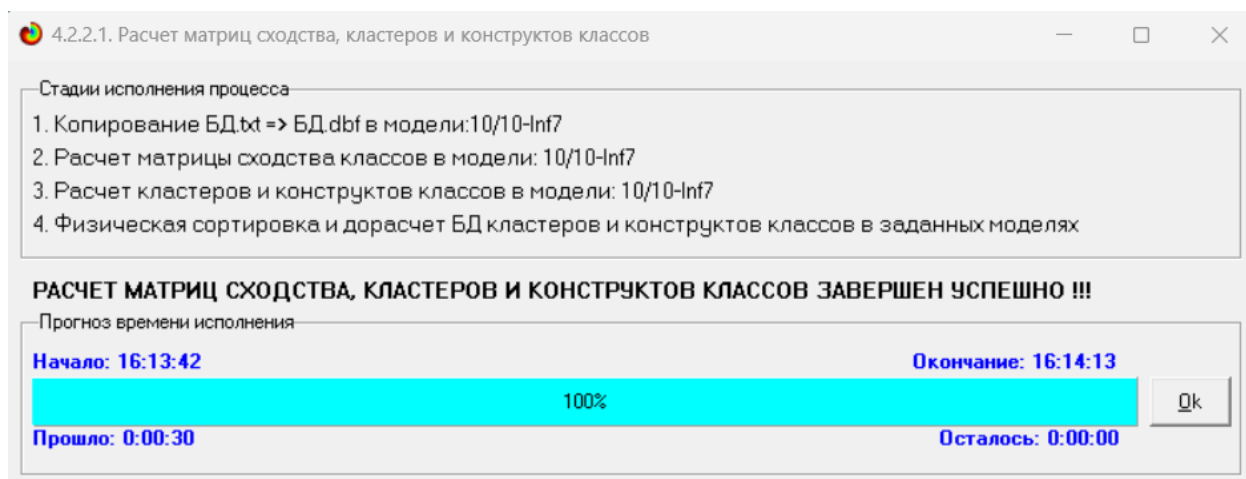
состояния, соответствующие различным классам. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) 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 24);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе) (режим 4.2.2.3) (рисунок 25);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 26).

На рисунке 23 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:



