

**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 систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ зависимости кол-ва продаж в регионах от жанров
видеоигр»

Выполнил студент группы: ИТ2342 Трушин Данил Евгеньевич

Допущен к защите _____

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

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен _____

(дата)

Оценка отлично

Краснодар
2025

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 Трушина Данила Евгеньевича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2342
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ зависимости кол-ва продаж в регионах от жанров видеоигр»

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 корректности постановки цели и задач исследования	5
2	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	5
3	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
4	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	5
5	Применение современных технологий обработки информации	5
6	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	5
7	Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта)	5
8	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы _____

Недостатки работы _____

Итоговая оценка при защите отлично

Рецензент  (Е. В. Луценко)

«»2025 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 87 страниц, 39 рисунков, 19 таблиц, 49 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS-X, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ.

Целью работы является проведение анализа видеоигр с целью определения характеристик, влияющих на их продажи.

Объект исследования – выявление зависимостей уровня продаж видеоигр от различных факторов.

Предмет исследования – выявление зависимостей продаж видеоигр на основе данных о жанре, платформе и региональных предпочтениях.

Для достижения поставленной цели необходимо провести анализ методов формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ).....	6
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	6
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	6
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	7
2. METHODS (МЕТОДЫ).....	7
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	7
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.....	8
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» КАК ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	8
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	11
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....	13
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	13
3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	13
3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	13
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	14
3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	14
3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе	14
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....	21
3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	21
3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	29
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	32
3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	32
3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	33
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	36
3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	36
3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе	36
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	37
3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	37
3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»	38
3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	39
3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	40
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»	41
3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ.....	43
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	43
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	43
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос».....	45
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	46
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	46
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»	50
3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	50
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	50
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	50
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	50
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	53

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	53
3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе	53
3.8.3. <i>Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал</i>	55
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	55
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	55
3.8.4. <i>Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны</i>	58
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	58
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	59
3.8.5. <i>Нелокальная нейронная сеть</i>	61
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	61
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе	62
3.8.6. <i>3D-интегральные когнитивные карты</i>	63
3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	63
3.8.6.2. Конкретное решение задачи в данной работе	64
3.8.7. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	65
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	65
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе	65
3.8.8. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	67
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	67
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе	67
3.8.9. <i>Когнитивные функции</i>	69
3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	69
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе	70
3.8.10. <i>Значимость описательных шкал и их градаций</i>	76
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	76
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе	77
3.8.11. <i>Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i>	79
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	79
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе	80
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	81
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	82
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	84

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Индустрия видеоигр является одной из самых быстрорастущих и прибыльных сфер развлечений, охватывающей миллионы игроков по всему миру. Важным направлением в исследовании данной отрасли является анализ факторов, влияющих на коммерческий успех видеоигр, поскольку понимание закономерностей продаж позволяет разработчикам и издателям более эффективно управлять своими продуктами и прогнозировать рыночные тенденции.

Одной из самых популярных игровых платформ последних лет является PlayStation 4 – консоль от компании Sony, выпущенная в 2013 году. За годы существования она стала платформой для множества успешных игровых проектов, включая такие хиты, как Grand Theft Auto V, Red Dead Redemption 2, Call of Duty: Black Ops 3, FIFA 18 и другие. Эти игры продемонстрировали высокие продажи, что делает их объектом интереса при анализе факторов, влияющих на успех видеоигр.

Основными характеристиками, способными оказывать влияние на продажи видеоигр, являются:

- жанр: различные жанры привлекают разные категории игроков;
- издатель: известные компании, такие как Rockstar Games, Activision и EA Sports, часто гарантируют высокие продажи благодаря узнаваемости бренда;
- год выпуска: новизна игр может играть ключевую роль в продажах, но также важен фактор устойчивого интереса к сайту;
- региональные предпочтения: спрос на видеоигры может различаться в зависимости от региона, что влияет на маркетинговые стратегии издателей.

-

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования – выявление зависимостей уровня продаж видеоигр от различных факторов.

Предмет исследования – выявление зависимостей продаж видеоигр на основе данных о жанре, платформе и региональных предпочтениях.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является низкая степень формализации факторов (описательных шкал), влияющих на объект моделирования, т.к. данные факторы формализуются в виде лингвистических (категориальных) переменных, значения которых имеют нечеткие границы. При этом значения классов измеряются в числовой шкале.

Таким образом, в работе решается **проблема** построения гибридной модели, включающей как номинальные (текстовые), так и числовые

шкалы. В результате работы должна быть сопоставлена обработка данных разных типов, представленных (формализуемых) в разных шкалах и разных единицах измерения.

Решение в данной работе проблемы сопоставимости при выявлении причинно-следственных связей между характеристиками дорожно-транспортных происшествий и их условиями, делает данную работу актуальной.

1.4. Цель работы

Цель работы состоит в решении поставленной **проблемы**.

Достижение поставленной цели обеспечивается решением задач и подзадач, являющихся этапами достижения цели. Конкретная формулировка этих задач зависит от метода решения проблемы, поэтому обоснованная формулировка будет дана в конце раздела, т.е. после обоснованного выбора метода решения проблемы и его краткого описания.

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

– Метод должен обеспечивать устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных (неточных) взаимозависимых (нелинейных) данных большой размерности числового или нечислового типа, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

– Метод решения проблемы не должен предъявлять чрезмерно строгих требований к исходным данным, которые практически невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально существуют.

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

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

Поиск в Internet математических методов и реализующих их программных систем, *одновременно* удовлетворяющих всем требованиям,

обоснованным для данной работы, показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время практически нет [1,2,3,4].

2.3. Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) как метод решения проблемы

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

Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко в 2001 году. На тот момент этот термин не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в интернете находится несколько тысяч сайтов с этим сочетанием слов².

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3].

Решение поставленной проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается *путем* метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Метризация достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в грациях номинальных шкал [8]. Для работы с лингвистическими переменными применяются стандартные возможности АСК-анализа [5].

2.4. Система «Эйдос» как инструментарий АСК-анализа

Система «Эйдос» является не единственной системой, обеспечивающей АСК-анализ.

Однако, когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++» обладает следующими преимуществами перед большинством систем:

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

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

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в абстрактной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>) и имеет 6 автоматизированных программных интерфейсов (API) для ввода данных из внешних источников данных различных типов: таблиц, текстов и графики. Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени в процессе создания моделей и их использования для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее модели (автоматические системы работают без такого участия человека);

- является одной из первых и наиболее популярных отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, не требующих от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта и программирования: есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

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

- имеет «нулевой порог входа»:

- содержит большое количество интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений: http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf, http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>), причем с актуальными исходными текстами (<http://lc.kubagro.ru/AidosALL.txt>): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора и разработчика системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 34 свидетельства РосПатента РФ);

- является «интерпретатором интеллектуальных моделей», т.е. с одной стороны является инструментальной оболочкой, позволяющей без какого-либо программирования создавать интеллектуальные приложения на основе [конфигуратора статистических и системно-когнитивных моделей](#), а с другой стороны является run-time системой или средой исполнения, обеспечивающей эксплуатацию этих интеллектуальных приложений в адаптивном режиме.

- поддерживает online среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (<http://lc.kubagro.ru/map5.php>);

- обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения в несколько тысяч раз, что обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA, т.е. поддерживать язык OpenGL);

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

- хорошо имитирует человеческий стиль мышления и является инструментом познания: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции, если эти эксперты уже есть, а если их еще нет, то она все равно дает верные результаты познания, что будет признано будущими экспертами, когда они появятся;

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

Преимущество подхода, реализованного в системе Эйдос состоит в том, что она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, не имея 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 недостаток подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие

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

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Достижение цели в АСК-анализе обеспечивается путем решения следующих *задач*, которые являются результатом декомпозиции цели:

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

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

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

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

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

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

8.2) кластерно-конструктивный анализ классов;

8.3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

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

8.5) нелокальная нейронная сеть;

8.6) 3d-интегральные когнитивные карты;

8.7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

8.8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);

8.9) когнитивные функции;

8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

8.11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

Для данной работы особое значение имеет решение подзадачи 8.1, т.к. позволяет детально исследовать влияние каждого значения каждого фактора на исход размер продаж видеоигр.

На рисунке 1 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

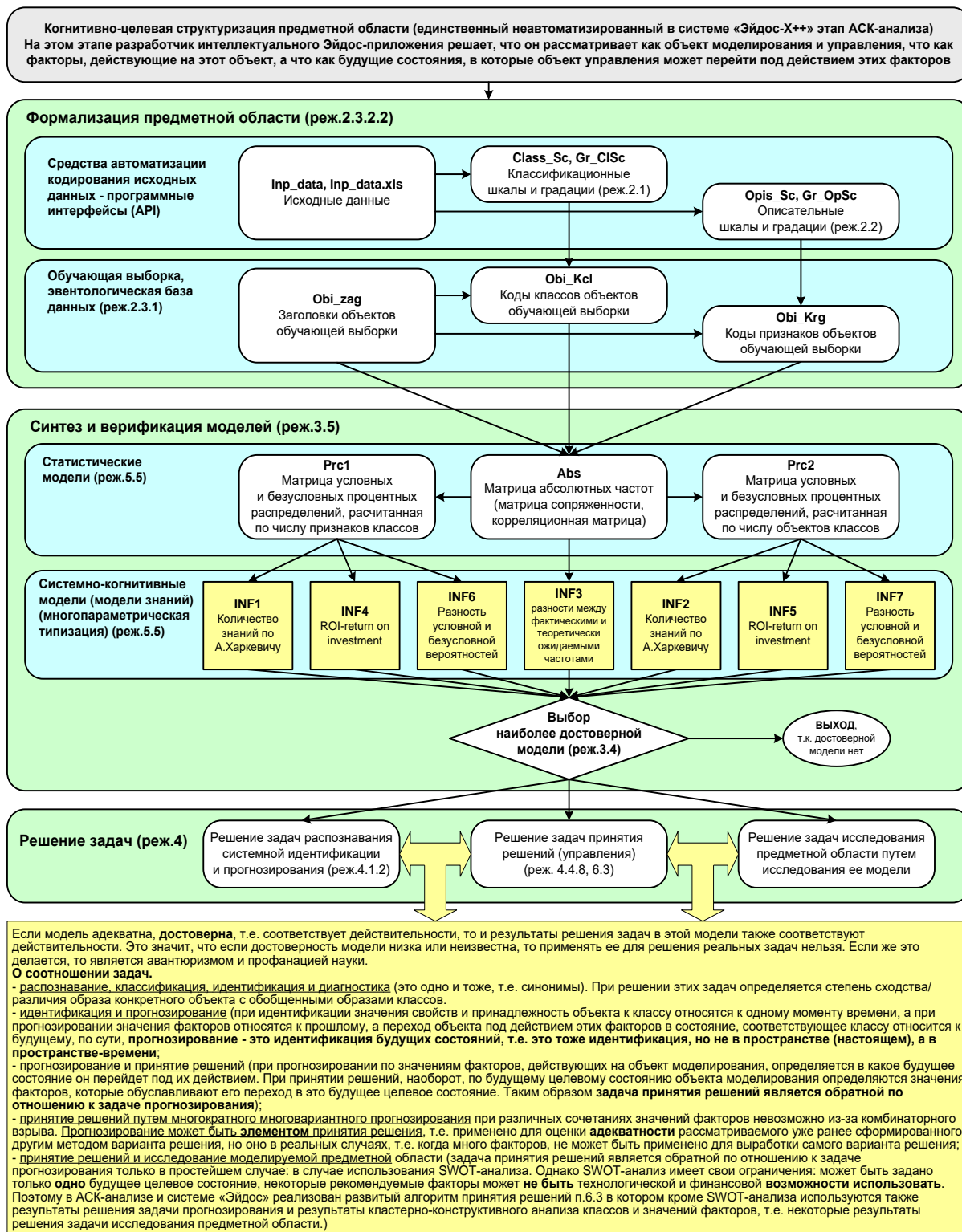


Рисунок 1. Этапы преобразования исходных данных в информацию, затем в знания для проведения АСК-анализа

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации на качественном уровне принимается решение о выборе объекта моделирования, факторов, результатов действия факторов.

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.

Когнитивно-целевая структуризация предметной области является первым и единственным в системе «Эйдос» неавтоматизированным этапом АСК-анализа.

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 – 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, действующих на объект моделирования.

Обобщающая терминология:

- классификационные шкалы и градации;
- описательные шкалы и градации.

3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступают видеоигры, в качестве *факторов*: продажи по всем регионам мира и

общие(Таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов: платформа и жанр (Таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	NA_SALES
2	EU_SALES
3	JP_SALES
4	OTHER_SALES
5	GLOBAL_SALES

Источник: D:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Opis_Sc.xlsx

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	GENRE
2	PLATFORM

Источник: D:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Class_Sc.xlsx

Для формирования xlsx-файлов, приведенных в таблицах 1 и 2, необходимо выполнить в системе "Эйдос" режим 5.12.

3.2. Задача-2. Формализация предметной области

3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

На этапе формализации предметной области разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего формируется обучающая выборка, представляющая собой исходные данные, *нормализованные* с помощью классификационных и описательных шкал и градаций. Формализация необходима для синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

В системе «Эйдос» присутствует большое количество автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему внешних данных различных типов: текстовых, табличных и графических, а также других, которые могут быть представлены в этом виде, например аудио или данные электроэнцефалограммы (ЭЦГ) или кардиограммы (ЭКГ). Таким образом обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований и решения практических задач в различных областях [48,49].

3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В качестве *источника исходных данных* в данной работе используем таблицу из источника [25] (Таблица 3):

Таблица 3 – Исходные данные по влиянию различных факторов на характеристики видеоигр

Name	Genre	Platform	NA_Sales	EU_Sales	JP_Sales	Other_Sales	Global_Sales
Wii Sports	Sports	Wii	41,49	29,02	3,77	8,46	82,74
Super Mario Bros.	Platform	NES	29,08	3,58	6,81	0,77	40,24
Mario Kart Wii	Racing	Wii	15,85	12,88	3,79	3,31	35,82

Используя стандартные возможности MS Excel, *исходные данные представим в виде, стандартном для системы «Эйдос»* (Таблица 4):

Таблица 4 – Excel-таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Name	Genre	Platform	NA_Sales	EU_Sales	JP_Sales	Other_Sal	Global_Sa
2	Wii Sports	Sports	Wii	41,49	29,02	3,77	8,46	82,74
3	Super Mario Bros.	Platform	NES	29,08	3,58	6,81	0,77	40,24
4	Mario Kart Wii	Racing	Wii	15,85	12,88	3,79	3,31	35,82
5	Wii Sports Resort	Sports	Wii	15,75	11,01	3,28	2,96	33
6	Pokemon Red/Pokemon Blue	Role-Play	GB	11,27	8,89	10,22	1	31,37
7	Tetris	Puzzle	GB	23,2	2,26	4,22	0,58	30,26
8	New Super Mario Bros.	Platform	DS	11,38	9,23	6,5	2,9	30,01
9	Wii Play	Misc	Wii	14,03	9,2	2,93	2,85	29,02
10	New Super Mario Bros. Wii	Platform	Wii	14,59	7,06	4,7	2,26	28,62
11	Duck Hunt	Shooter	NES	26,93	0,63	0,28	0,47	28,31
12	Nintendogs	Simulation	DS	9,07	11	1,93	2,75	24,76
13	Mario Kart DS	Racing	DS	9,81	7,57	4,13	1,92	23,42
14	Pokemon Gold/Pokemon Silver	Role-Play	GB	9	6,18	7,2	0,71	23,1
15	Wii Fit	Sports	Wii	8,94	8,03	3,6	2,15	22,72
16	Wii Fit Plus	Sports	Wii	9,09	8,59	2,53	1,79	22
17	Kinect Adventures!	Misc	X360	14,97	4,94	0,24	1,67	21,82
18	Grand Theft Auto V	Action	PS3	7,01	9,27	0,97	4,14	21,4
19	Grand Theft Auto: San Andreas	Action	PS2	9,43	0,4	0,41	10,57	20,81
20	Super Mario World	Platform	SNES	12,78	3,75	3,54	0,55	20,61
21	Brain Age: Train Your Brain in Minutes a	Misc	DS	4,75	9,26	4,16	2,05	20,22
22	Pokemon Diamond/Pokemon Pearl	Role-Play	DS	6,42	4,52	6,04	1,37	18,36
23	Super Mario Land	Platform	GB	10,83	2,71	4,18	0,42	18,14
24	Super Mario Bros. 3	Platform	NES	9,54	3,44	3,84	0,46	17,28
25	Grand Theft Auto V	Action	X360	9,63	5,31	0,06	1,38	16,38
26	Grand Theft Auto: Vice City	Action	PS2	8,41	5,49	0,47	1,78	16,15
27	Pokemon Ruby/Pokemon Sapphire	Role-Play	GBA	6,06	3,9	5,38	0,5	15,85
28	Pokemon Black/Pokemon White	Role-Play	DS	5,57	3,28	5,65	0,82	15,32
29	Brain Age 2: More Training in Minutes a	Puzzle	DS	3,44	5,36	5,32	1,18	15,3
30	Gran Turismo 3: A-Spec	Racing	PS2	6,85	5,09	1,87	1,16	14,98
31	Call of Duty: Modern Warfare 3	Shooter	X360	9,03	4,28	0,13	1,32	14,76
32	Pokémon Yellow: Special Pikachu Edition	Role-Play	GB	5,89	5,04	3,12	0,59	14,64
33	Call of Duty: Black Ops	Shooter	X360	9,67	3,73	0,11	1,13	14,64
34	Pokemon X/Pokemon Y	Role-Play	3DS	5,17	4,05	4,34	0,79	14,35
35	Call of Duty: Black Ops 3	Shooter	PS4	5,77	5,81	0,35	2,31	14,24
36	Call of Duty: Black Ops II	Shooter	PS3	4,99	5,88	0,65	2,52	14,03
37	Call of Duty: Black Ops II	Shooter	X360	8,25	4,3	0,07	1,12	13,73
38	Call of Duty: Modern Warfare 2	Shooter	X360	8,52	3,63	0,08	1,29	13,51

Таблица имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает одно наблюдение с определенным сочетанием значений факторов и определенными характеристиками видеоигр;

- каждое *наблюдение* описывается одновременно *двумя* способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические и числовые переменные, градации – бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. характеристиками видеоигр, выраженными в текстовых и числовых шкалах в разных единицах измерения (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «*онтологией*» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «*фрейм-экземпляр*»;

- 1-я колонка – не является шкалой и содержит название видеоигры или другую идентифицирующую информацию о том, откуда взято описание этого наблюдения;

- колонки со 2-й по 3-ю – это классификационные шкалы – это шкалы *текстового* и *числового* типа описывающие *результаты* действия факторов в различных единицах измерения. В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в *натуральном* и *стоимостном* выражении [8]: например *количество* и *качество* продукции, *прибыль* и *рентабельность*. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

- колонки с 4-й по 9-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования. Эти шкалы имеют числовой и текстовый тип и их градациями являются лингвистические и числовые переменные;

- при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. 1-й вариант и будет использован в данной работе.

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 чрезмерно жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 4.

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 2).

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

Рисунок 2. Автоматизированные программные интерфейсы (API) системы «Эйдос»

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 4, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

Требования API-2.3.2.2 к исходным данным подробно описаны в хелпах этого режима (Рисунок 3):

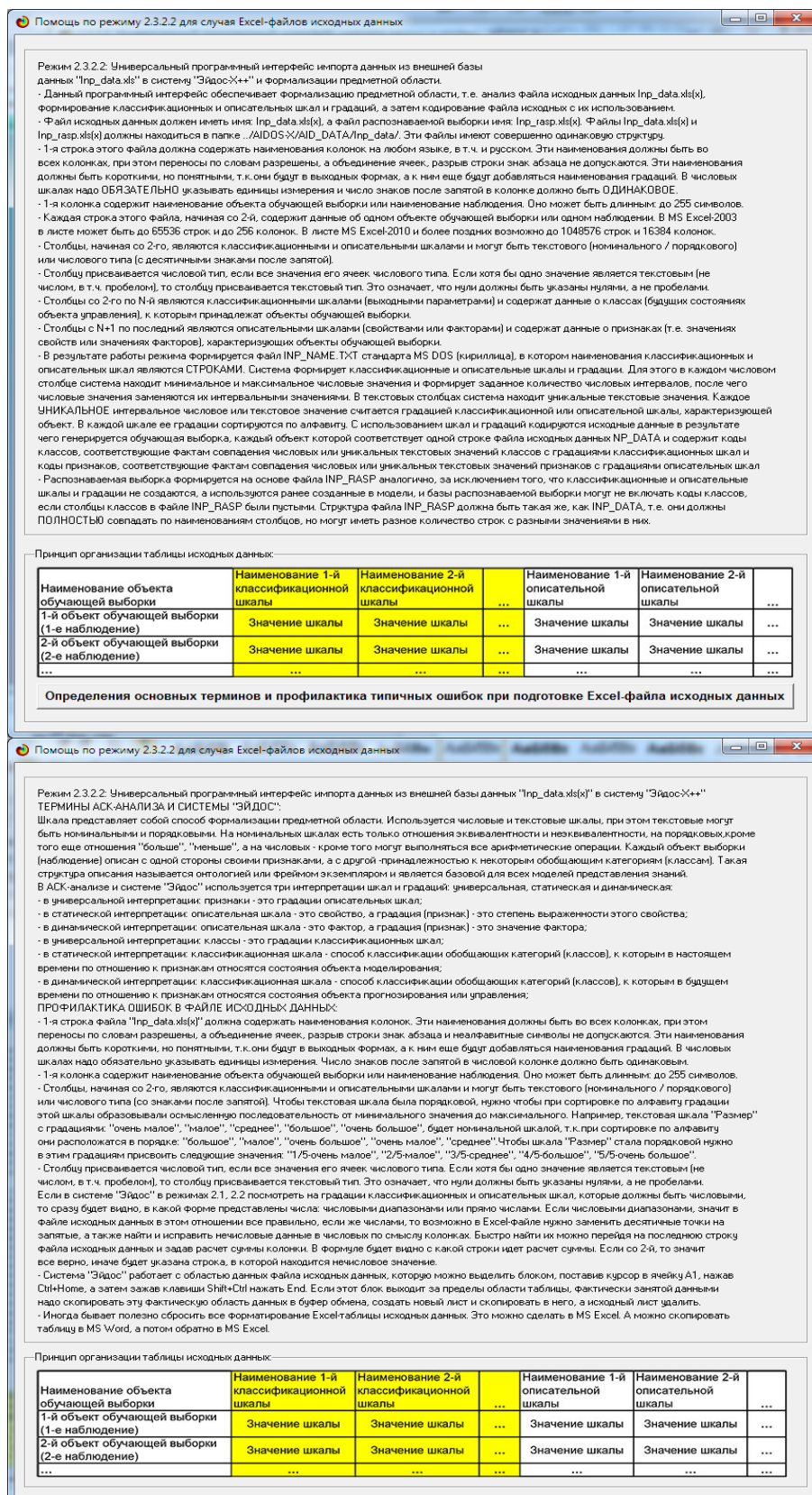


Рисунок 3. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с реальными параметрами, использованными в данной работе (Рисунок 4).

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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (адаптивные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [37 классов x 45 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	5	45	9,00
Текстовые	2	37	18,50	0	0	0,00
ВСЕГО:	2	37	18,50	5	45	9,00

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

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Параметры числ. шкал и градаций

Выйти на создание модели

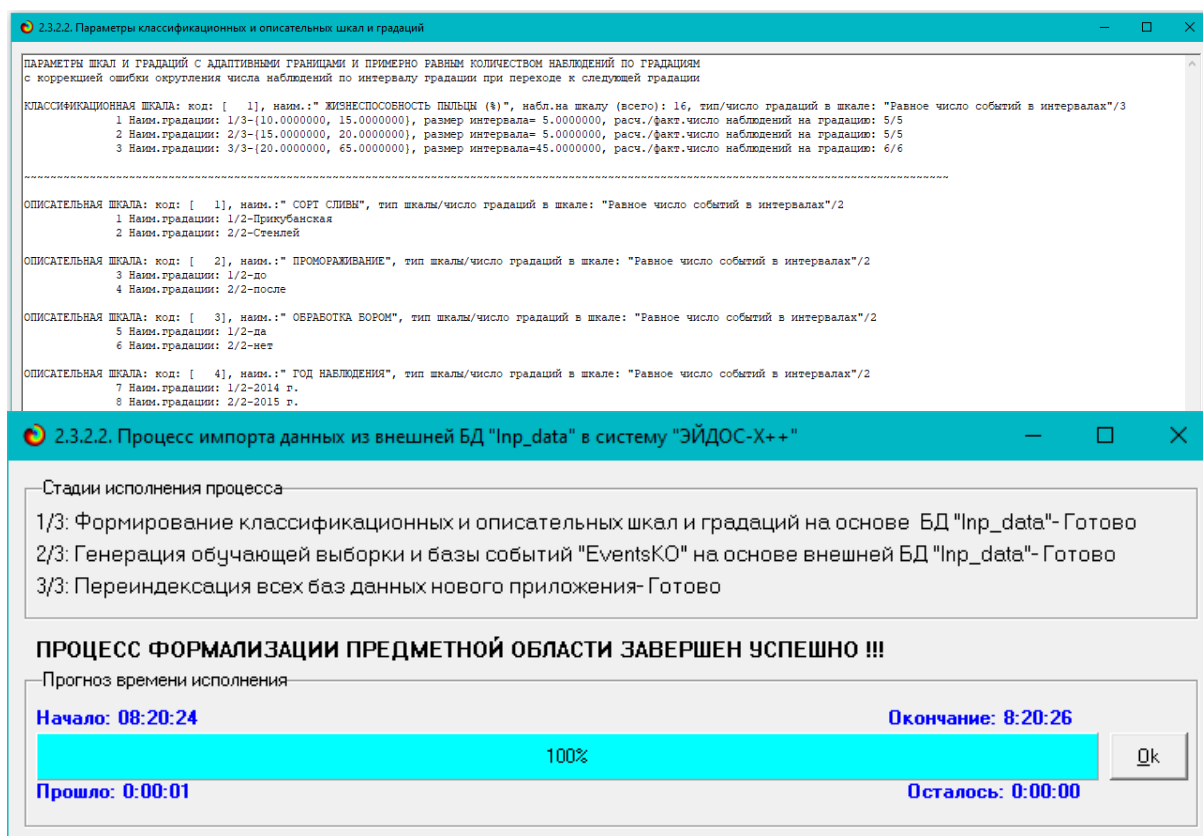


Рисунок 4. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Под **несбалансированностью** данных понимается **неравномерность** распределения значений свойств объекта моделирования или действующих на него факторов по диапазону изменения значений числовых шкал и между шкалами, как числовыми, так и текстовыми. Математическая модель АСК-анализа позволяет корректно преодолеть несбалансированность данных путем перехода от абсолютных частот к относительным и к количественным мерам знаний в системно-когнитивных моделях.

Таблица 5 – Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	GENRE-1/12-Action
2	GENRE-2/12-Adventure
3	GENRE-3/12-Fighting
4	PLATFORM-5/25-GB
5	PLATFORM-6/25-GBA
6	PLATFORM-7/25-GC

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Classes.xlsx

Таблица 6 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	NA_SALES-1/9-{0.0000000, 0.1800000}
2	NA_SALES-2/9-{0.1800000, 0.3200000}
3	NA_SALES-3/9-{0.3200000, 0.4300000}
4	NA_SALES-4/9-{0.4300000, 0.5200000}
5	NA_SALES-5/9-{0.5200000, 0.6500000}
6	NA_SALES-6/9-{0.6500000, 0.8200000}
7	NA_SALES-7/9-{0.8200000, 1.1100000}
8	NA_SALES-8/9-{1.1100000, 1.7900000}

Источник: D:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Attributes.xlsx

Таблица 7 – Обучающая выборка (полностью)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6
Wii Sports	11	33	9	18	27
Super Mario Bros.	5	22	9	18	27
Mario Kart Wii	7	33	9	18	27
Wii Sports Resort	11	33	9	18	27
Pokemon Red/Pokemon Blue	8	17	9	18	27
Tetris	6	17	9	18	27
New Super Mario Bros.	5	16	9	18	27
Wii Play	4	33	9	18	27
New Super Mario Bros. Wii	5	33	9	18	27
Duck Hunt	9	22	9	16	26
Nintendogs	10	16	9	18	27
Mario Kart DS	7	16	9	18	27
Pokemon Gold/Pokemon Silver	8	17	9	18	27
Wii Fit	11	33	9	18	27
Wii Fit Plus	11	33	9	18	27
Kinect Adventures!	4	35	9	18	25

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\EventsKO.xlsx

Отметим, что в системе «Эйдос» обычно используются базы данных с расширением «dbf». Они открываются в MS Excel или могут быть конвертированы в файлы xlsx с помощью онлайн-сервисов или в режиме 5.12.

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

3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и системно-когнитивные модели автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и интеллектуальной системы «Эйдос», подробно описаны в ряде монографий и статей [1,2,3,4]. В данной работе эти вопросы будут рассмотрены кратко, во внимание

будет принята только математическая взаимосвязь коэффициента возврата инвестиций (ROI) с мерой χ -квадрат Карла Пирсона и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

Отметим, 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).

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [1,2,3,4,5,6,7] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных, представленных в различных типах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (Таблица 8):

Таблица 8 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

На основе данной таблицы рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (Таблица 9).

Таблица 9 – 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				$P_{\Sigma j}$			

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 8) было бы очень неразумно (за исключением меры взаимосвязи хи-квадрат) и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (Таблица 9) является обоснованным и логичным.

Этот переход полностью решает проблему *несбалансированности* данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (Таблица 8), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (Таблица 9), а также матрицы системно-когнитивных

моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход также решает проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [8]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

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

В таблице 10 приведены формулы:

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

И это *сравнение* в таблицах 8 и 9 осуществляется двумя возможными способами: путем *вычитания* и путем *деления*.

Таблица 11).

Таблица 10– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	N_{ij} – фактическая частота, $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	...	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$

INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij}N - N_iN_j}{N_jN}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

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

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

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

В таблице 10 приведены формулы:

– для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

– для сравнения условных и безусловных относительных частот («вероятностей»).

И это **сравнение** в таблицах 8 и 9 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Таблица 11 – 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	$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$	

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 10), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или признаков, или объектов обучающей выборки в j -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы (Таблица 12).

Таблица 12– Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

	Способ сравнения	Нормировка не требуется	Нормировка к 0 путем взятия логарифма	Нормировка к 0 путем вычитания 1
Сравнение фактических и теоретических абсолютных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF3, χ -квадрат Карла Пирсона	---	---
Сравнение условных и безусловных относительных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF6, INF7	---	---

Обратим особое внимание, что сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем деления приводит при нормировках к нулю (что нужно для применения аддитивных интегральных критериев) путем взятия логарифма и путем вычитания 1 к **тем же самым** моделям, что и сравнение условных и безусловных относительных частот путем деления с теми же самыми способами нормировки. Таким образом, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и провести нормировку к 0 путем логарифмирования и путем вычитания 1, то получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Других же системно-когнитивных моделей, рассчитываемых на основе приведенных статистических моделей просто нет. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра. **Под**

конфигуратором В.А.Лефевр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструкторов, то есть понятий, достаточных для адекватного описания предметной области [4]³. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

Когда выполняется сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем вычитания, получается частный критерий знаний: «хи-квадрат» (СК-модель INF3), когда же мы сравниваем их путем деления, то 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 Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2).

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат Пирсона с замечательной мерой количества информации 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 числа испытаний. Вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на практике (также как и другие математические и физические абстракции, например, математическая точка, материальная точка, бесконечность и т.п.). На практике встречается только относительная частота. Но она может быть весьма близкой к вероятности. Например, при 485 наблюдений различие между относительной частотой и вероятностью (погрешность) составляет около 5%, а при 1260 наблюдениях – около 2.5%, при 10 тыс. наблюдениях – 1%.

Целью этих методов является вычисление количества информации в значении фактора, переход объекта моделирования 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 [8].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 10 приведены формулы:

– для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

³ См. 1.2.1.2.1.1. Определение понятия конфигуратора, http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06_lec/index.htm

– для сравнения условных и безусловных относительных частот («вероятностей»).

И это *сравнение* в таблицах 8 и 9 осуществляется двумя возможными способами: путем *вычитания* и путем *деления*.

Таблица 11 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 10), 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 13).

Таблица 13 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

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

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра

Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

Показательно, примечательно и весьма замечательно, что *модель меры χ -квадрат Карла Пирсона из статистики оказалась математически тесно связанной с коэффициентом возврата инвестиций (ROI), применяемой в экономике в теории управления портфелем инвестиций и с мерой информации Александра Харкевича из семантической теории информации и теории управления знаниями. Все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».*

3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (Рисунок 5):

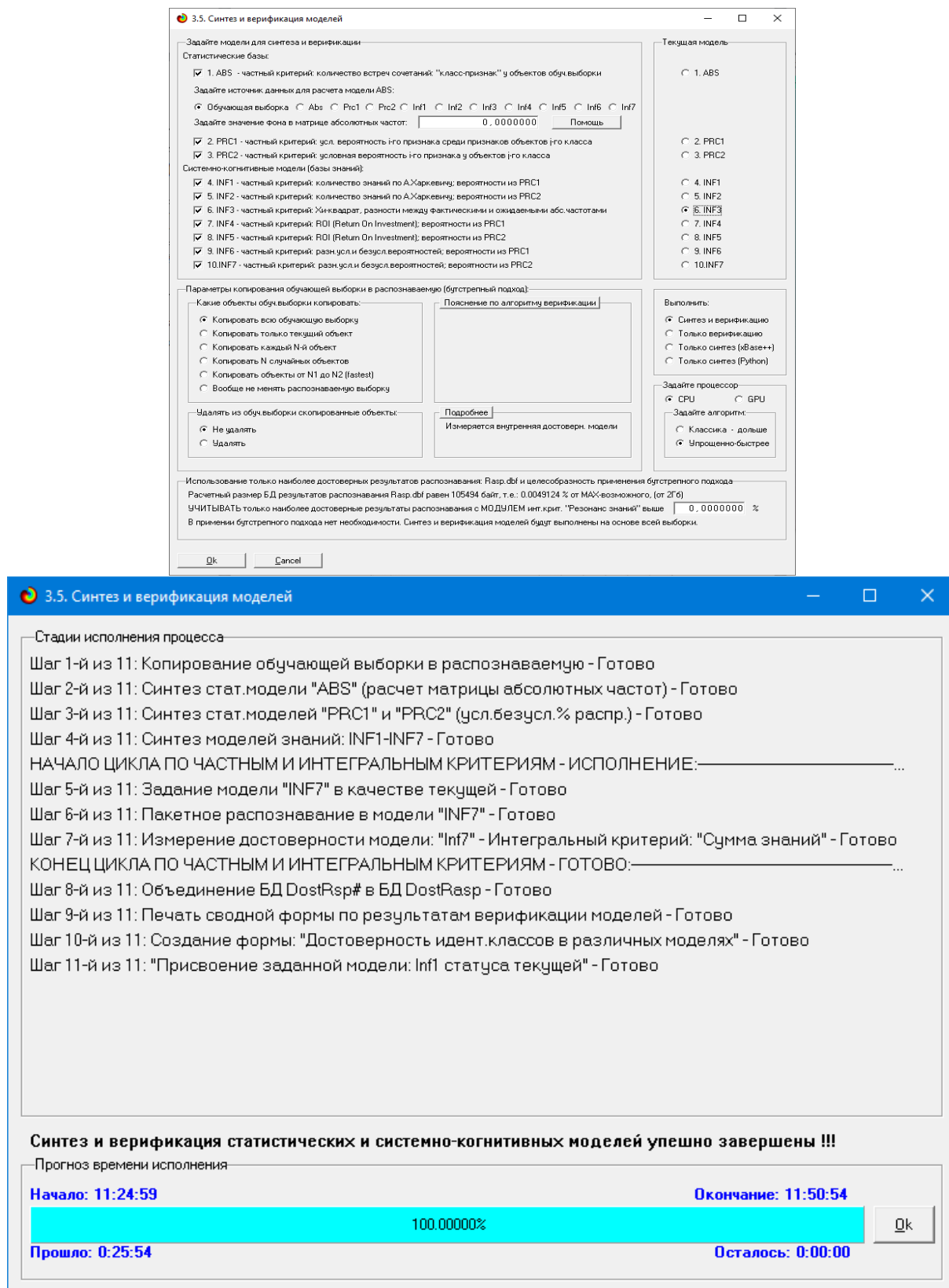


Рисунок 5. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 6, 7, 8, 9.

3.4. Задача-4. Верификация моделей

3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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 [9].

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.