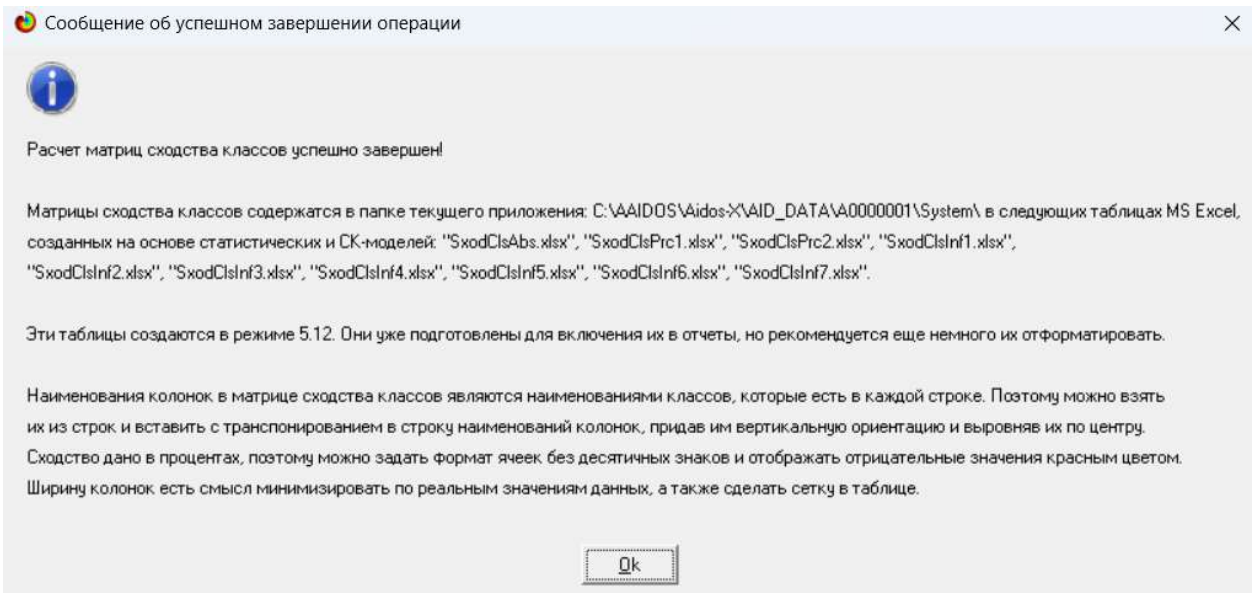


Рисунок 22. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

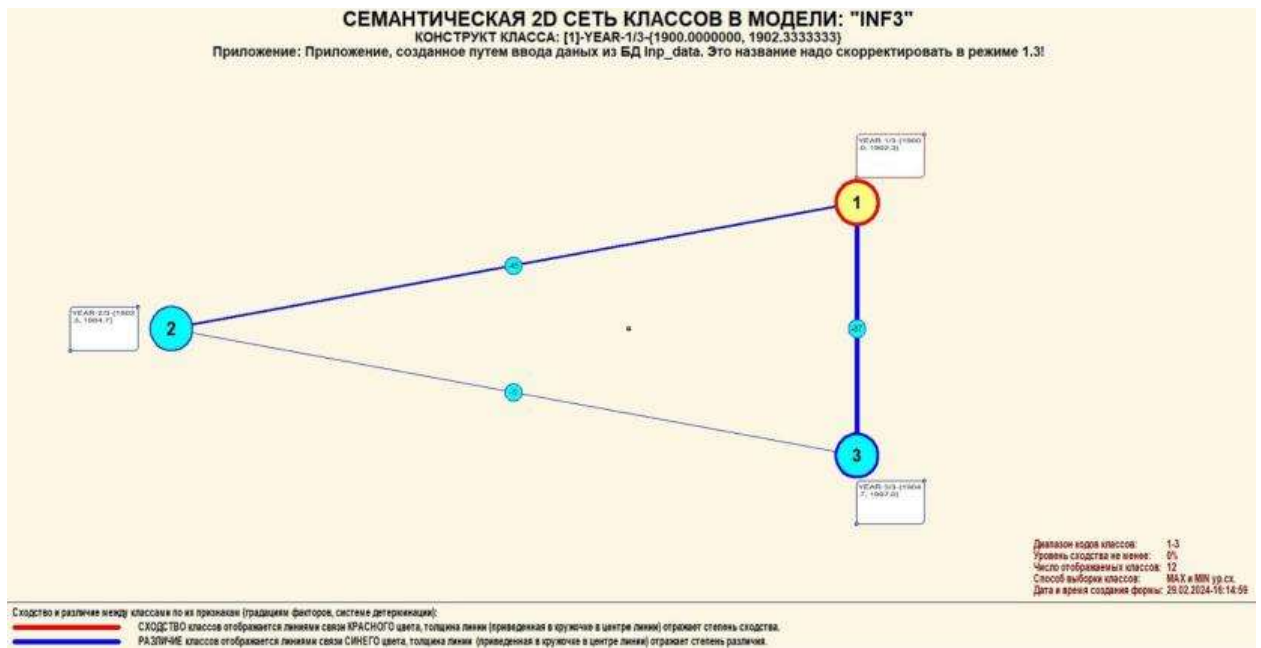


Рисунок 23. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

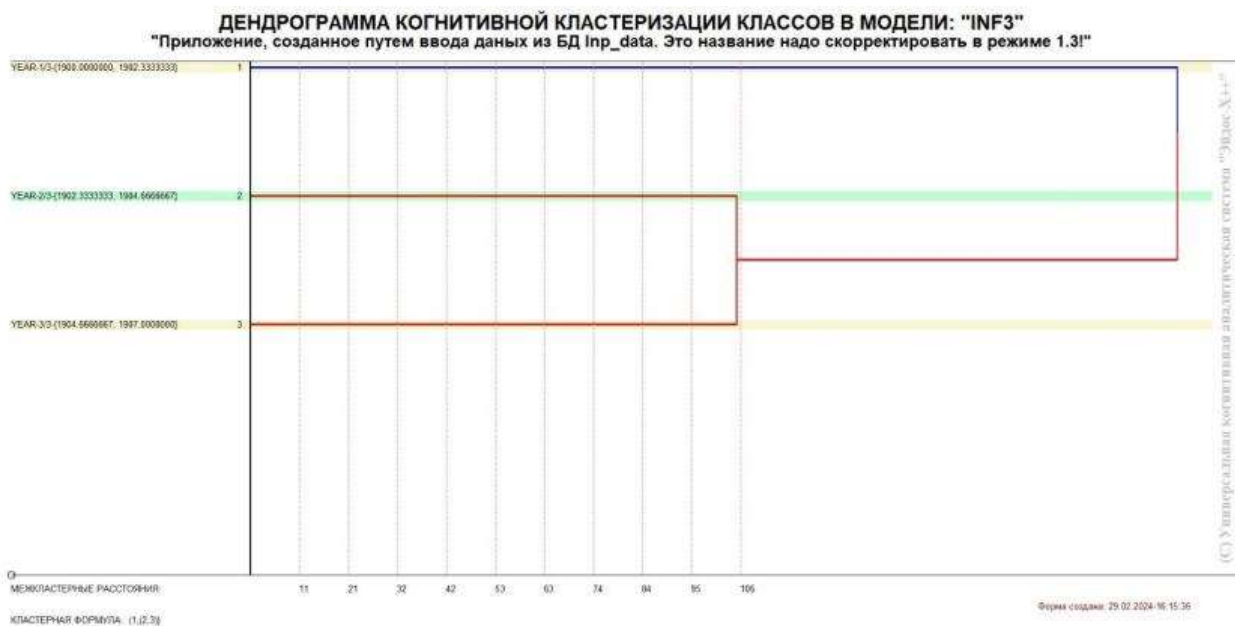


Рисунок 24. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

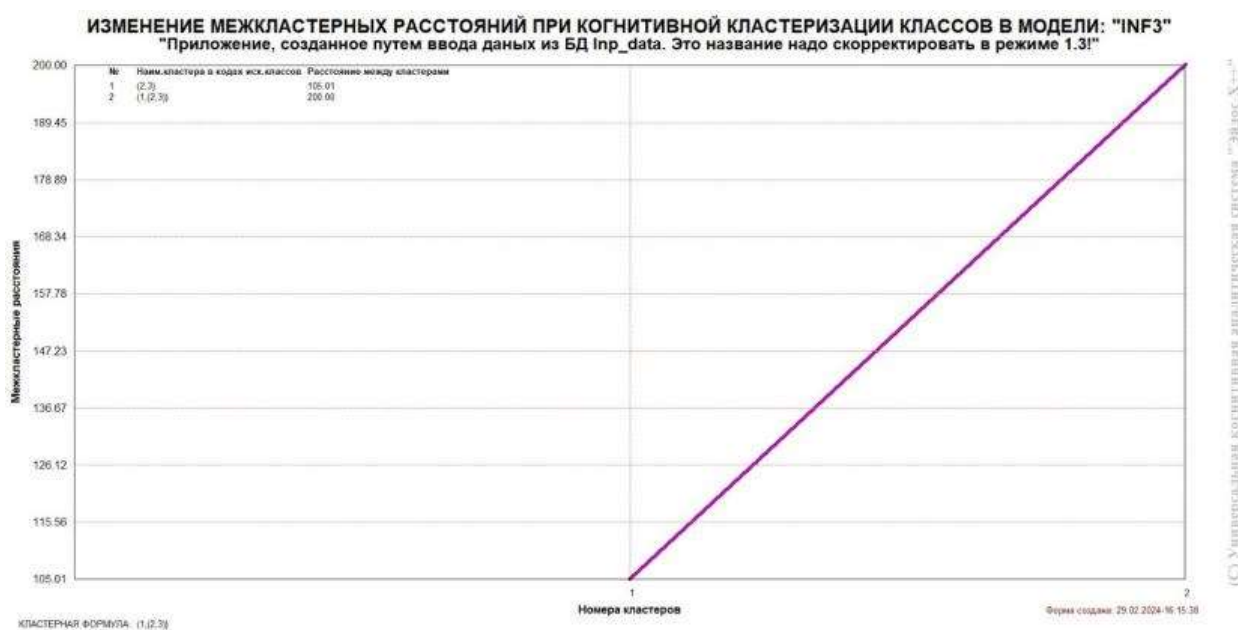


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) 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 28);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате

когнитивной (истинной) кластеризации признаков (предложена автором в 2011 году в работе) (режим 4.3.2.3) рисунок 29);

На рисунке 27 представлены экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