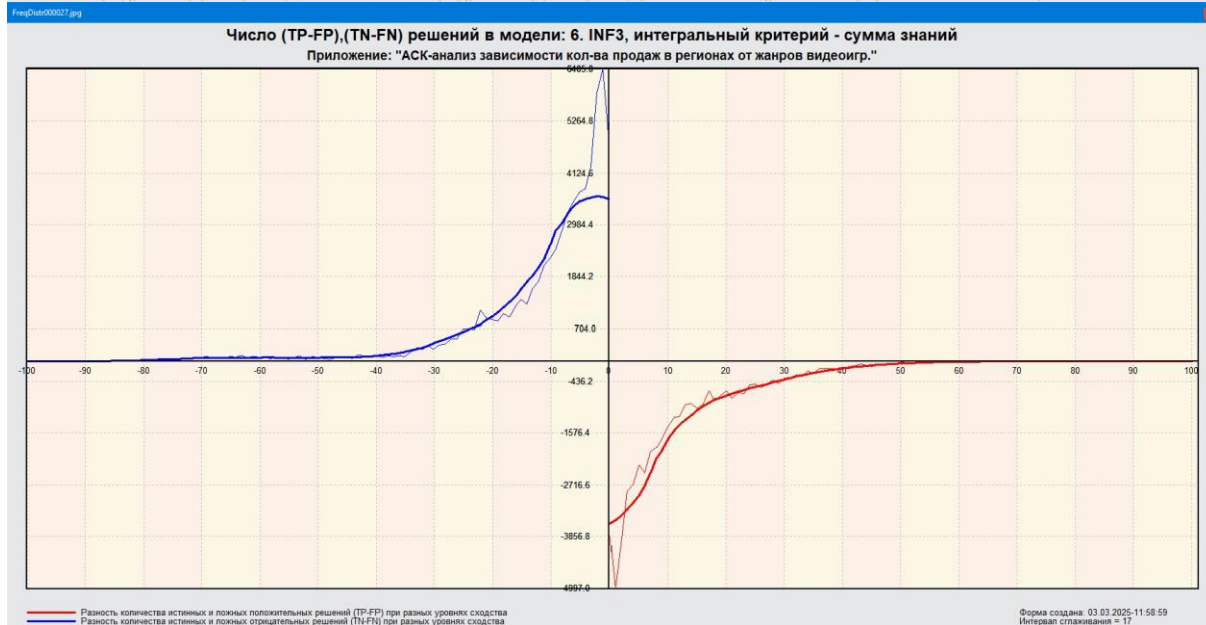
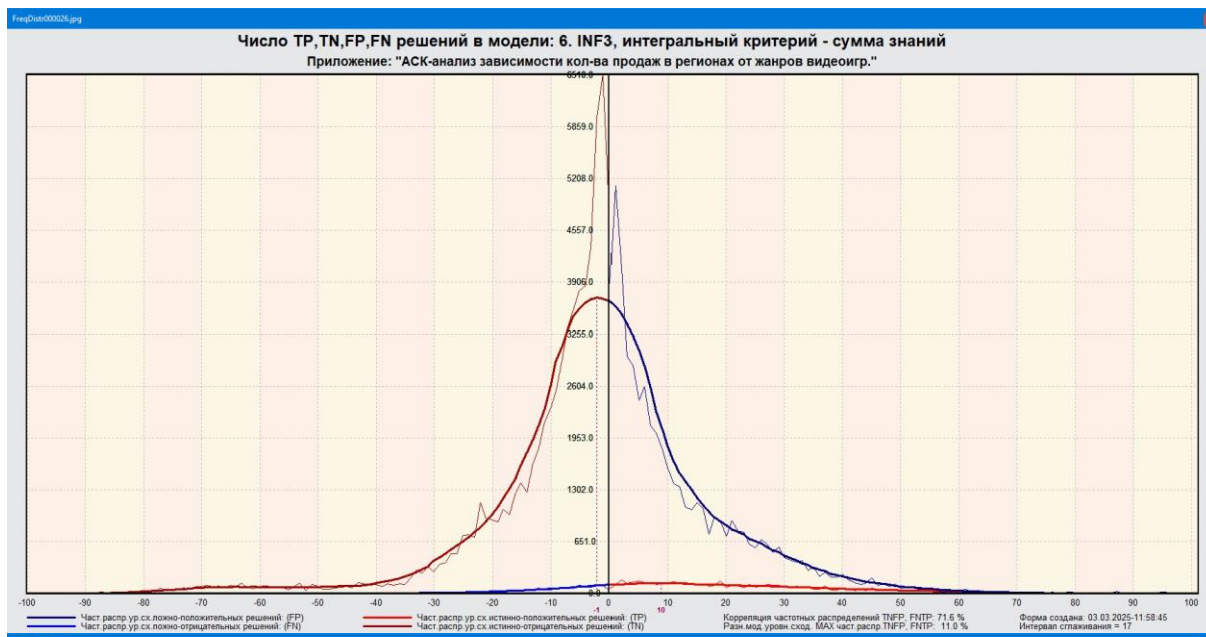
3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В соответствии с критериями достоверности L1-мерой наиболее достоверной является статистическая модель «INF3» (кол-во встреч сочетаний) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: L1=0.285 при максимуме 1 (Рисунок 10). *Эта модель будет использована для решения поставленных в работе задач.*

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	ложно-отрицательный (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модел. уровней сход. истинно-поло. решений (SP)	Сумма модел. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модел. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модел. уровней сход. ложно-отрицат. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Класс..."	Корреляция абс частот с обр...	939	0.075	0.866	0.137	1942.754	4608.690	18774.615	54.713	0.094	0.973	0.171
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Класс..."	Сумма абс частот по признак...	0.055	1.000	0.105	2741.171	4608.689	21366.774	0.114	1.000	0.204	0.171	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл отн частот с о...	936	0.075	0.866	0.137	1942.754	4608.689	18774.613	54.713	0.094	0.973	0.171
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сумма усл отн частот по приз...	0.055	1.000	0.105	1267.412	17410.209			0.068	1.000	0.127	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл отн частот с о...	938	0.075	0.866	0.137	1942.376	4608.037	18771.306	54.701	0.094	0.973	0.171
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Сумма усл отн частот по приз...	0.055	1.000	0.105	1267.412	17410.209			0.068	1.000	0.127	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	1324	0.088	0.811	0.160	1110.175	9964.001	8159.954	163.440	0.120	0.872	0.211
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	2041	0.092	0.708	0.162	499.398	9905.607	4677.733	129.273	0.096	0.794	0.172
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	1324	0.088	0.811	0.160	1110.175	9964.000	8159.954	163.440	0.120	0.872	0.211
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	2041	0.092	0.708	0.162	499.398	9905.607	4677.733	129.273	0.096	0.794	0.172
6. INF3 - частный критерий: Минивадаг; разности между фактик...	Семантический резонанс зна...	1564	0.092	0.777	0.165	1464.855	11868.202	10064.443	217.921	0.127	0.870	0.222
6. INF3 - частный критерий: Минивадаг; разности между фактик...	Сумма знаний	1564	0.092	0.777	0.165	1362.375	7768.665	6620.194	213.904	0.171	0.864	0.285
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	1574	0.092	0.775	0.164	1249.208	9338.254	8429.994	181.700	0.129	0.873	0.225
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	1587	0.079	0.773	0.143	237.825	1313.780	2895.397	20.548	0.076	0.920	0.140
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	1574	0.092	0.775	0.164	1249.208	9338.254	8429.994	181.700	0.129	0.873	0.225
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	1587	0.079	0.773	0.143	237.825	1313.780	2895.397	20.548	0.076	0.920	0.140
9. INF6 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	1617	0.090	0.769	0.161	1421.810	11145.541	10007.182	216.998	0.124	0.868	0.218
9. INF6 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	1564	0.080	0.777	0.146	285.069	2029.259	3340.915	29.166	0.079	0.907	0.145
10. INF7 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	1617	0.090	0.769	0.161	1421.810	11145.541	10007.182	216.998	0.124	0.868	0.218
10. INF7 - частный критерий: разн усл и без усл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	1564	0.080	0.777	0.146	285.069	2029.259	3340.915	29.166	0.079	0.907	0.145

Рисунок 10. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 11 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В. Луценко статистической модели INF3 [9].



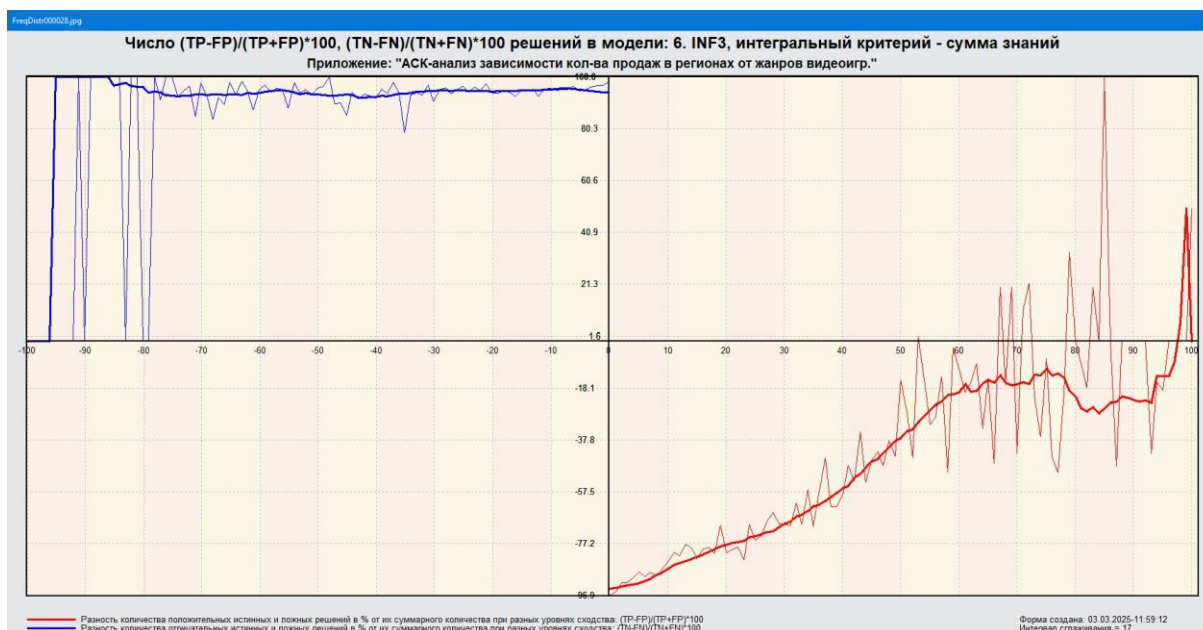


Рисунок 11. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В. Луценко статистической модели INF3 [9]

Из этих частотных распределений видно, что в данной модели:

- отрицательные ложные решения практически не встречаются за исключением очень небольшого количества случаев с очень низкими уровнями различия;

- при уровнях сходства меньше 65% в данной задаче преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. В общем случае при уровнях сходства выше 95% ложных положительных решений практически нет;

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

На рисунках 12 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в данной 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 вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В. Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: $\{-1, +1\}$ и $\{0, 1\}$:

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

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

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

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

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

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

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

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

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

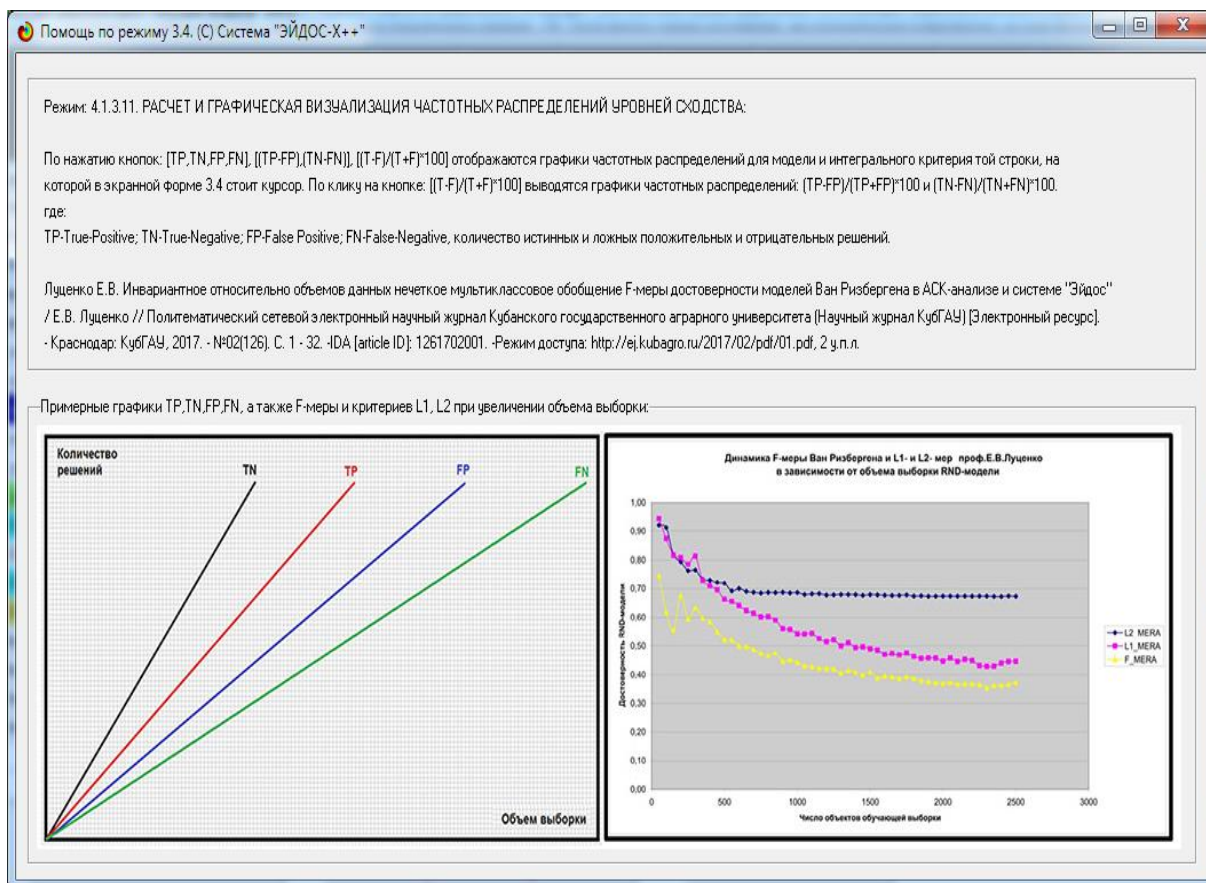


Рисунок 12. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели, так как 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.

3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (Рисунок 13). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и

потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

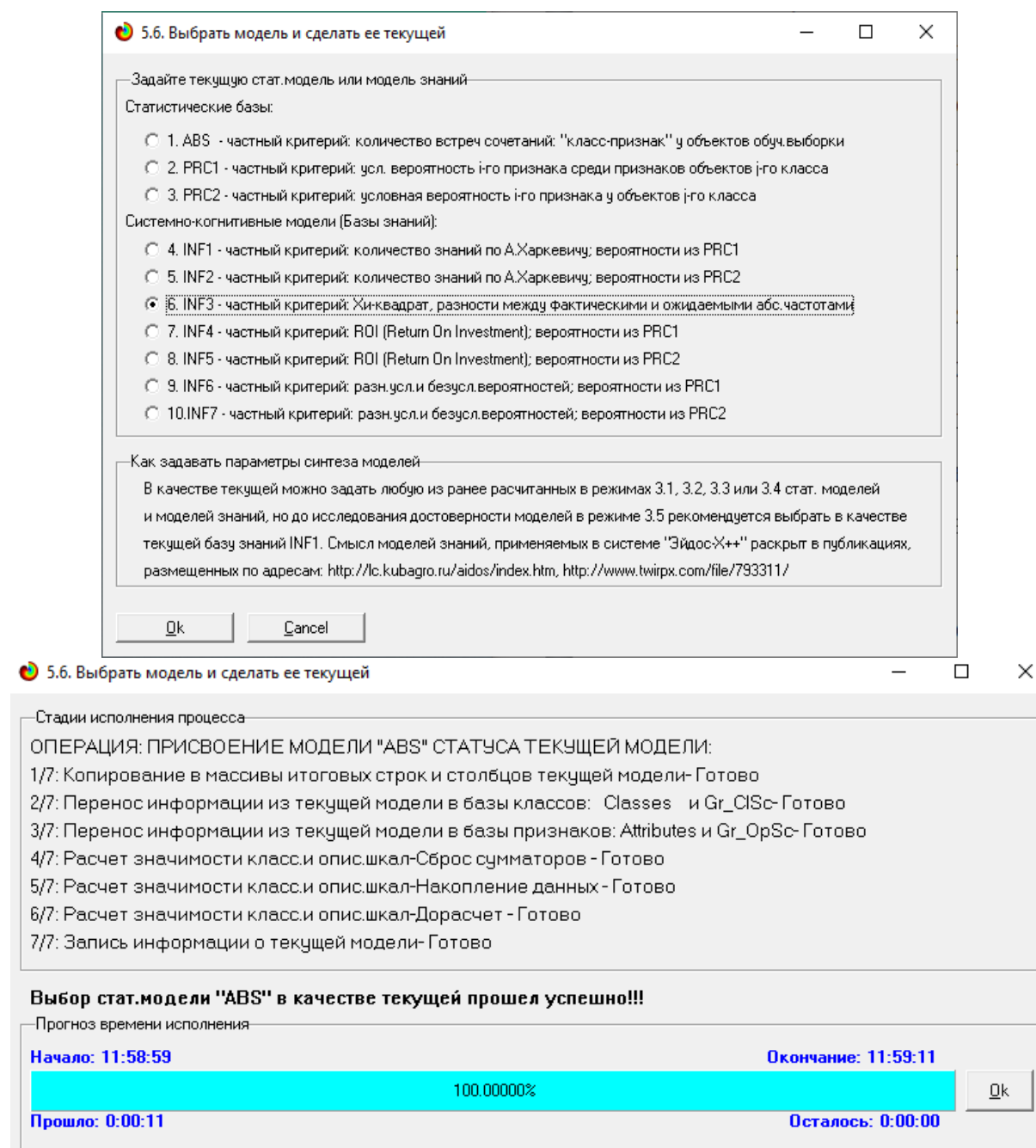


Рисунок 13. Задание статистической модели INF3 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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.

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 была решена.

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны⁴ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

⁴ В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – 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).

3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

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

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

Произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в частности линейной интерполяции:

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

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

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

2. 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.

3. 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 нечеткому множеству Лотфи Заде. Однако в нечеткой логике эта функция задается исследователем заранее 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.

4. 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.

5. 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 работах [1,2,3,4].

3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе 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 [11]. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно рассмотрены на теоретическом уровне с примерами в работах [4,5,6,7,11,48].

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (Рисунок 14).

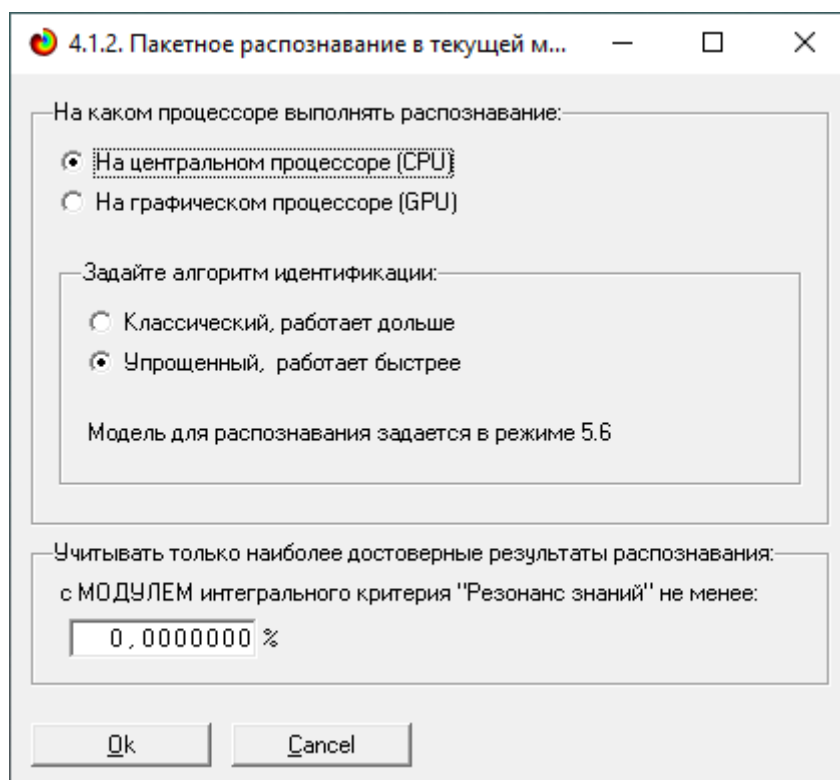


Рисунок 14. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14 (Рисунок 15).