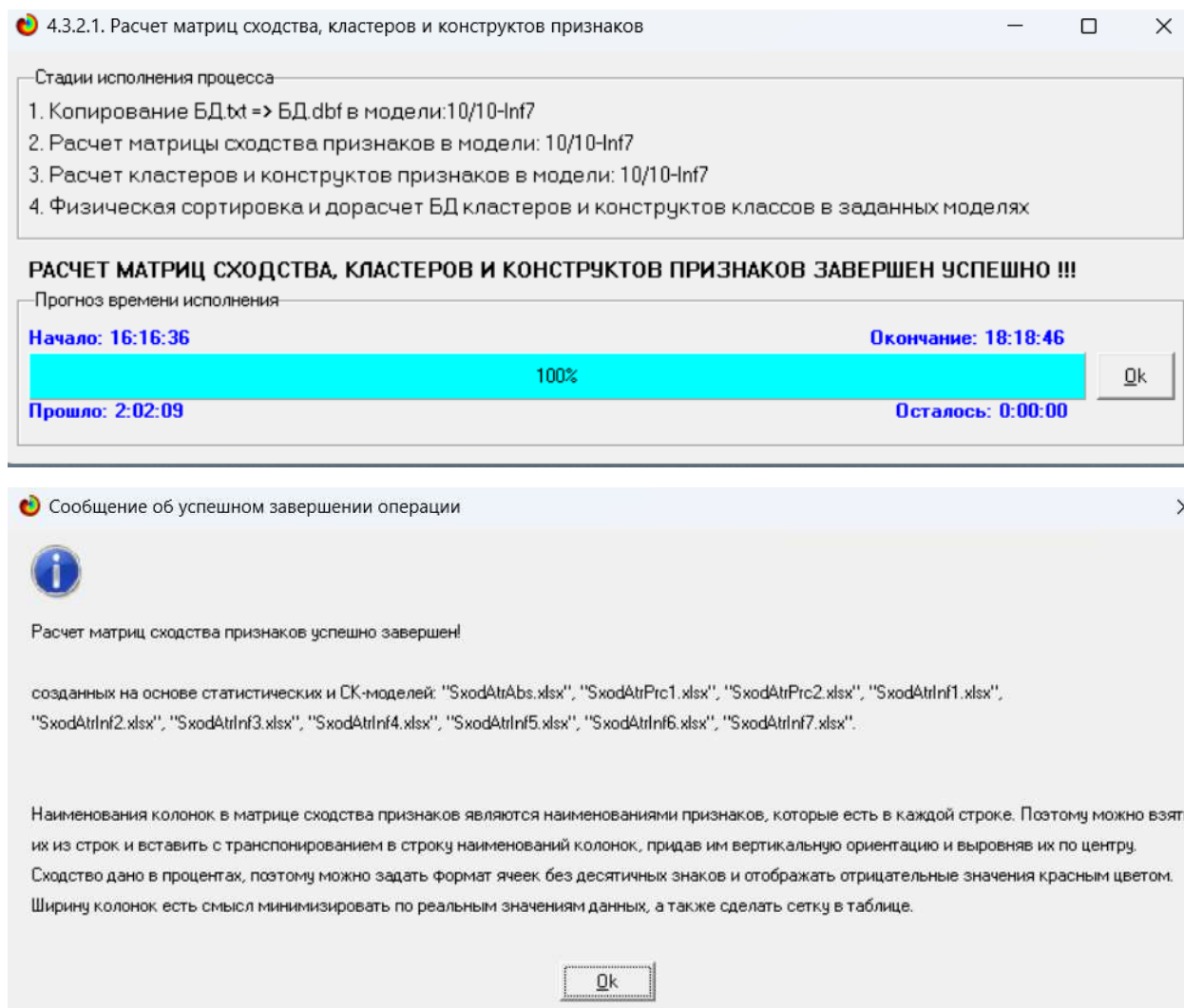


Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

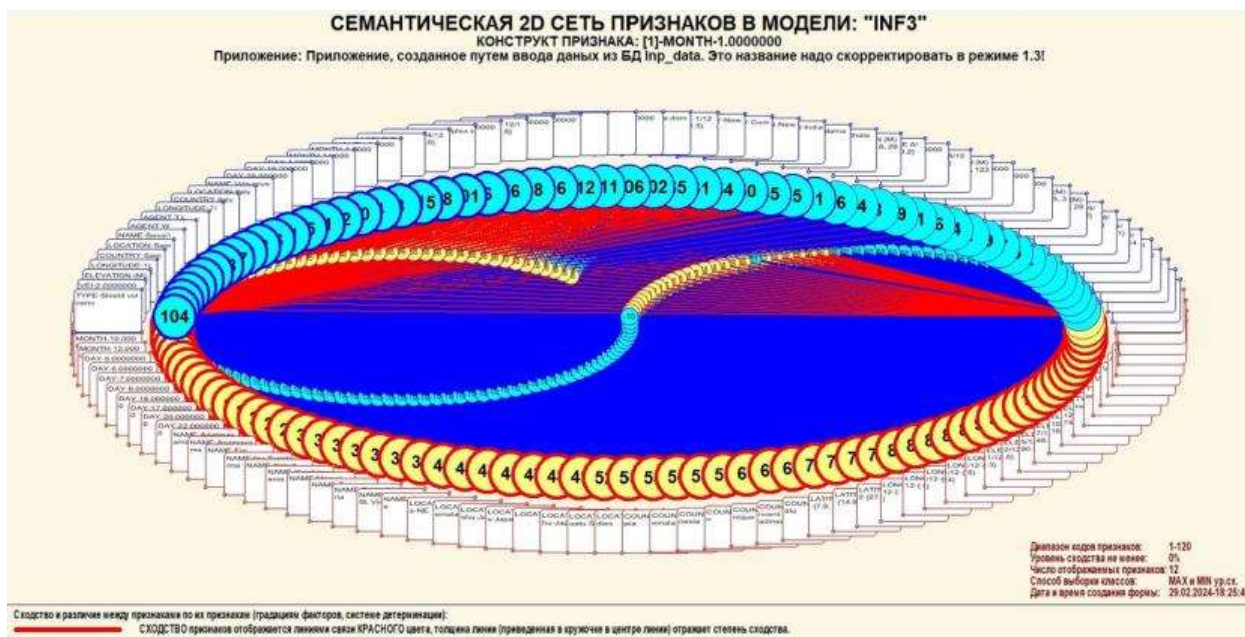


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

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:

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

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	YEAR-1/3-(1900.0000000, 1902.3333333)
2	YEAR-2/3-(1902.3333333, 1904.6666667)
3	YEAR-3/3-(1904.6666667, 1907.0000000)

Подготовка визуализации нейрона: 1 "YEAR-1/3-(1900.0000000, 1902.3333333)" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
105	TYPE-Stratovolcano	4.736
53	LOCATION-W Indies	2.550
73	LATITUDE-9/12-(-14.5073333, 21.0857500)	2.550
80	LONGITUDE-4/12-(-85.2687500, -56.1833333)	2.550
109	VEI-4.0000000	2.550
36	NAME-Pelee	2.186
60	COUNTRY-Martinique	2.186
5	MONTH-5.0000000	1.822
59	COUNTRY-Japan	1.457
87	LONGITUDE-11/12-(-110.2201667, 143.4145000)	1.457

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
104	TYPE-Shield volcano	-3.450
94	ELEVATION (M)-6/12-(1790.2500000, 2069.5000000)	-2.543
77	LONGITUDE-1/12-(-172.5250000, -143.4395833)	-2.543
62	COUNTRY-Samoa	-2.543
51	LOCATION-Samoa-SW Pacific	-2.543
38	NAME-Sava'i	-2.543
107	VEI-2.0000000	-2.357
68	LATITUDE-4/12-(-18.3847500, -11.8063333)	-2.178
118	AGENT-W	-1.907
82	LONGITUDE-2/12-(-107.5000000, -81.0700000)	-1.771