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (Рисунок 16).

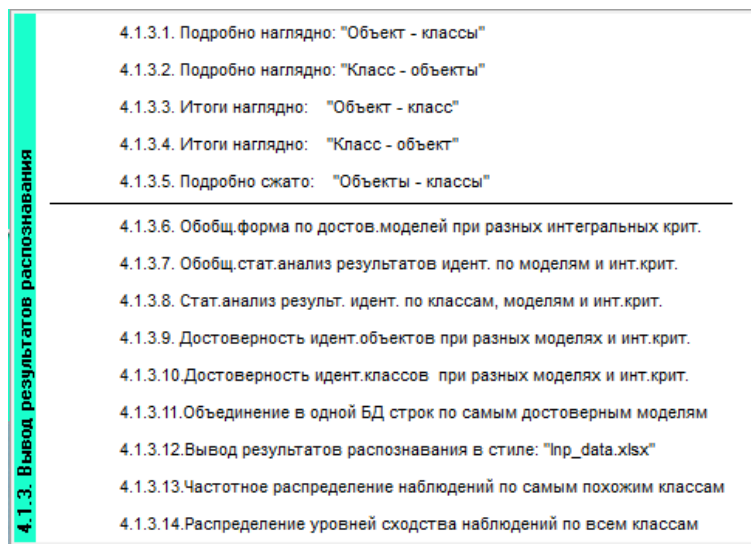


Рисунок 15. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

Расознаваемые объекты		Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"			
Код	Наим. объекта	Код	Наименование класса	Сходство	Ф... Сходство
1	Wii Sports	5	GENRE-5/12-Platform	41,63...	██████████
2	Super Mario Bros.	17	PLATFORM-5/25-GB	41,13...	██████████
3	Mario Kart Wii	27	PLATFORM-15/25-PS4	25,43...	██████████
4	Wii Sports Resort	14	PLATFORM-2/25-3DS	22,48...	██████████
5	Pokemon Red/Pokemon Blue	8	GENRE-8/12-Role-Playing	21,63...	██████████
6	Tetris	32	PLATFORM-20/25-SNES	19,75...	██████████
7	New Super Mario Bros.	22	PLATFORM-10/25-NES	18,67...	██████████
8	Wii Play	16	PLATFORM-4/25-DS	18,29...	██████████
9	New Super Mario Bros. Wii	9	GENRE-9/12-Shooter	17,97...	██████████
10	Duck Hunt	34	PLATFORM-22/25-WiiU	9,632...	██████████
11	Nintendogs				
12	Mario Kart DS				
13	Pokemon Gold/Pokemon Silver				
14	Wii Fit				
15	Wii Fit Plus				
16	Kinect Adventures!				
17	Grand Theft Auto V				
18	Grand Theft Auto: San Andreas				
19	Super Mario World				
20	Brain Age: Train Your Brain in ...				
21	Pokemon Diamond/Pokemon ...				
22	Super Mario Land				
23	Super Mario Bros. 3				

		Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"			
Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство	
8	GENRE-8/12-Role-Playing	37,13...		██████████	
5	GENRE-5/12-Platform	26,29...		██████████	
17	PLATFORM-5/25-GB	21,44...		██████████	
9	GENRE-9/12-Shooter	18,02...		██████████	
22	PLATFORM-10/25-NES	16,95...		██████████	
27	PLATFORM-15/25-PS4	16,41...		██████████	
32	PLATFORM-20/25-SNES	14,89...		██████████	
14	PLATFORM-2/25-3DS	11,23...		██████████	
16	PLATFORM-4/25-DS	10,19...		██████████	
25	PLATFORM-13/25-PS2	8,505...		██████████	

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

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF3"

Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"				
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
27...	Marvel vs. Capcom 2: New Age of Heroes	49,19...	v	████████████████████
27...	Zone of the Enders	49,19...		████████████████████
27...	Naruto Shippuden: Ultimate Ninja Storm G...	49,19...	v	████████████████████
30...	Tourist Trophy: The Real Riding Simulator	49,19...		████████████████████
27...	Yu-Gi-Oh! Dungeon Dice Monsters	48,54...		████████████████████
27...	Classic NES Series: Donkey Kong	48,54...		████████████████████
29...	Classic NES Series: Zelda II: The Adventu...	48,54...		████████████████████
27...	Ace Combat: Assault Horizon	48,18...		████████████████████
27...	Star Ocean: The Last Hope International	48,18...		████████████████████
28...	Catherine	48,18...		████████████████████

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"				
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
27...	Marvel vs. Capcom 2: New Age of Heroes	18,27...	v	████████████
27...	Zone of the Enders	18,27...		████████████
27...	Naruto Shippuden: Ultimate Ninja Storm G...	18,27...	v	████████████
30...	Tourist Trophy: The Real Riding Simulator	18,27...		████████████
27...	Yu-Gi-Oh! Dungeon Dice Monsters	18,03...		████████████
27...	Classic NES Series: Donkey Kong	18,03...		████████████
29...	Classic NES Series: Zelda II: The Adventu...	18,03...		████████████
27...	Ace Combat: Assault Horizon	17,90...		████████████
27...	Star Ocean: The Last Hope International	17,90...		████████████
28...	Catherine	17,90...		████████████

Помощь | Поиск объекта | В начало БД | В конец БД | Предыдущая | Следующая | 9 записей | Все записи | Печать XLS | Печать TXT | Печать ALL

Рисунок 16. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

Эти выходные формы интуитивно понятны и не требуют особых комментариев.

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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»)

На первом рисунке показана экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На данной экранной форме в верхнем окне пользователь курсором может выбрать исследуемый класс,

внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задать отображение SWOT-диаграммы. 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.

Графические выходные формы интуитивно понятны и не требуют подробных комментариев. На SWOT-диаграммах показаны наглядно знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне. Знак показан цветом, а сила влияния – толщиной линии.

Слева на SWOT-диаграмме приведены значения факторов, способствующих переходу объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне (красный), а справа – препятствующих этому переходу (синий). Сила влияния каждого значения фактора на поведение объекта моделирования отображается через толщину линии.

Заметим, что в системе «Эйдос» SWOT-диаграммы формируются автоматически на основе статистических и системно-когнитивных моделей, созданных непосредственно на основе эмпирических данных, а не экспертным путем, основанным на интуиции и опыте.

3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

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	GENRE-1/12>Action	14,8540111	3585	20,4915690
2	GENRE-2/12Adventure	2,7813877	410	2,3435267
3	GENRE-3/12Fighting	5,5550280	1020	5,8302372
4	GENRE-4/12Misc	11,0882669	1510	8,6310374
5	GENRE-5/12Platform	9,4408535	1420	8,1166047
6	GENRE-6/12Puzzle	5,1277510	430	2,4578451

SWOT-анализ класса:1 "GENRE-1/12>Action" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	NA_SALES-5/9-(0.5200000, 0.6500000)	28.009
24	JP_SALES-6/9-(0.0200000, 0.0700000)	22.706
15	EU_SALES-6/9-(0.3700000, 0.4800000)	16.804
33	OTHER_SALES-6/9-(0.1100000, 0.1400000)	16.501
35	OTHER_SALES-8/9-(0.2000000, 0.3400000)	16.263
16	EU_SALES-7/9-(0.4800000, 0.6600000)	13.976
32	OTHER_SALES-5/9-(0.0800000, 0.1100000)	12.657
13	EU_SALES-4/9-(0.2100000, 0.2800000)	11.107
25	JP_SALES-7/9-(0.0700000, 0.2600000)	10.591
14	EU_SALES-5/9-(0.2800000, 0.3700000)	9.624
23	JP_SALES-5/9-(0.0000000, 0.0200000)	9.402
4	NA_SALES-4/9-(0.4300000, 0.5200000)	8.976
36	OTHER_SALES-9/9-(0.3400000, 10.5700000)	8.722
3	NA_SALES-3/9-(0.2700000, 0.4300000)	8.444

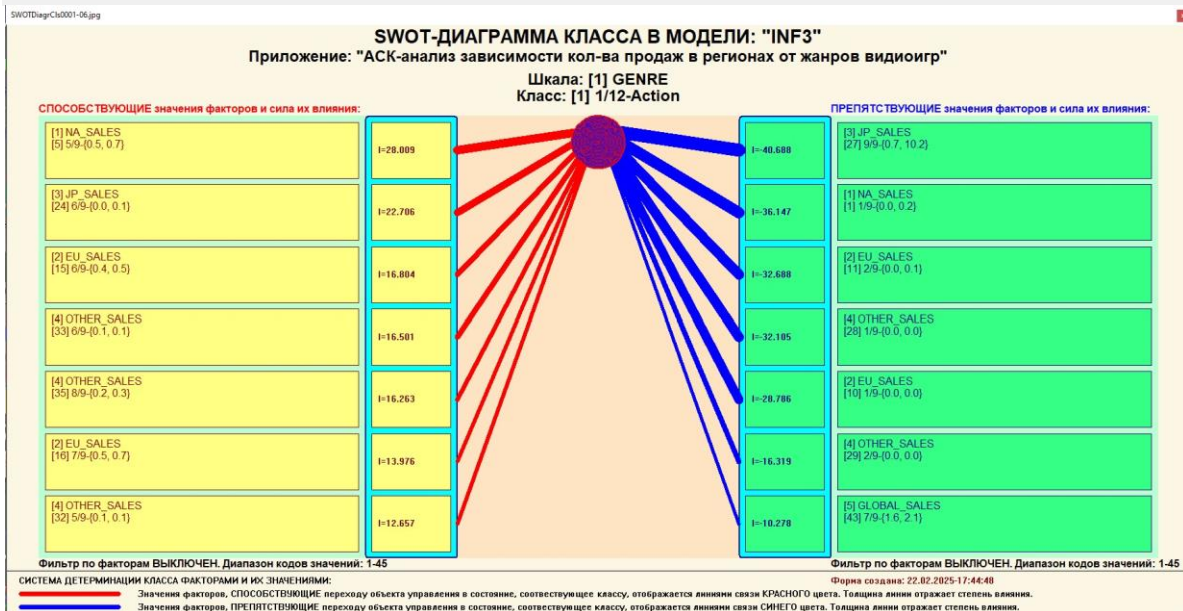
Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
10	EU_SALES-1/9-(0.0000000, 0.0300000)	-28.786
29	OTHER_SALES-2/9-(0.0200000, 0.0400000)	-16.319
43	GLOBAL_SALES-7/9-(1.5900000, 2.1100000)	-10.278
31	OTHER_SALES-4/9-(0.0600000, 0.0800000)	-7.147
30	OTHER_SALES-3/9-(0.0400000, 0.0600000)	-4.474
6	NA_SALES-6/9-(0.6500000, 0.8200000)	-4.229
39	GLOBAL_SALES-3/9-(0.7600000, 0.8900000)	-3.975
7	NA_SALES-7/9-(0.8200000, 1.1100000)	-3.917
26	JP_SALES-8/9-(0.2600000, 0.7000000)	-3.893
37	GLOBAL_SALES-1/9-(0.5800000, 0.6500000)	-2.991
2	NA_SALES-2/9-(0.1800000, 0.3200000)	-1.917
12	EU_SALES-3/9-(0.1300000, 0.2100000)	-1.073
41	GLOBAL_SALES-5/9-(1.0600000, 1.2700000)	-0.302

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

SWOT-диаграмма



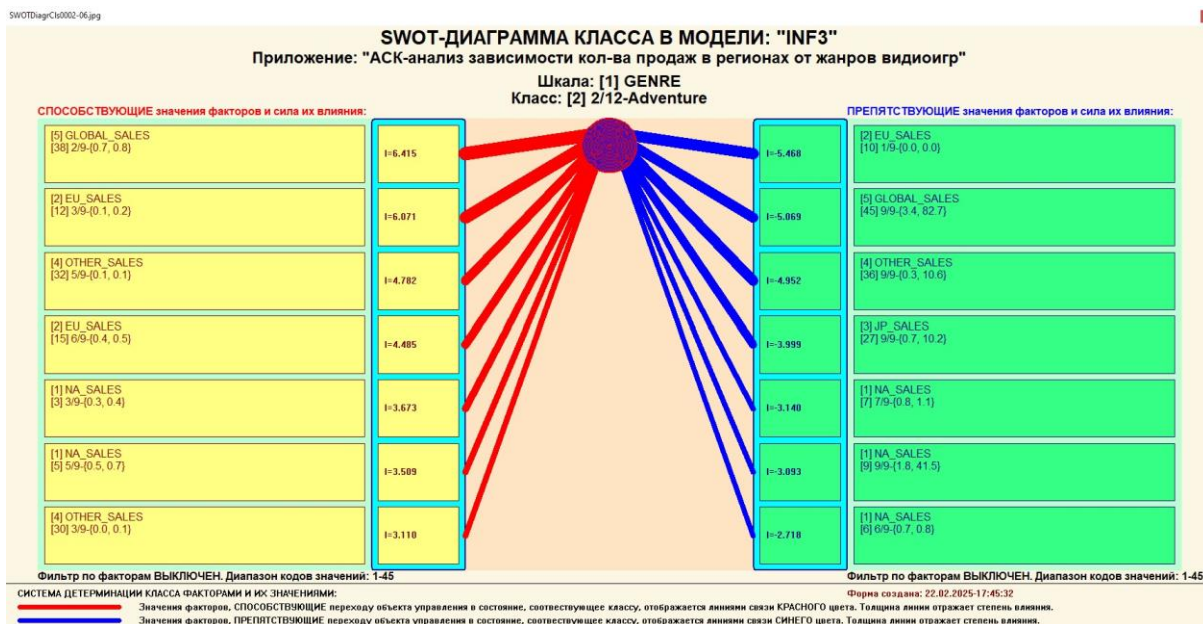


Рисунок 17. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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

3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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 [11,12,13] и в ряде других работ.

Приведем этот алгоритм и в данной работе (Рисунок 18).

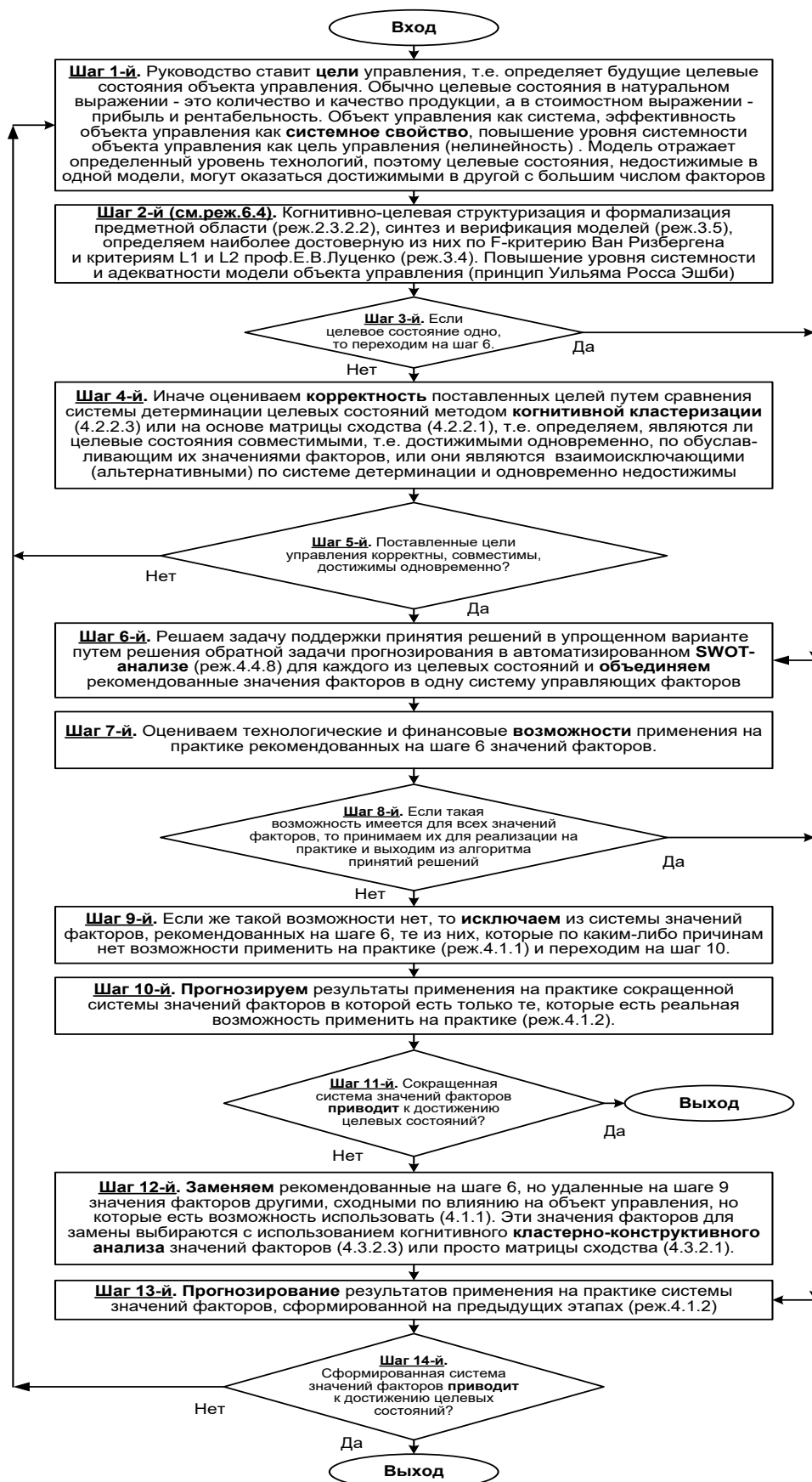


Рисунок 18. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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 [11,12,13,14,15,16].

Шаг 2-й (режим 6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (режим 2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергера и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (режим 3.4) [9]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [14,15].

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 [10].

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 (режим 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 (режим 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) [16].

Шаг 13-й. Прогнозирование результатов применения на практике системы значений факторов, сформированной на предыдущих этапах (режим 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 (Рисунок 19):

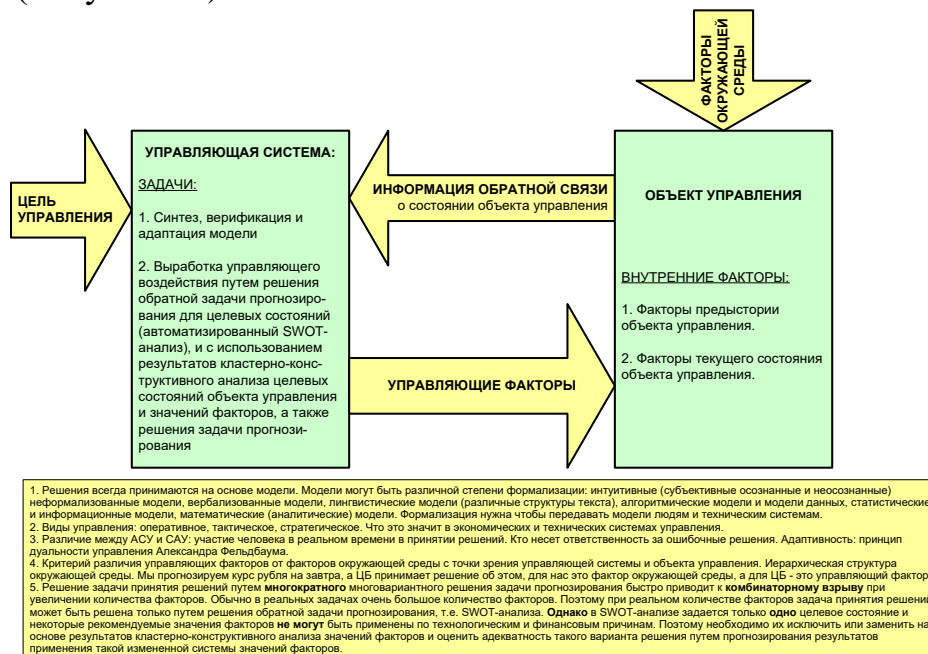


Рисунок 19. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Таким образом, в развитом алгоритме принятия решений широко используются результаты конкретного 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 этих задач, которые необходимо решать в развитом алгоритме принятия решений. Потому ниже кратко рассмотрим решение этих и некоторых других задач.

3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»

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 (силу и направление влияния факторов). *Содержательное* объяснение конкретных механизмов этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [12,17].

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

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

3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [10]), 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».

3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры инвертированных SWOT-диаграмм приведены на рисунках 20 для некоторых значений факторов:

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

Код	Наименование значения фактора
1	NA_SALES-1/9-(0.0000000, 0.1800000)
2	NA_SALES-2/9-(0.1800000, 0.3200000)
3	NA_SALES-3/9-(0.3200000, 0.4300000)
4	NA_SALES-4/9-(0.4300000, 0.5200000)
5	NA_SALES-5/9-(0.5200000, 0.6500000)
6	NA_SALES-6/9-(0.6500000, 0.8200000)

SWOT-анализ значения фактора: 1 "NA_SALES-1/9-(0.0000000, 0.1800000)" в модели: 6 "INF3"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
8	GENRE-8/12-Role-Playing	46.520
23	PLATFORM-11/25-PC	25.211
32	PLATFORM-20/25-SNES	24.078
11	GENRE-11/12-Sports	18.830
24	PLATFORM-12/25-PS	17.634
22	PLATFORM-10/25-NES	17.267
12	GENRE-12/12-Strategy	13.851
4	GENRE-4/12-Misc	12.821
14	PLATFORM-2/25-3DS	11.946
28	PLATFORM-16/25-PSP	10.853
17	PLATFORM-5/25-GB	8.983
6	GENRE-6/12-Puzzle	7.267
10	GENRE-10/12-Simulation	5.892
30	PLATFORM-18/25-SAT	3.321

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

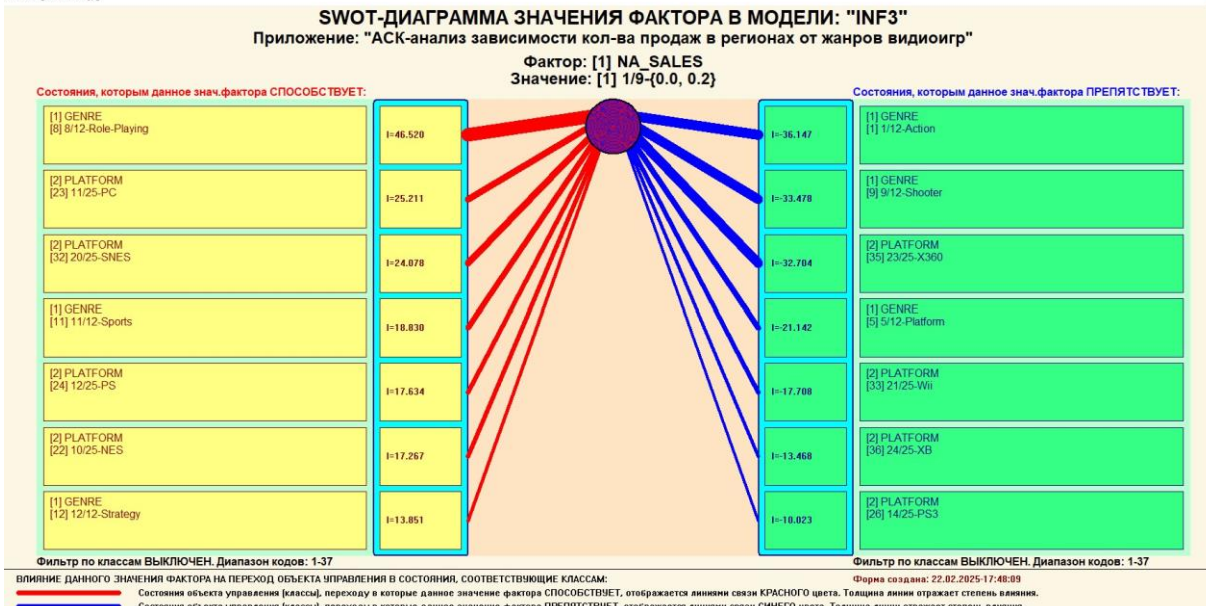
Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
1	GENRE-1/12-Action	-36.147
9	GENRE-9/12-Shooter	-33.478
35	PLATFORM-23/25-X360	-32.704
5	GENRE-5/12-Platform	-21.142
33	PLATFORM-21/25-Wii	-17.708
36	PLATFORM-24/25-XB	-13.468
26	PLATFORM-14/25-PS3	-10.023
18	PLATFORM-6/25-GBA	-9.713
19	PLATFORM-7/25-GC	-9.620
3	GENRE-3/12-Fighting	-9.088
37	PLATFORM-25/25-XOne	-6.583
27	PLATFORM-15/25-PS4	-6.223
13	PLATFORM-1/25-2600	-5.659
7	GENRE-7/12-Racing	-5.047

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

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

SWOT-диаграмма

SWOTdiagAn0001-06.jpg



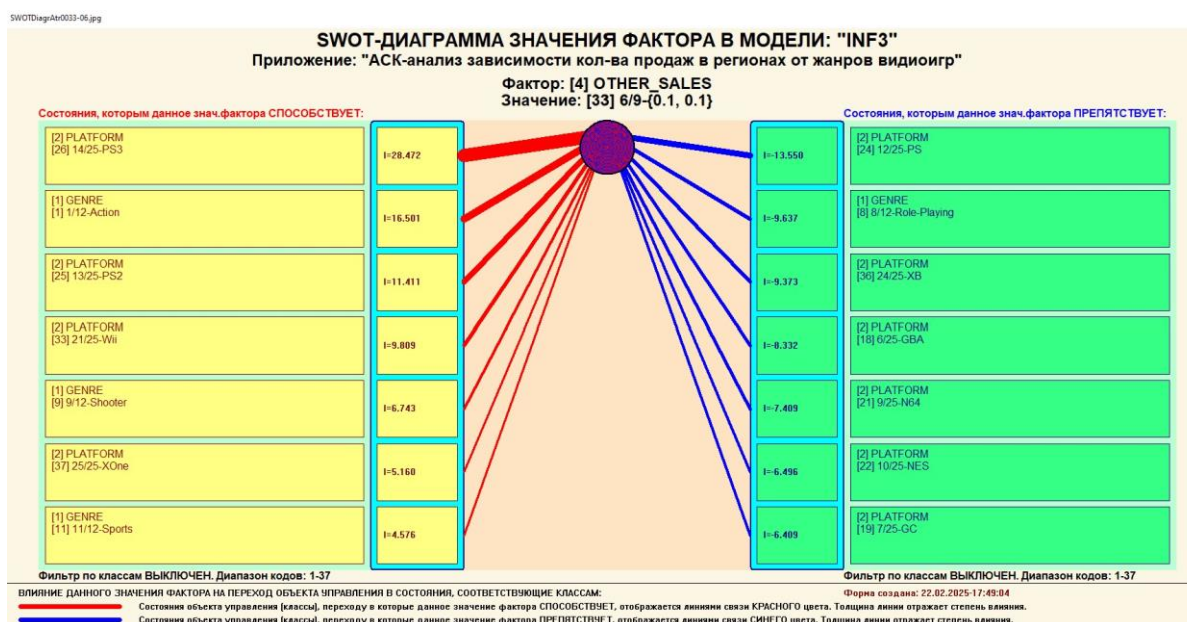
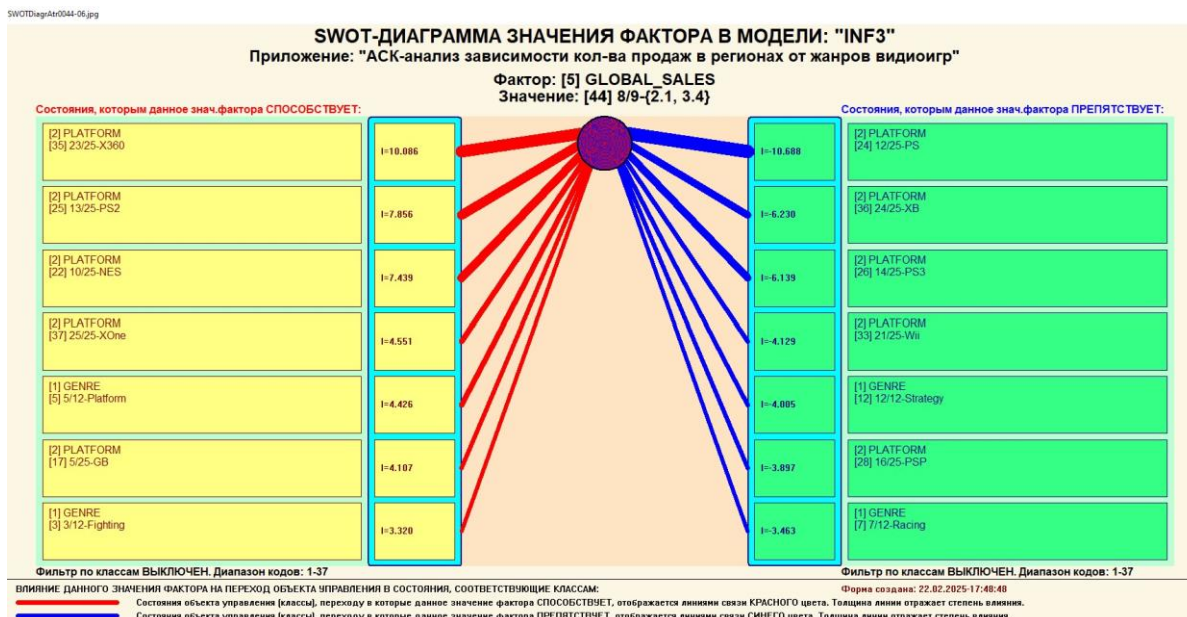


Рисунок 20. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

Приведенные на рисунке инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, Рисунок 21) рассчитывается матрица сходства классов (Таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (Рисунок 22);

- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.2.2.3) (Рисунок 24);

- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (Рисунок 23).

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

3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Рисунок 21 показывает экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

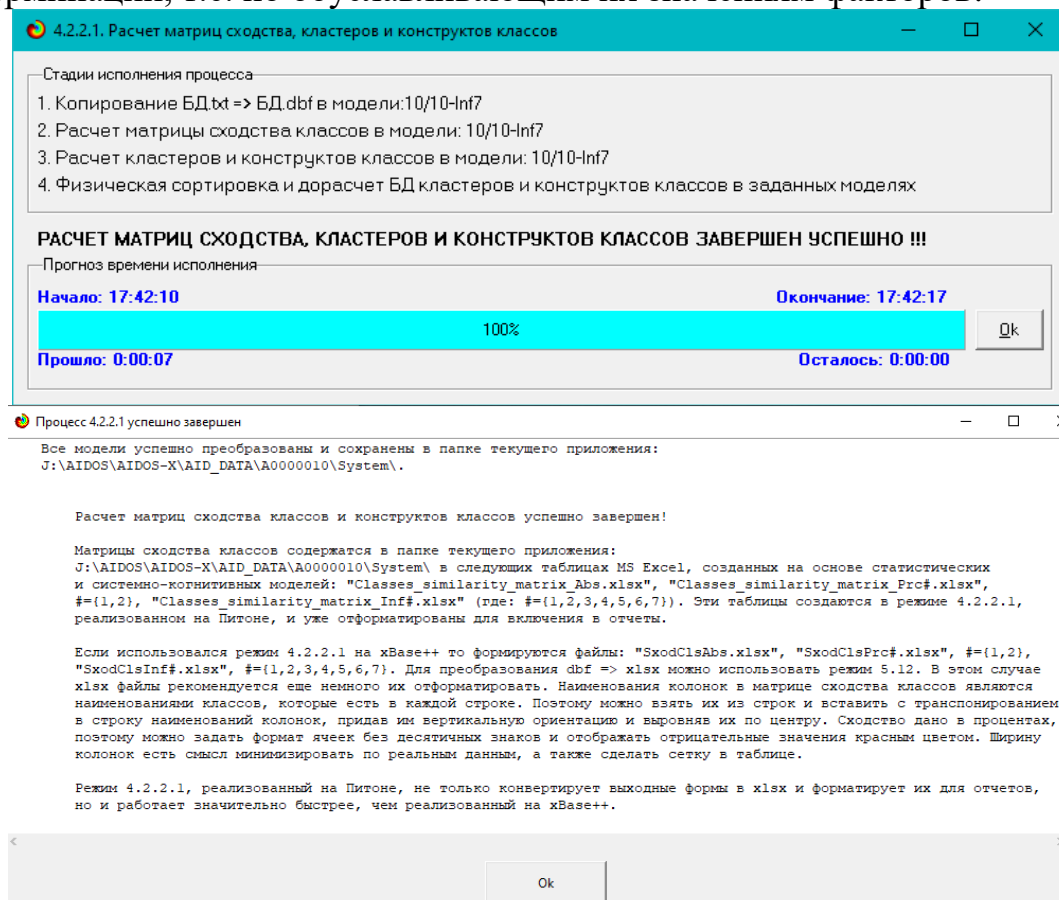


Рисунок 21. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов

Таблица 14 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3
1	1	GLOBAL-Малое: 1/3-{0.0, 6.5}	100,0000000	-96,6039993	-77,4289474
2	1	GLOBAL-Среднее: 2/3-{6.5, 12.9}	-96,6039993	100,0000000	58,4475605
3	1	GLOBAL-Большое: 3/3-{12.9, 19.4}	-77,4289474	58,4475605	100,0000000

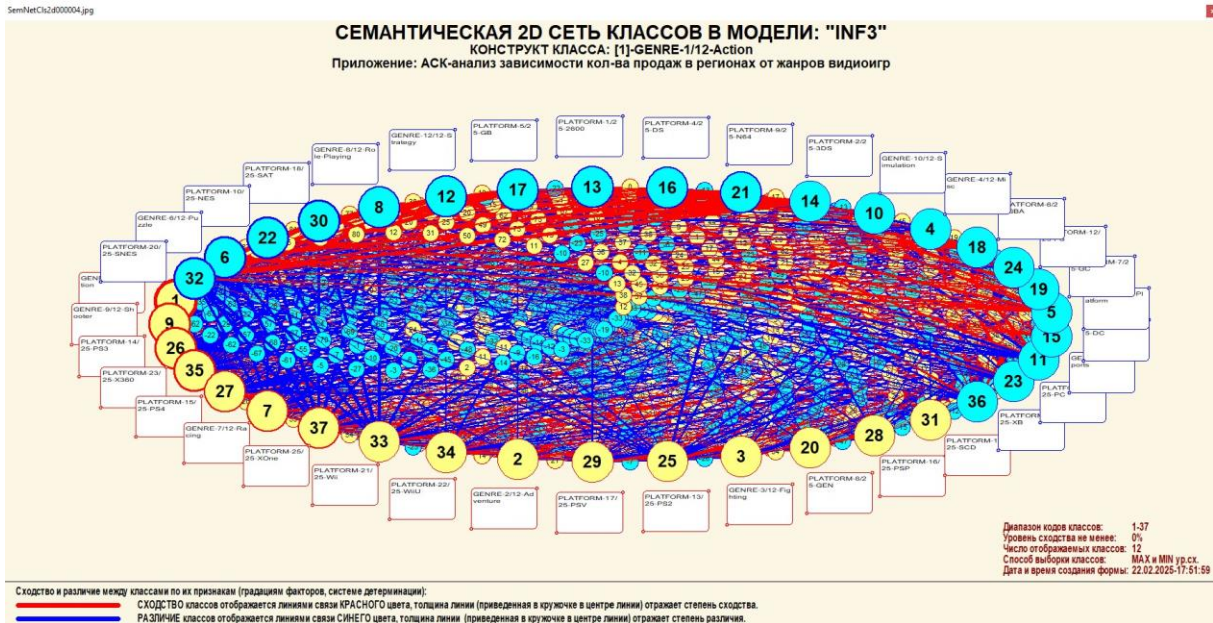


Рисунок 22. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

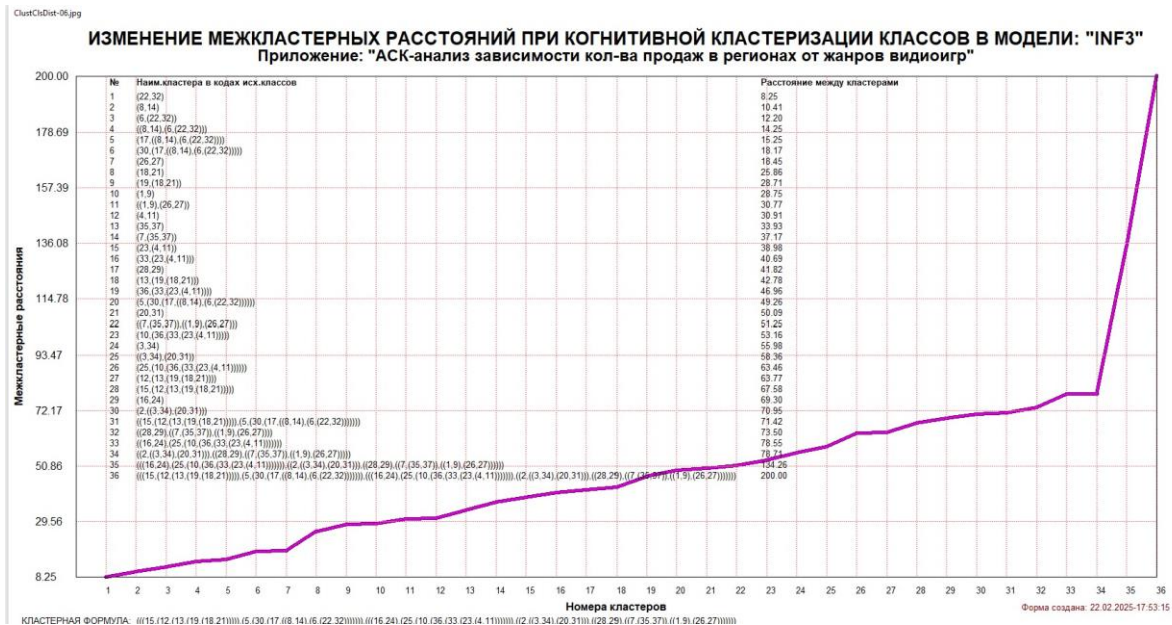


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

© Универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос-X++"