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

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

Сортировать рецепторы: по информативности по модулю информативности

Отображать рецепторы: с наименованиями только с кодами

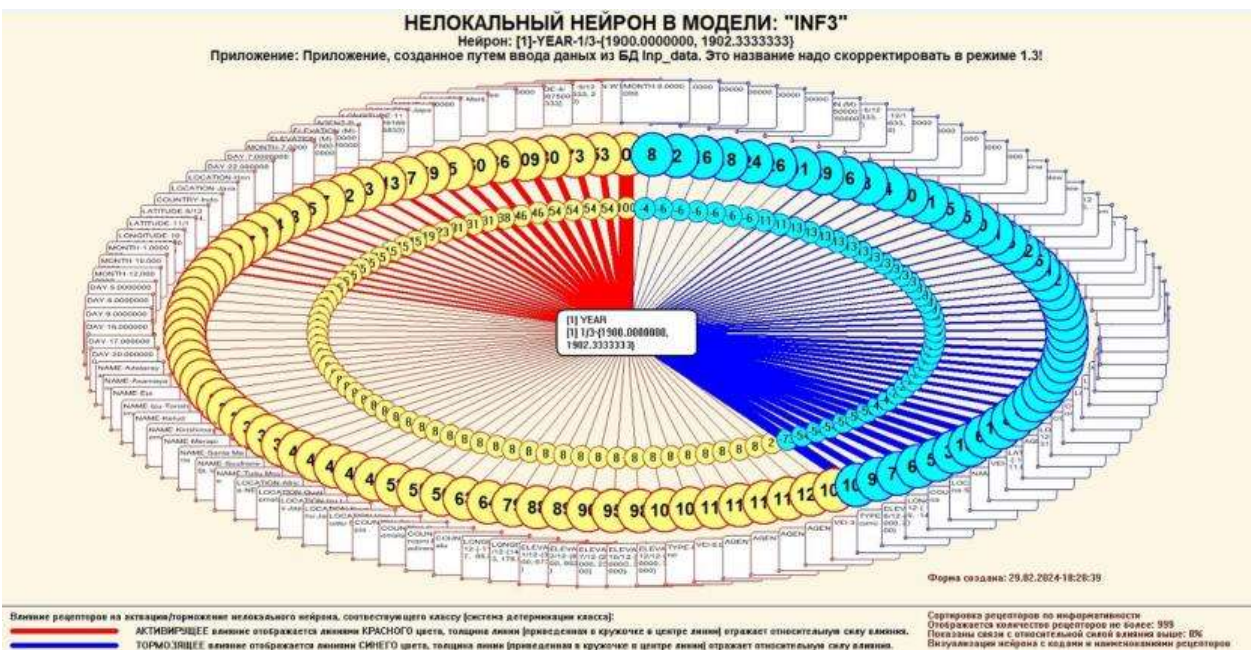


Рисунок 29. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5 Нелокальная нейронная сеть

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

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 30). 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.

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	YEAR-1/3-{1900.0000000, 1902.3333333}
<input checked="" type="checkbox"/>	2	YEAR-2/3-{1902.3333333, 1904.6666667}
<input checked="" type="checkbox"/>	3	YEAR-3/3-{1904.6666667, 1907.0000000}

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

Подготовка визуализации нейрона: 1 "YEAR-1/3-{1900.0000000, 1902.3333333}" в модели: 6 "INF3"

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

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
105	TYPE-Stratovolcano	4.736
53	LOCATION-W Indies	2.550
73	LATITUDE-9/12-{14.5073333, 21.0857500}	2.550
80	LONGITUDE-4/12-{-85.2687500, -56.1833333}	2.550
109	VEI-4.0000000	2.550
36	NAME-Pelee	2.186
60	COUNTRY-Martinique	2.186
5	MONTH-5.0000000	1.822
59	COUNTRY-Japan	1.457
67	LONGITUDE-7/12-{-110.3316667, -117.4140000}	1.457

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
104	TYPE-Shield volcano	-3.450
94	ELEVATION (M)-6/12-{-1790.2500000, 2069.5000000}	-2.543
77	LONGITUDE-1/12-{-172.5250000, -143.4395833}	-2.543
62	COUNTRY-Samoa	-2.543
51	LOCATION-Samoa-SW Pacific	-2.543
38	NAME-Sava'i'i	-2.543
107	VEI-2.0000000	-2.357
68	LATITUDE-4/12-{-18.3847500, -11.8063333}	-2.178
118	AGENT-W	-1.907
63	LONGITUDE-2/12-{-160.7500000, -11.0730167}	-1.974

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

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

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

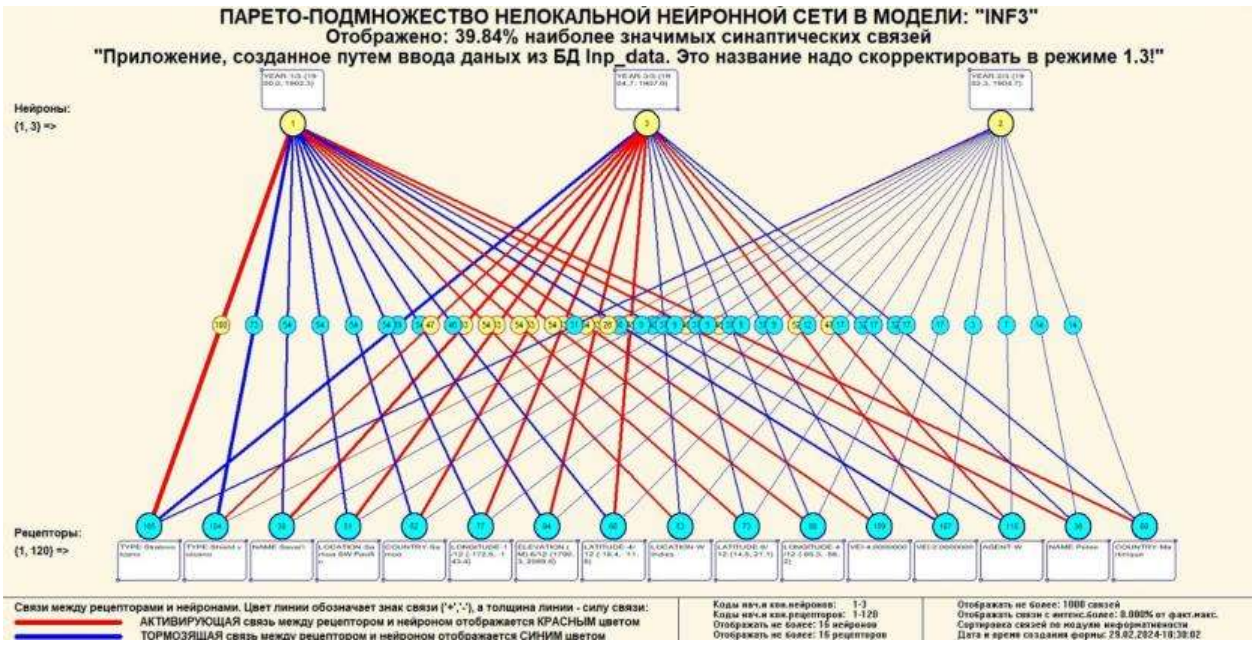


Рисунок 30. Нейронная сеть в СК-модели INF3

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 31):

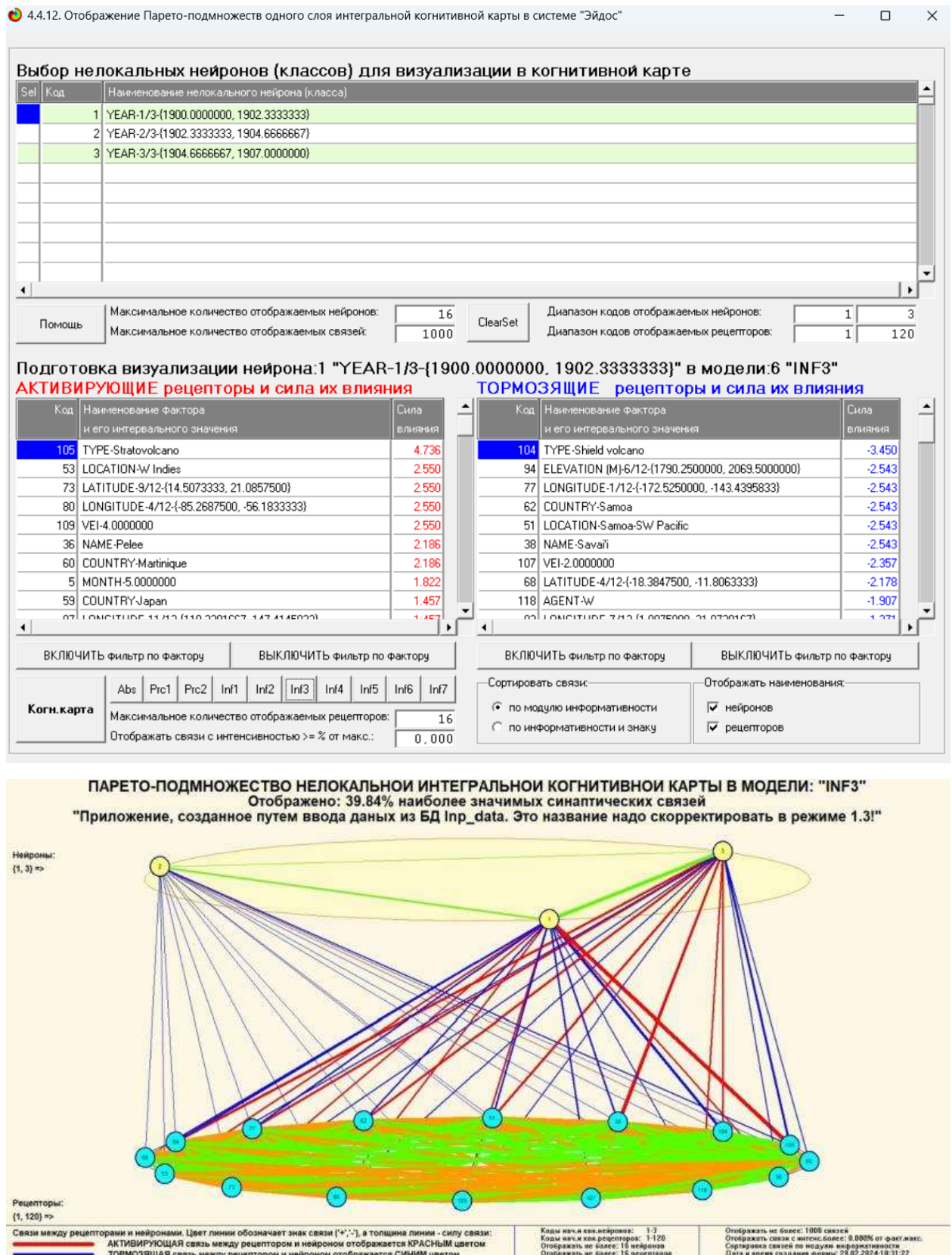


Рисунок 31. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе на странице 52. Позже об этом писалось в работе 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 32. Всего системой в данной модели генерируется 9 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся.

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	YEAR-1/3-(1900.0000000, 1902.3333333}
2	YEAR-2/3-(1902.3333333, 1904.6666667}
3	YEAR-3/3-(1904.6666667, 1907.0000000}

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

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬ	1	120
1	MONTH	1	11
2	DAY	12	26
3	NAME	27	41
4	LOCATION	42	53
5	COUNTRY	54	64

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Класс для левого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Класс для правого инф.портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Описат.шкала для левого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬ
Описат.шкала для правого инф.портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬ
Модели, заданные для расчета: Inf3