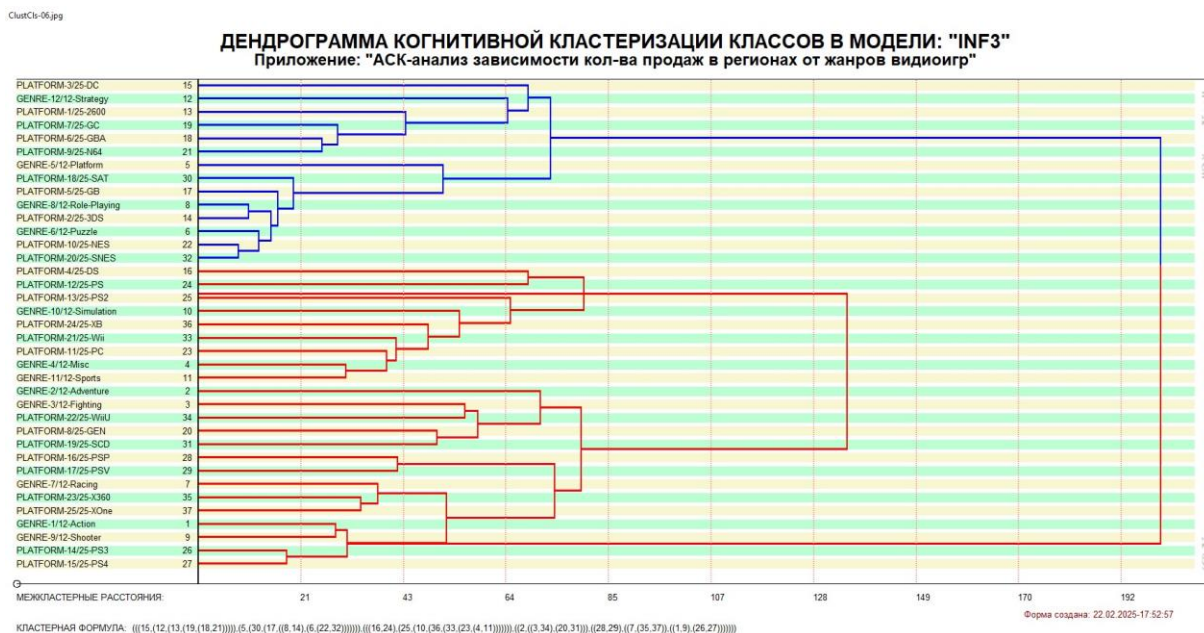


Рисунок 24. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

Из данных рисунков можно сделать вывод о том, что для смертельных травм характерно большое количество парализующих травм и, наоборот, нехарактерно наличие непарализующих травм.

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, Рисунок 25) рассчитывается матрица сходства признаков (Таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2, Рисунок 26);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации признаков* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.3.2.3), Рисунок 27);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3, Рисунок 28).

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

3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Рисунок 25 отображает 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:

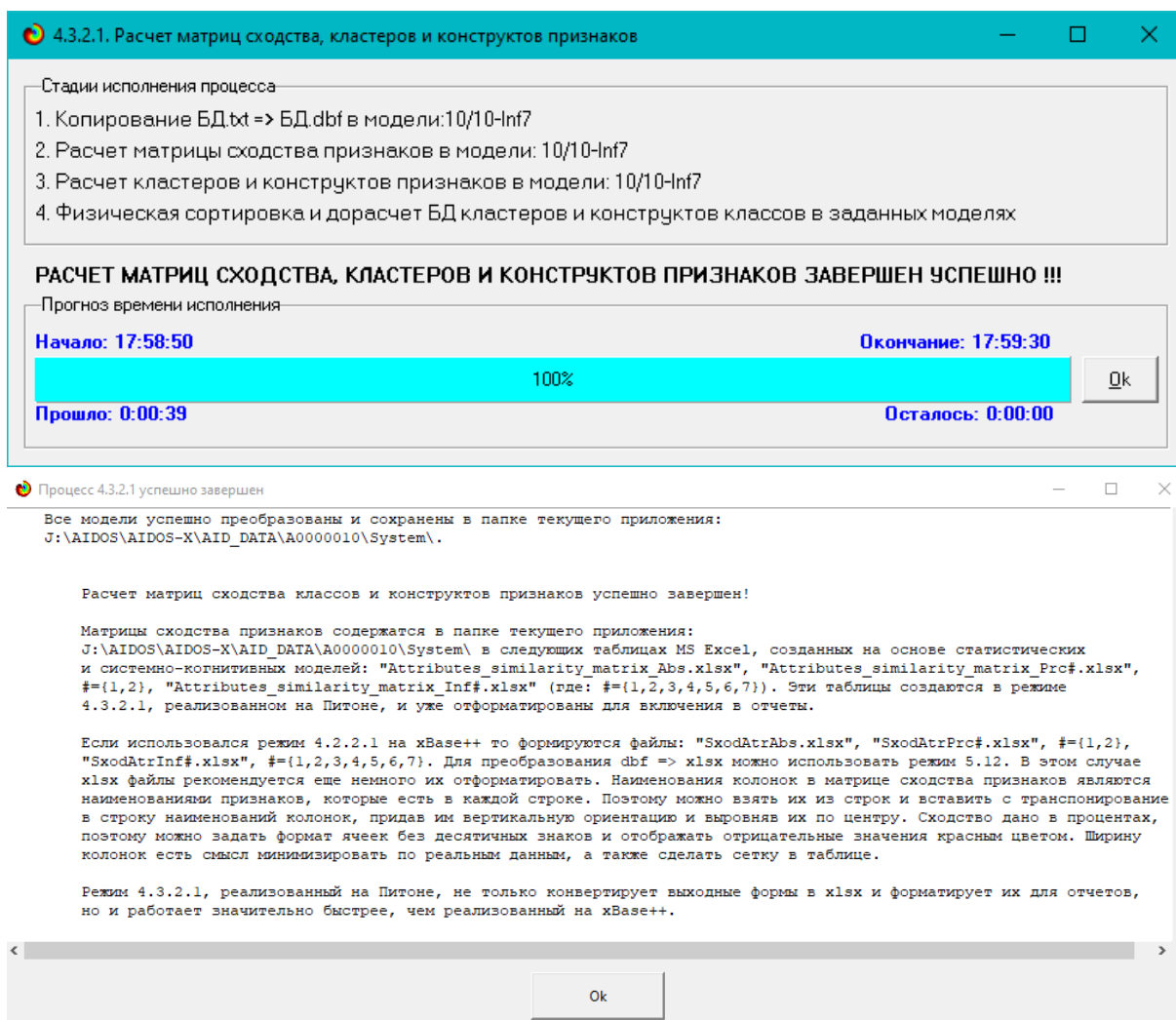


Рисунок 25. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 15 – Матрица сходства значений факторов в С-модели INF3 (фрагмент)

	1 - YEAR-Очень малое: 1/5-{2013.0000000, 2014.0000000}		
		2 - YEAR-Малое: 2/5-{2014.0000000, 2015.0000000}	
			3 - YEAR-Среднее: 3/5-{2015.0000000, 2016.0000000}
1 - YEAR-Очень малое: 1/5-{2013.0000000, 2014.0000000}	100	95,81074	-17,3618
2 - YEAR-Малое: 2/5-{2014.0000000, 2015.0000000}	95,81074	100	11,57152
3 - YEAR-Среднее: 3/5-{2015.0000000, 2016.0000000}	-17,3618	11,57152	100

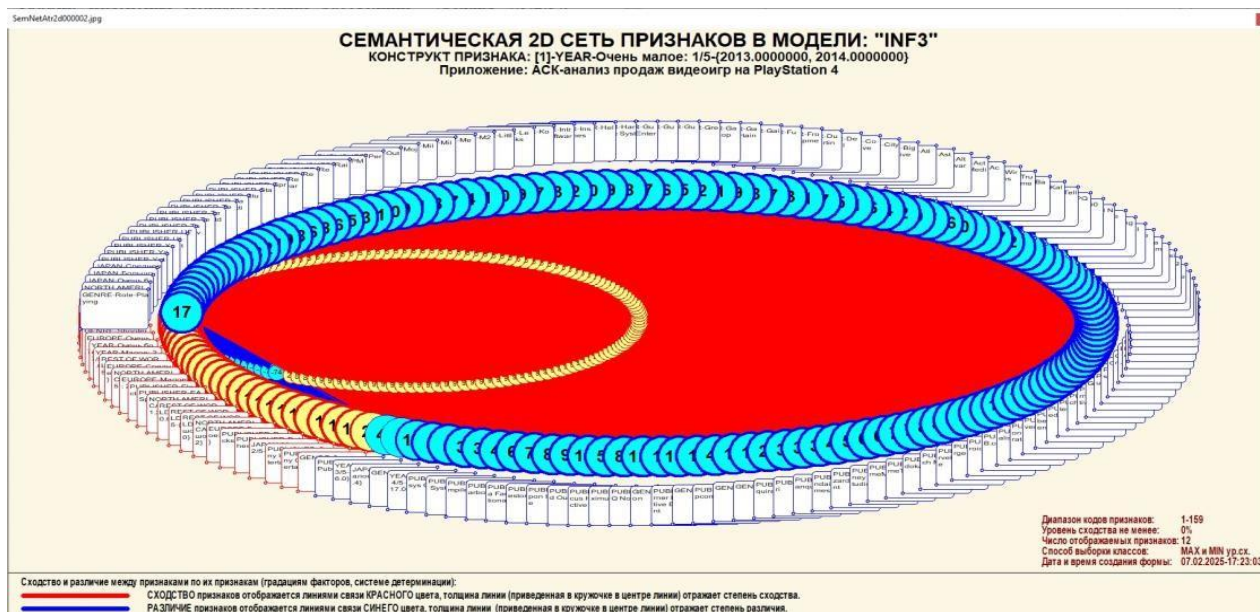


Рисунок 26. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в С-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

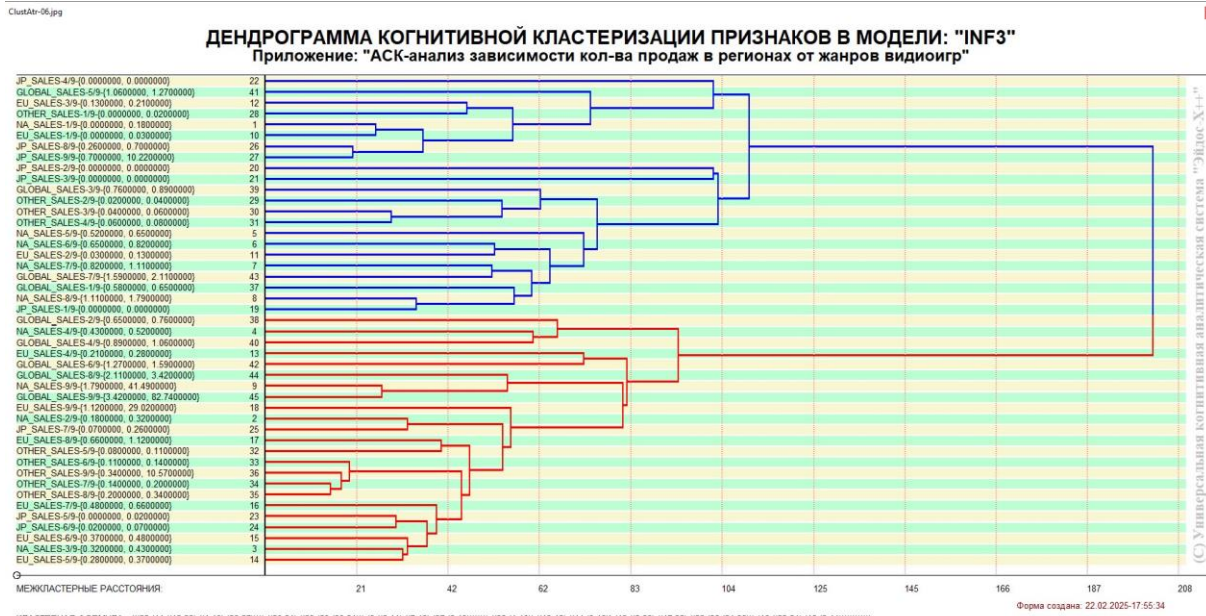


Рисунок 27. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

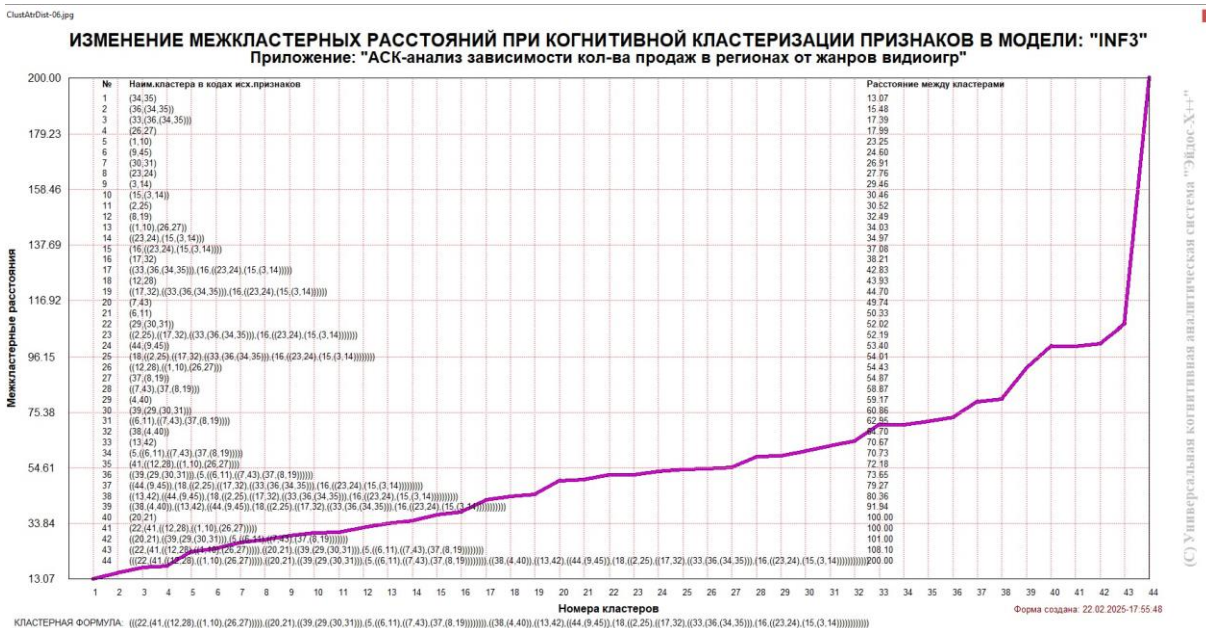


Рисунок 28. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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» количество баз данных не увеличивается при увеличении числа фреймов, увеличивается лишь их размерность.* Это является очень важным свойством моделей системы «Эйдос», существенно облегчающим и упрощающим программную реализацию и быстрое действие системы.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [18]:

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, они рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, которая базируется на **теории информации** (подобно байесовским сетям);

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

3) нейросеть **нелокальная** (полносвязная).

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны можно визуализировать (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде графических форм, на которых изображена сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита.

В форме управления визуализацией присутствует возможность задавать фильтры по факторам, которые необходимо визуализировать.

3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Рисунок 29 отображает визуализацию нелокальных нейронов.

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	GENRE-1/12-Action
2	GENRE-2/12-Adventure
3	GENRE-3/12-Fighting
4	GENRE-4/12-Misc
5	GENRE-5/12-Platform
6	GENRE-6/12-Puzzle
7	GENRE-7/12-Racing
8	GENRE-8/12-Role-Playing
9	GENRE-9/12-Shooter
10	GENRE-10/12-Sports
11	GENRE-11/12-Strategy
12	GENRE-12/12-Simulation

Подготовка визуализации нейрона: 1 "GENRE-1/12-Action" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	NA_SALES-5/9-(0.5200000, 0.6500000)	28.009
24	JP_SALES-6/9-(0.0200000, 0.0700000)	22.706
15	EU_SALES-6/9-(0.3700000, 0.4800000)	16.804
33	OTHER_SALES-6/9-(0.1100000, 0.1400000)	16.501
35	OTHER_SALES-8/9-(0.2000000, 0.3400000)	16.263
16	EU_SALES-7/9-(0.4800000, 0.6600000)	13.976
32	OTHER_SALES-5/9-(0.0800000, 0.1100000)	12.657
13	EU_SALES-4/9-(0.2100000, 0.2800000)	11.107
25	JP_SALES-7/9-(0.0700000, 0.2600000)	10.591
14	EU_SALES-6/9-(0.3700000, 0.4800000)	9.924

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
27	JP_SALES-9/9-(0.7000000, 10.2200000)	-40.688
1	NA_SALES-1/9-(0.0000000, 0.1800000)	-36.147
11	EU_SALES-2/9-(0.0300000, 0.1300000)	-32.688
28	OTHER_SALES-1/9-(0.0000000, 0.0200000)	-32.105
10	EU_SALES-1/9-(0.0000000, 0.0300000)	-28.786
29	OTHER_SALES-2/9-(0.0200000, 0.0400000)	-16.319
43	GLOBAL_SALES-7/9-(1.5900000, 2.1100000)	-10.278
31	OTHER_SALES-4/9-(0.0600000, 0.0800000)	-7.147
30	OTHER_SALES-3/9-(0.0400000, 0.0600000)	-4.474
2	NA_SALES-2/9-(0.0000000, 0.0000000)	-4.200