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

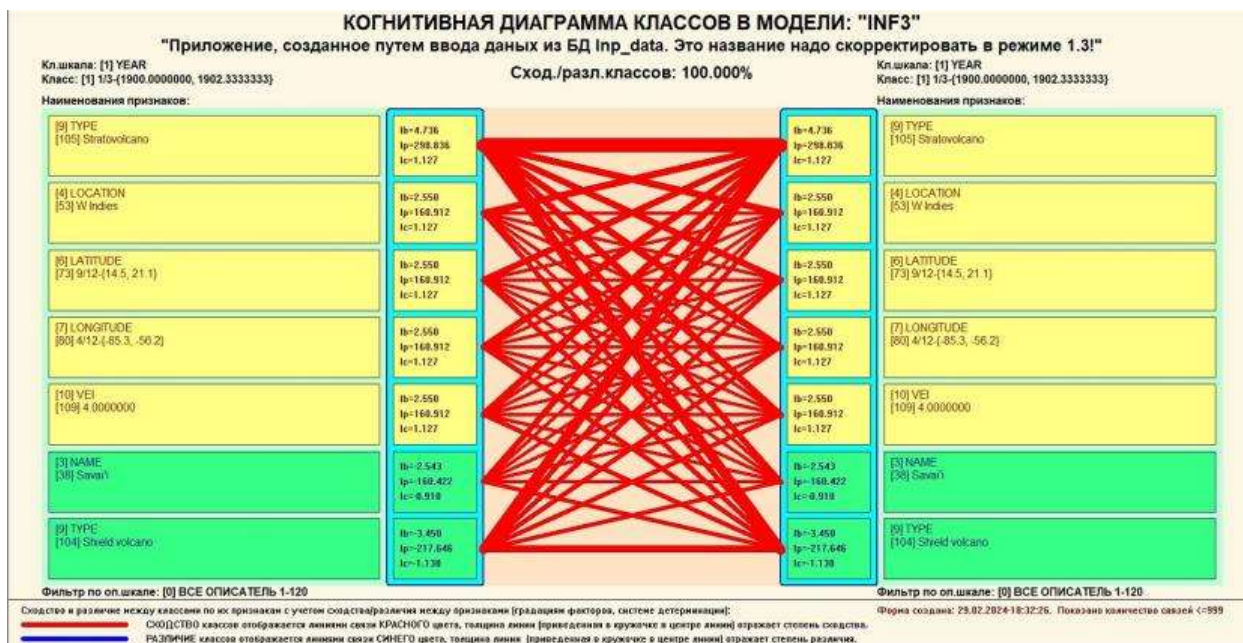


Рисунок 32. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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.

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 33.

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	MONTH-1.0000000
2	MONTH-2.0000000
3	MONTH-3.0000000
4	MONTH-4.0000000
5	MONTH-5.0000000
6	MONTH-6.0000000

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

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование классификационной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ	1	3
1	YEAR	1	3

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

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

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа



Рисунок 32. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, 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.

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 33). 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. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах.

4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

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

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

Задайте нужный режим:

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

— 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

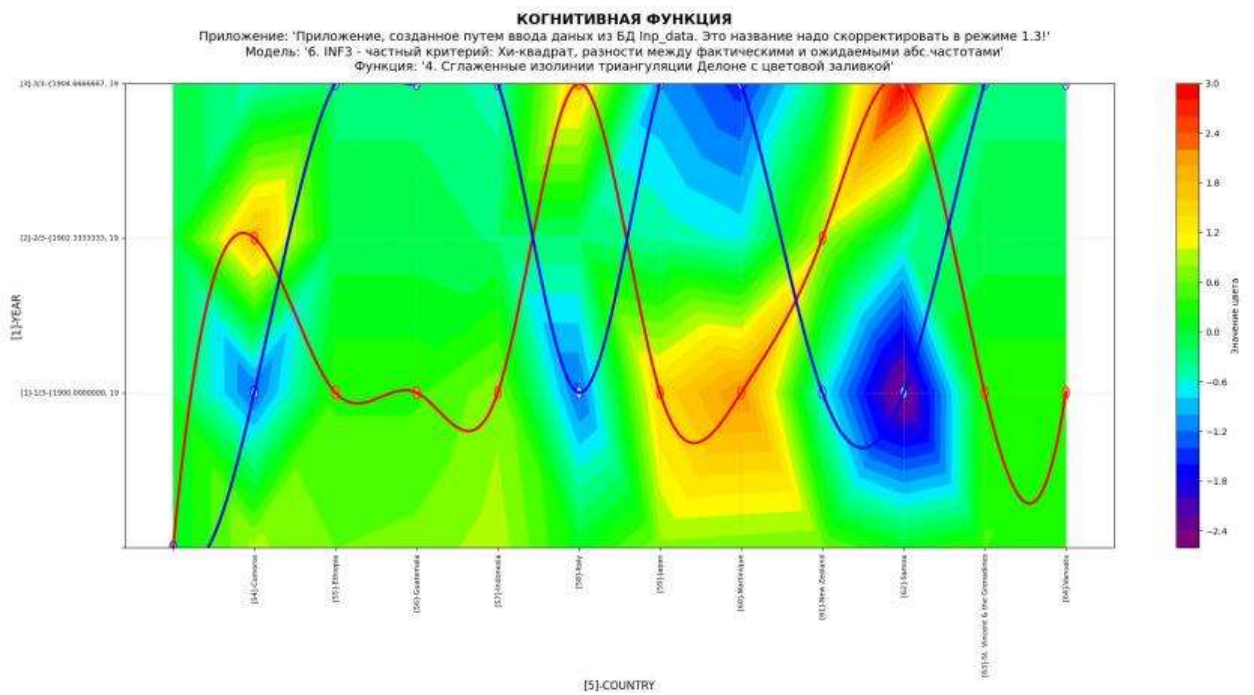


Рисунок 33. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3

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

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.