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

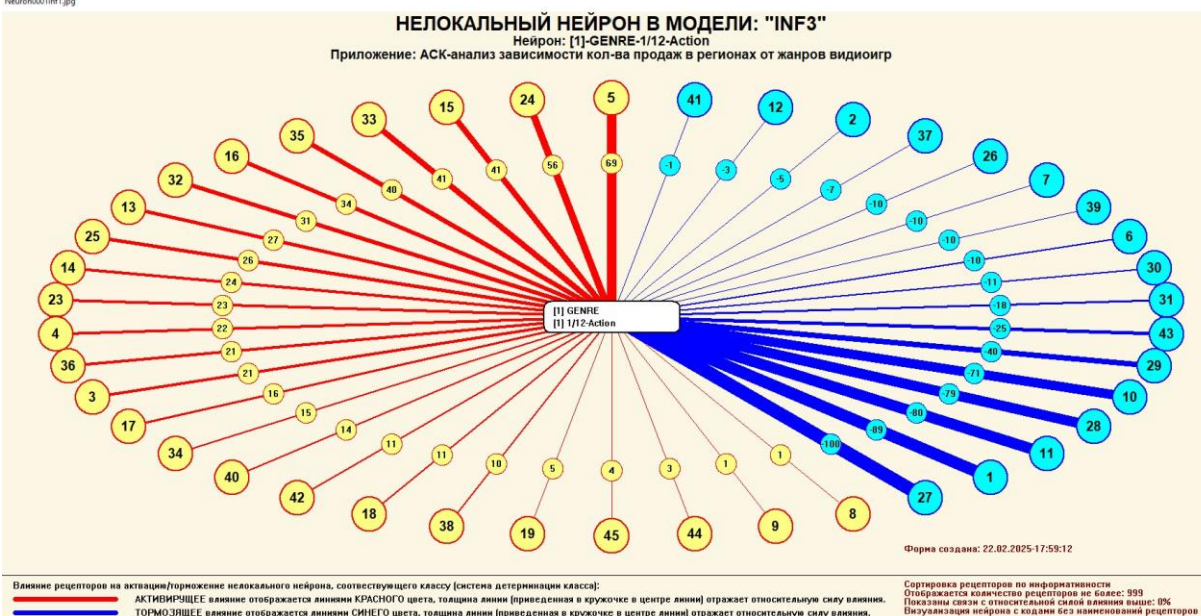
НЕЙРОН Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999
Минимальный вес.коэф. отображаемых рецепторов: 0,000

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Сортировать рецепторы:
 по информативности
 по модулю информативности

Отображать рецепторы:
 с наименованиями
 только с кодами

Нейрон0001Inf1.jpg



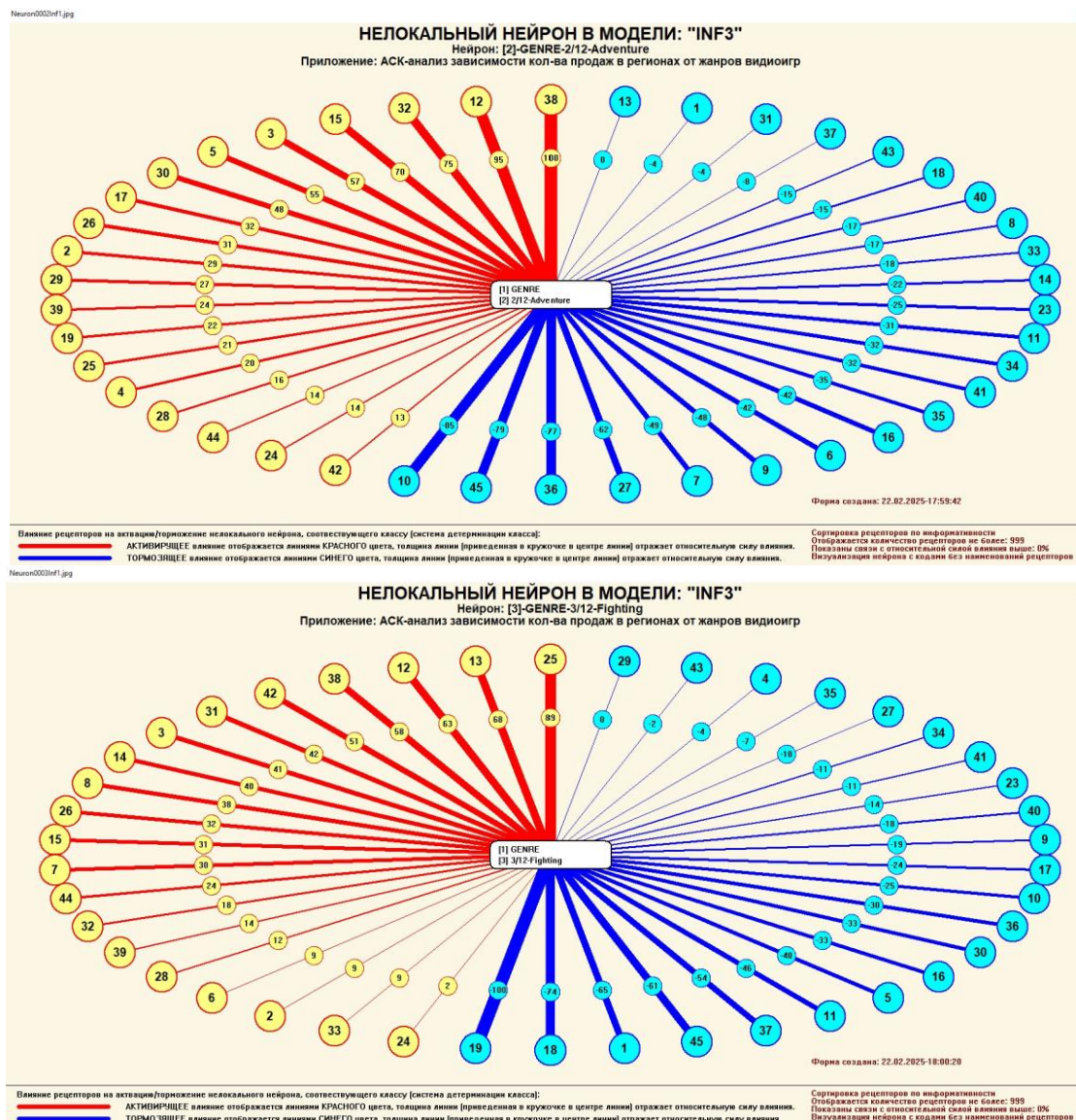


Рисунок 29. Примеры нелокальных нейронов, соответствующих классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [18].

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

Слой в наглядной форме отражает силу и направление влияния рецепторов ряда нейронов на степень активации или торможения в виде цвета и толщины дендритов.

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами. Слева находятся результаты, наиболее сильно

обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее сильно обусловленные (Рисунок 30).

В форме управления визуализацией присутствует возможность задавать фильтры по факторам, которые нужно визуализировать.

3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Рисунок 30 показывает, что самое низкое число травм детерминировано больше всего, затем по степени детерминированности идет стоимость ущерба более 1500 долларов и малое количество ушибов (без травм). Ясная погода и ровная дорога оказывает наибольший эффект на

На рисунке мы видим, что наиболее сильно детерминирована значениями факторов высокая жизнеспособность пыльцы, затем по степени детерминированности идет низкая жизнеспособность, а средняя наиболее слабо обусловлена значениями факторов, действующими на объект моделирования. Кроме того видно, что обработка бором обуславливает высокую жизнеспособность с такой же силой, как сорт «Стенлей» и как суммарное действие двух значений факторов: «До промораживания» и «2014 год наблюдений».

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	GENRE-1/12-Action	
2	GENRE-2/12-Adventure	
3	GENRE-3/12-Fighting	
4	GENRE-4/12-Misc	
5	GENRE-5/12-Platform	
6	GENRE-6/12-Puzzle	
7	GENRE-7/12-Racing	
8	GENRE-8/12-Role-Playing	
9	GENRE-9/12-Shooter	

Максимальное количество отображаемых нейронов:

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

Подготовка визуализации нейрона: 1 "GENRE-1/12-Action" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	NA_SALES-5/9-(0.5200000, 0.6500000)	28.009
24	JP_SALES-6/9-(0.0200000, 0.0700000)	22.706
15	EU_SALES-6/9-(0.3700000, 0.4800000)	16.804
33	OTHER_SALES-6/9-(0.1100000, 0.1400000)	16.501
35	OTHER_SALES-8/9-(0.2000000, 0.3400000)	16.263
16	EU_SALES-7/9-(0.4800000, 0.6600000)	13.976
32	OTHER_SALES-5/9-(0.0800000, 0.1100000)	12.657
13	EU_SALES-4/9-(0.2100000, 0.2800000)	11.107
25	JP_SALES-7/9-(0.0700000, 0.2600000)	10.591
14	EU_SALES-5/9-(0.3000000, 0.3700000)	9.624

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
27	JP_SALES-9/9-(0.7000000, 10.2200000)	-40.688
1	NA_SALES-1/9-(0.0000000, 0.1800000)	-36.147
11	EU_SALES-2/9-(0.0300000, 0.1300000)	-32.688
28	OTHER_SALES-1/9-(0.0000000, 0.0200000)	-32.105
10	EU_SALES-1/9-(0.0000000, 0.0300000)	-28.786
29	OTHER_SALES-2/9-(0.0200000, 0.0400000)	-16.319
43	GLOBAL_SALES-7/9-(1.5900000, 2.1100000)	-10.278
31	OTHER_SALES-4/9-(0.0600000, 0.0800000)	-7.147
30	OTHER_SALES-3/9-(0.0400000, 0.0600000)	-4.474
6	NA_SALES-6/9-(0.6500000, 0.8000000)	-4.220

НейроСеть	Abs	Prc1	Prc2	Inf1	Inf2	Inf3	Inf4	Inf5	Inf6	Inf7
Максимальное количество отображаемых рецепторов:	<input type="text" value="16"/>									
Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.:	<input type="text" value="0,000"/>									

Сортировать связи:	Отображать наименования:
<input checked="" type="radio"/> по модулю информативности	<input checked="" type="checkbox"/> нейронов
<input type="radio"/> по информативности и знаку	<input checked="" type="checkbox"/> рецепторов

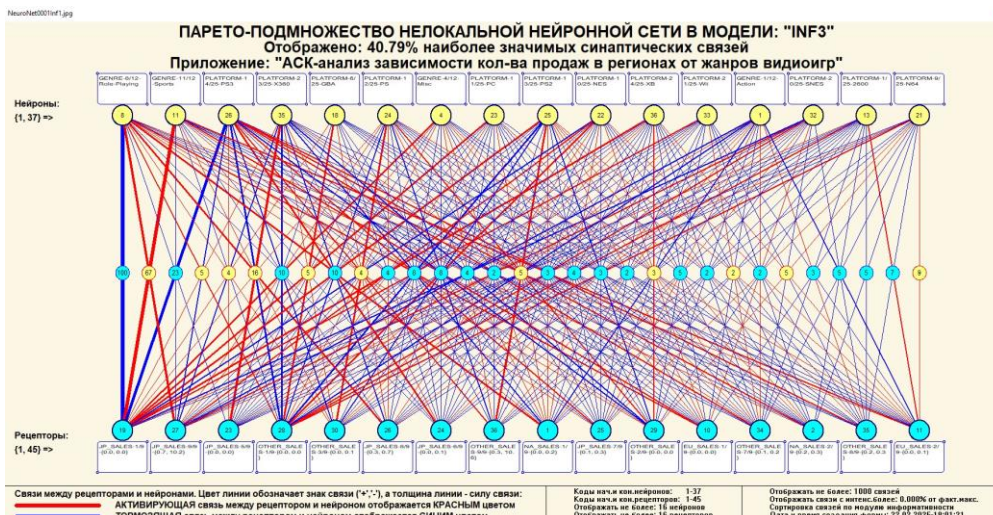


Рисунок 30. Нейронная сеть в С-модели INF3

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

3d-интегральная когнитивная карта (режим 4.4.12 системы «Эйдос», Рисунок 31) является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (Рисунок 22) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (Рисунок 26) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (Рисунок 30) (режим 4.4.12 системы «Эйдос»).

3.8.6.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	GENRE-1/12-Action
<input type="checkbox"/>	2	GENRE-2/12-Adventure
<input type="checkbox"/>	3	GENRE-3/12-Fighting
<input type="checkbox"/>	4	GENRE-4/12-Misc
<input type="checkbox"/>	5	GENRE-5/12-Platform
<input type="checkbox"/>	6	GENRE-6/12-Puzzle
<input type="checkbox"/>	7	GENRE-7/12-Racing
<input type="checkbox"/>	8	GENRE-8/12-Role-Playing
<input type="checkbox"/>	9	GENRE-9/12-Shooter

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

Подготовка визуализации нейрона:1 "GENRE-1/12-Action" в модели:6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
5	NA_SALES-5/9-{0.5200000, 0.6500000}	28.009
24	JP_SALES-6/9-{0.0200000, 0.0700000}	22.706
15	EU_SALES-6/9-{0.3700000, 0.4800000}	16.804
33	OTHER_SALES-6/9-{0.1100000, 0.1400000}	16.501
35	OTHER_SALES-8/9-{0.2000000, 0.3400000}	16.263
16	EU_SALES-7/9-{0.4800000, 0.6600000}	13.976
32	OTHER_SALES-5/9-{0.0800000, 0.1100000}	12.657
13	EU_SALES-4/9-{0.2100000, 0.2800000}	11.107
25	JP_SALES-7/9-{0.0700000, 0.2600000}	10.591
14	EU_SALES-5/9-{0.3900000, 0.3700000}	8.634

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
27	JP_SALES-9/9-{0.7000000, 10.2200000}	-40.688
1	NA_SALES-1/9-{0.0000000, 0.1800000}	-36.147
11	EU_SALES-2/9-{0.0300000, 0.1300000}	-32.688
28	OTHER_SALES-1/9-{0.0000000, 0.0200000}	-32.105
10	EU_SALES-1/9-{0.0000000, 0.0300000}	-28.786
29	OTHER_SALES-2/9-{0.0200000, 0.0400000}	-16.319
43	GLOBAL_SALES-7/9-{1.5900000, 2.1100000}	-10.278
31	OTHER_SALES-4/9-{0.0600000, 0.0800000}	-7.147
30	OTHER_SALES-3/9-{0.0400000, 0.0600000}	-4.474
6	NA_SALES-6/9-{0.6500000, 0.6200000}	-4.200

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

Когн. карта

Abs	Prc1	Prc2	Inf1	Inf2	Inf3	Inf4	Inf5	Inf6	Inf7
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

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

Сортировать связи:
 по модулю информативности
 по информативности и знаку

Отображать наименования:
 нейронов
 рецепторов

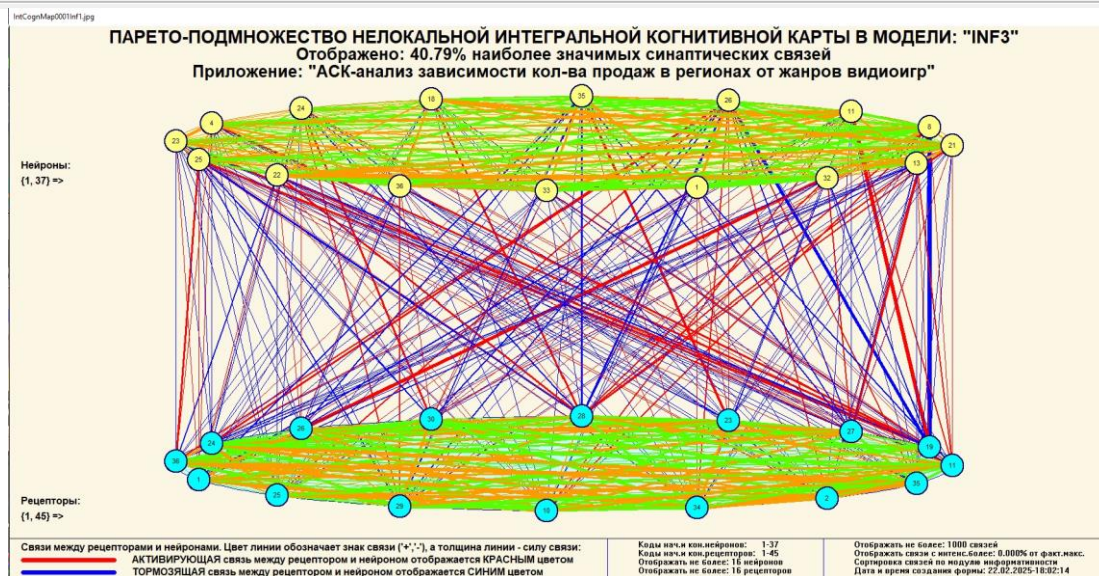


Рисунок 31. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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 [19,20]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521⁵. Позже об этом писалось в работе [3]⁶ и ряде других работ, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

Допустим, один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. В АСК-анализе и системе «Эйдос» вопрос «Эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей?» 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. Отсюда следует, 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.

3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 3 классов сравнивается со всеми остальными, в т. ч. с собой, то всего получается $3^2=9$ подобных диаграмм. На рисунках приводятся некоторые из этих диаграмм.

⁵ https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

⁶ <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	GENRE-1/12-Action
2	GENRE-2/12-Adventure
3	GENRE-3/12-Fighting
4	GENRE-4/12-Misc
5	GENRE-5/12-Platform
6	GENRE-6/12-Puzzle

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	45
1	NA_SALES	1	9
2	EU_SALES	10	18
3	JP_SALES	19	27
4	OTHER_SALES	28	36
5	GLOBAL_SALES	37	45

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: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

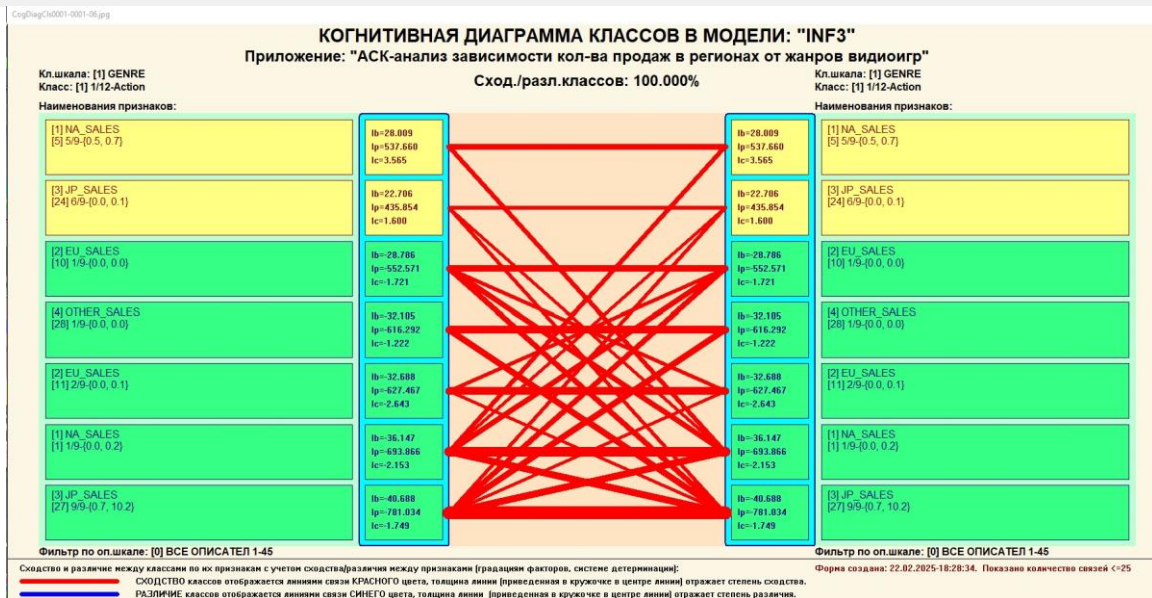


Рисунок 32. Пример 2d-интегральной когнитивной карты содержательного сравнения классов по их системе детерминации в С-модели INF3

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

3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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 событий, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий этих событий [21].