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 информативности (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 34 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:

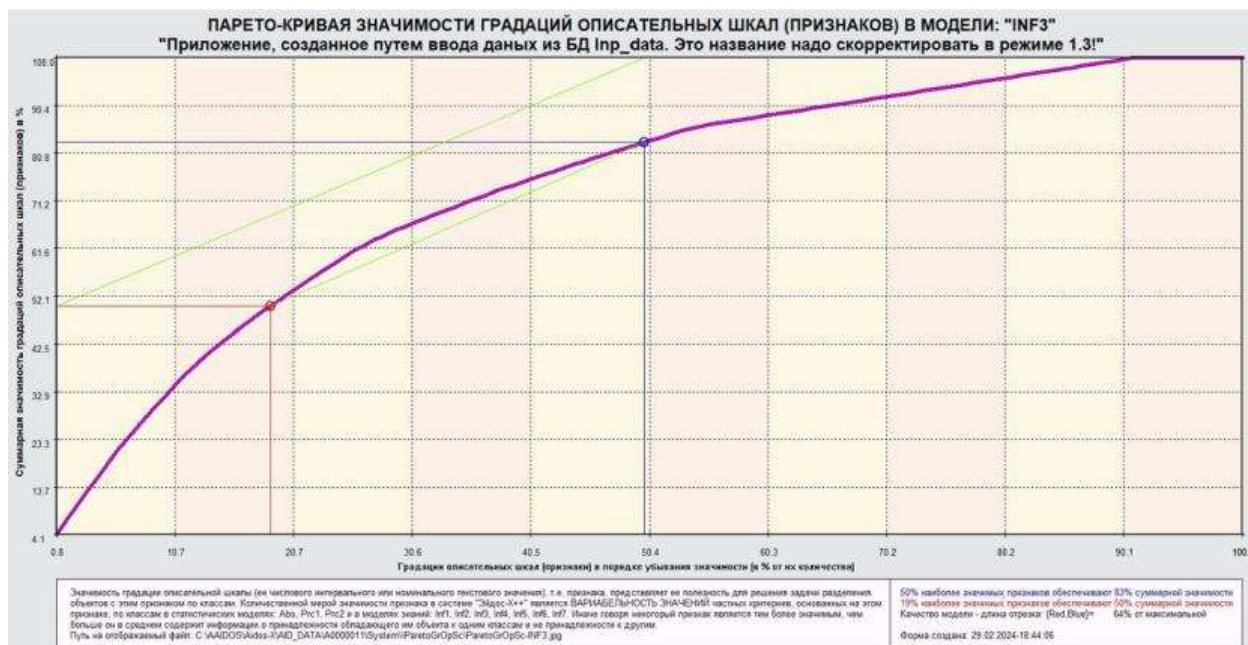


Рисунок 34. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3

Из рисунка 34 видно, что примерно пятая часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 85% суммарного влияния.

3.8.11 Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

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

Степень детерминированности (обусловленности) всей

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

На рисунках 35 приведены экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:

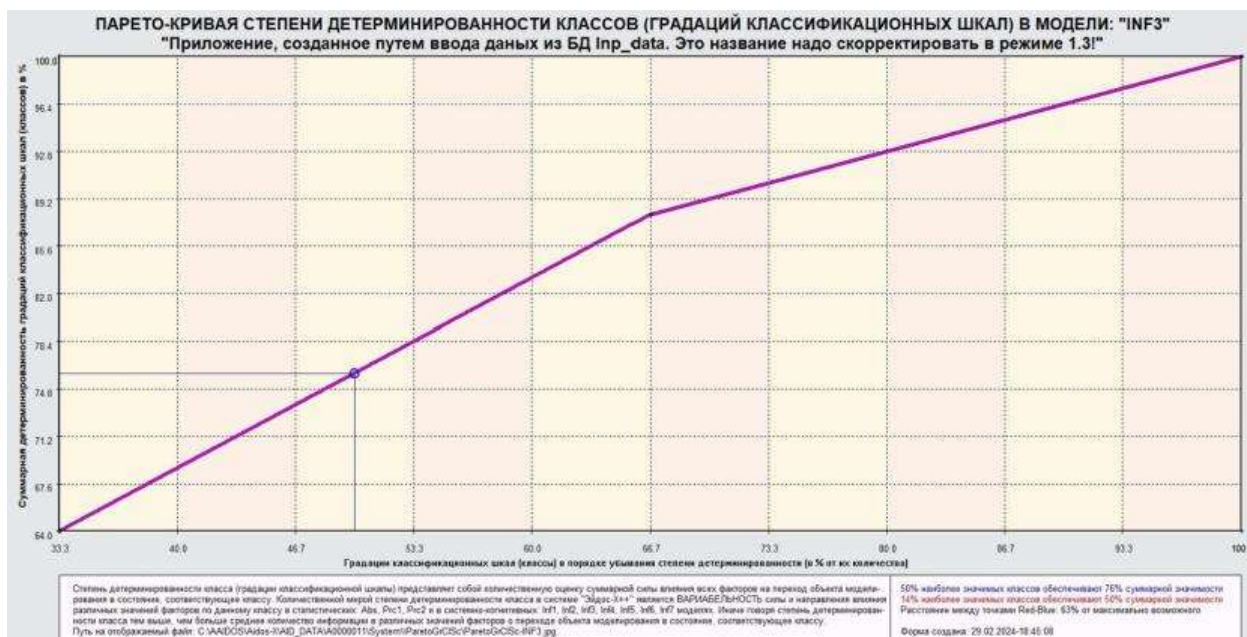


Рисунок 35. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

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

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы, на исходных данных которой они основаны. С другой стороны, применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области. 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.

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 выполнена задача прогнозирования извержения вулканов. Используя полученные знания о взаимосвязях, мы решали 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

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