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

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

3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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:

4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	NA_SALES-1/9-(0.0000000, 0.1800000)
2	NA_SALES-2/9-(0.1800000, 0.3200000)
3	NA_SALES-3/9-(0.3200000, 0.4300000)
4	NA_SALES-4/9-(0.4300000, 0.5200000)
5	NA_SALES-5/9-(0.5200000, 0.6500000)
6	NA_SALES-6/9-(0.6500000, 0.8200000)

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	37
1	GENRE	1	12
2	PLATFORM	13	37

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: [Помощь](#)

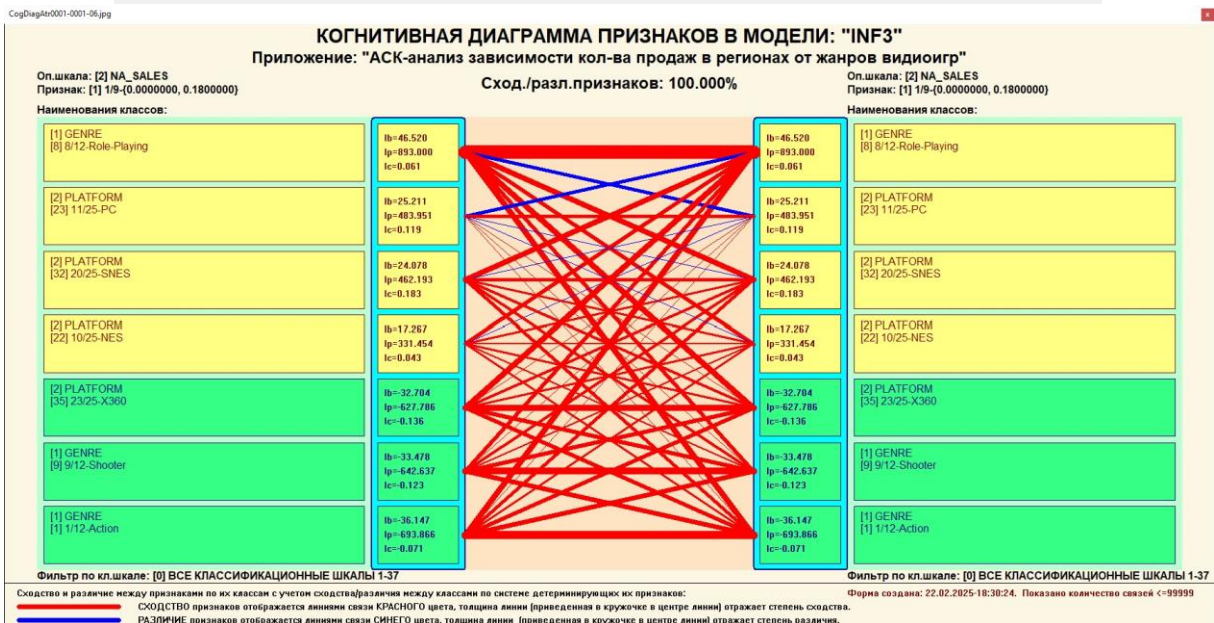
В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Признак для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Признак для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ПРИЗНАКИ
Классиф. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Классиф. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ
Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

CogDiag\001-0001-06.jpg



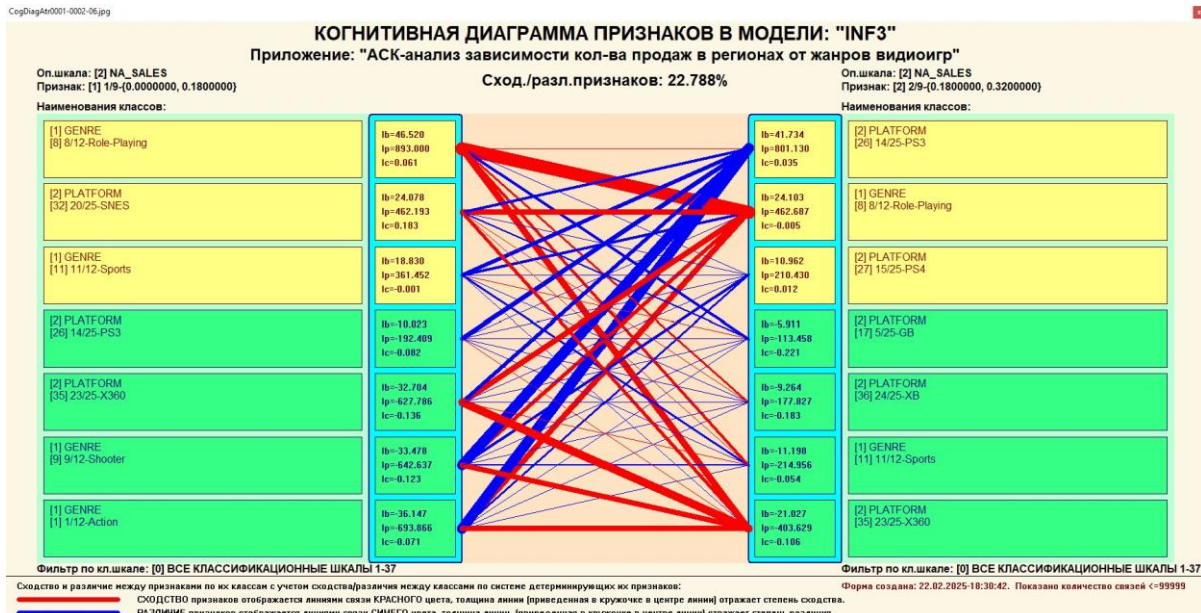


Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в С-модели INF3

3.8.9. Когнитивные функции

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [3,22,23].

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 в разной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.**

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (Рисунок 34). 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 [17,23,24]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [24].

3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Количество когнитивных функций равно произведению количества описательных на кол-во классификационных шкал. В модели, рассматриваемой в данной работе, 14 описательных шкал и 9 классификационных, поэтому получается 126 когнитивных функций (Рисунок 34).

4.5. Генерация, визуализация и запись когнитивных функций системы "Эйдос"

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

Статистические базы:

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

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частная 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 цветочная 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:

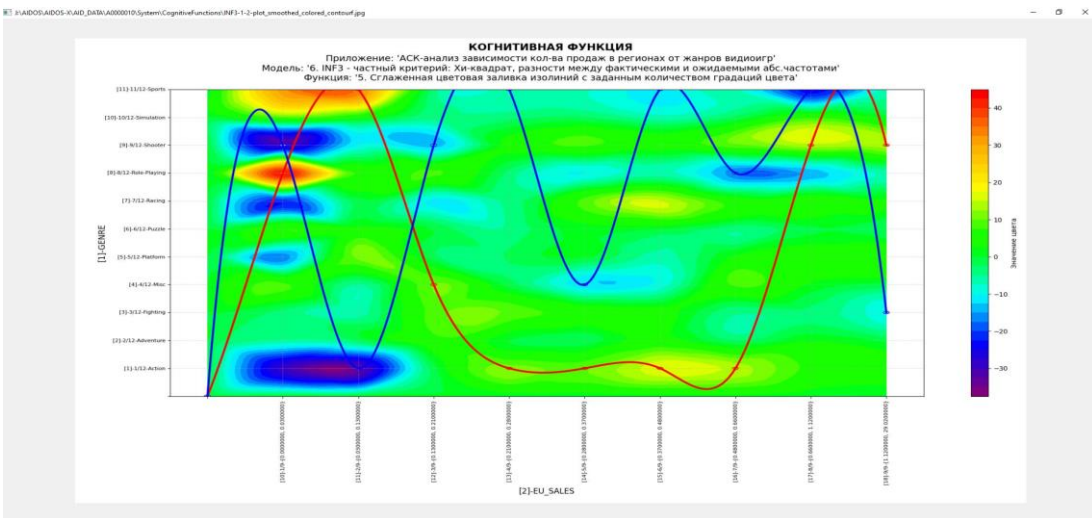
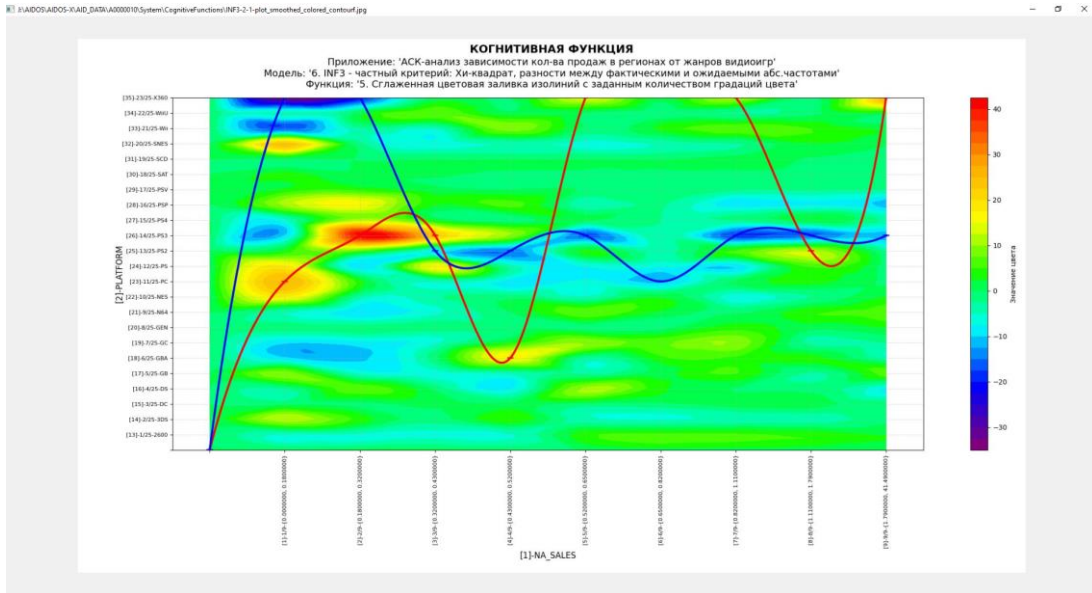
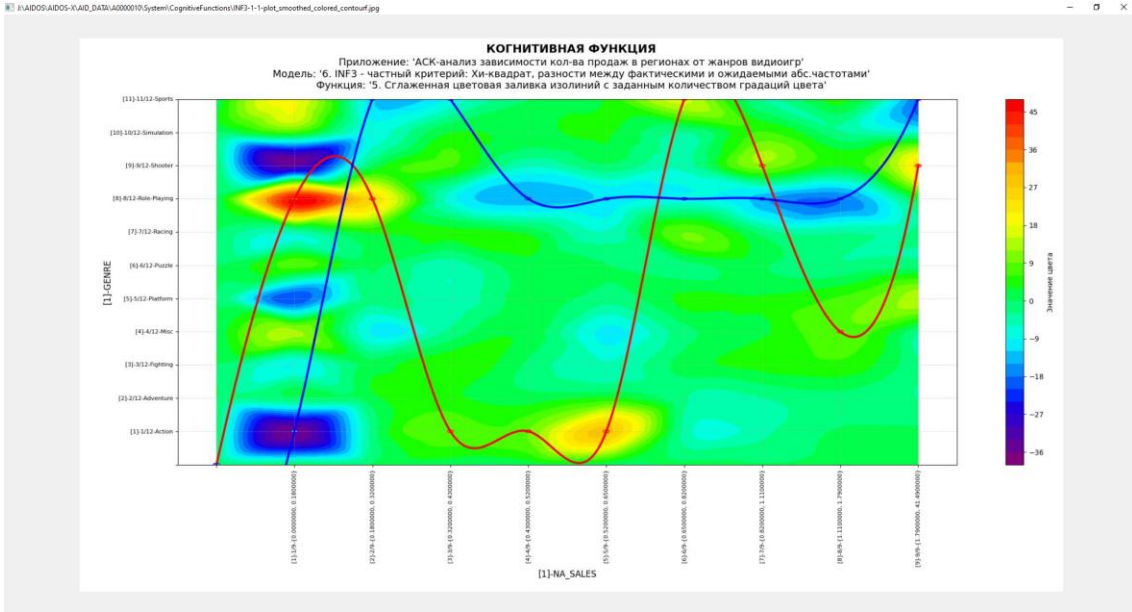
Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

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



4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

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

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

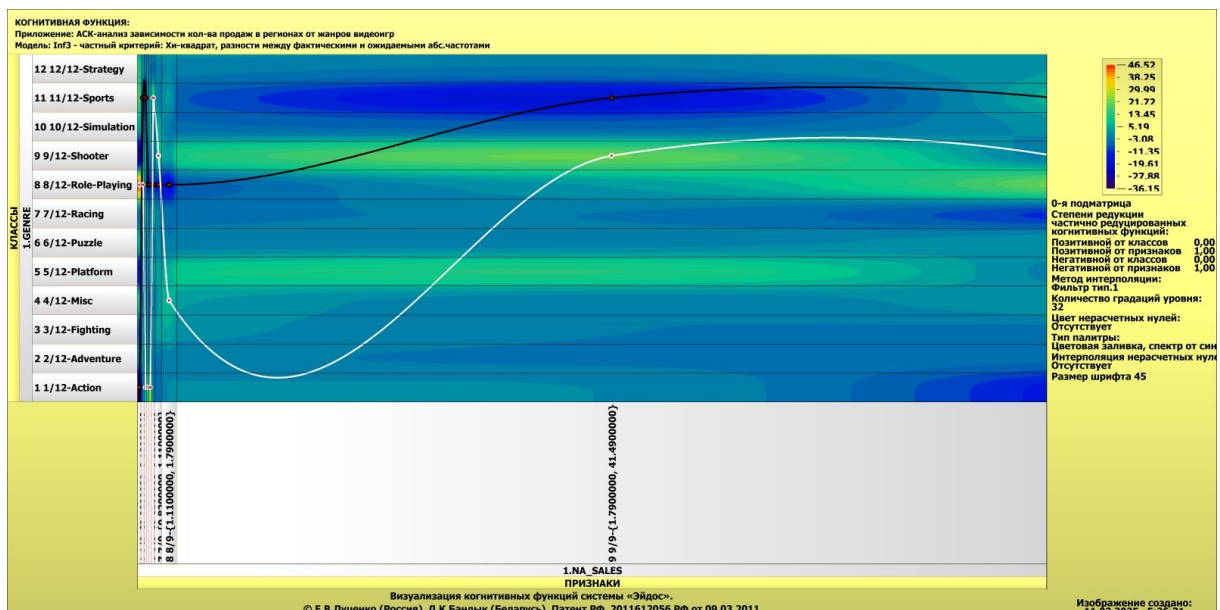
Задайте нужный режим:

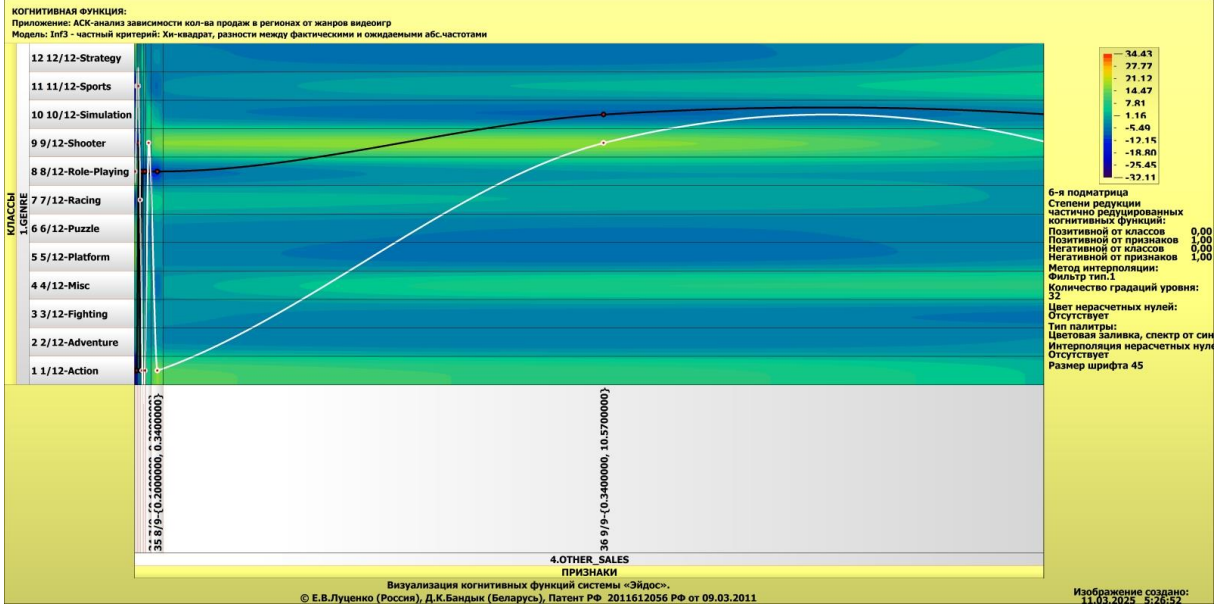
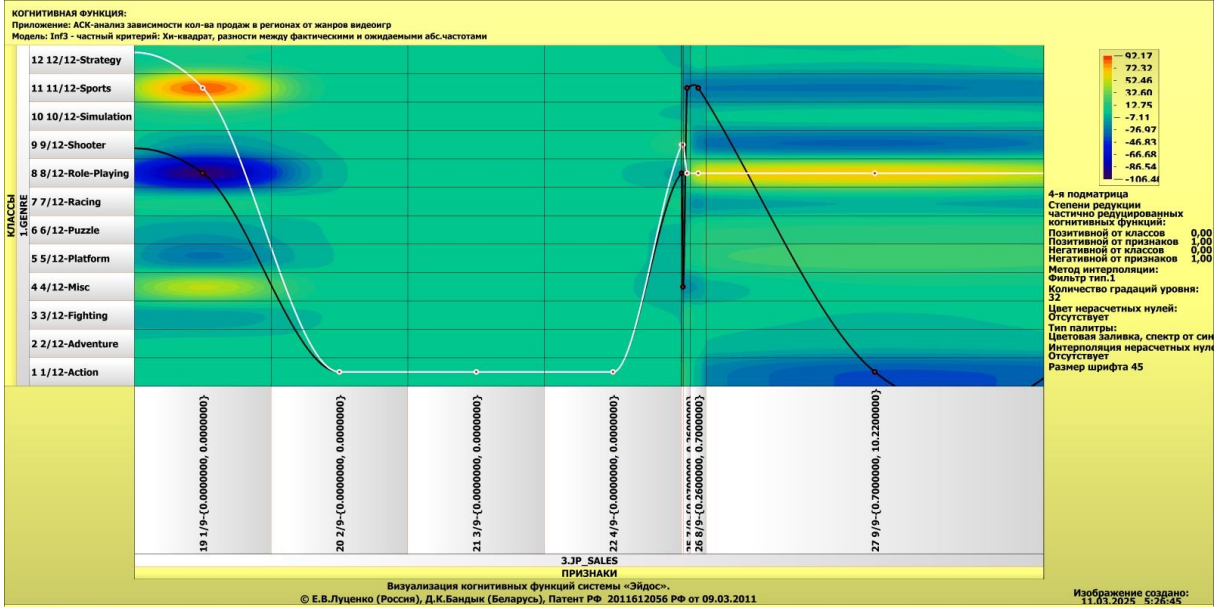
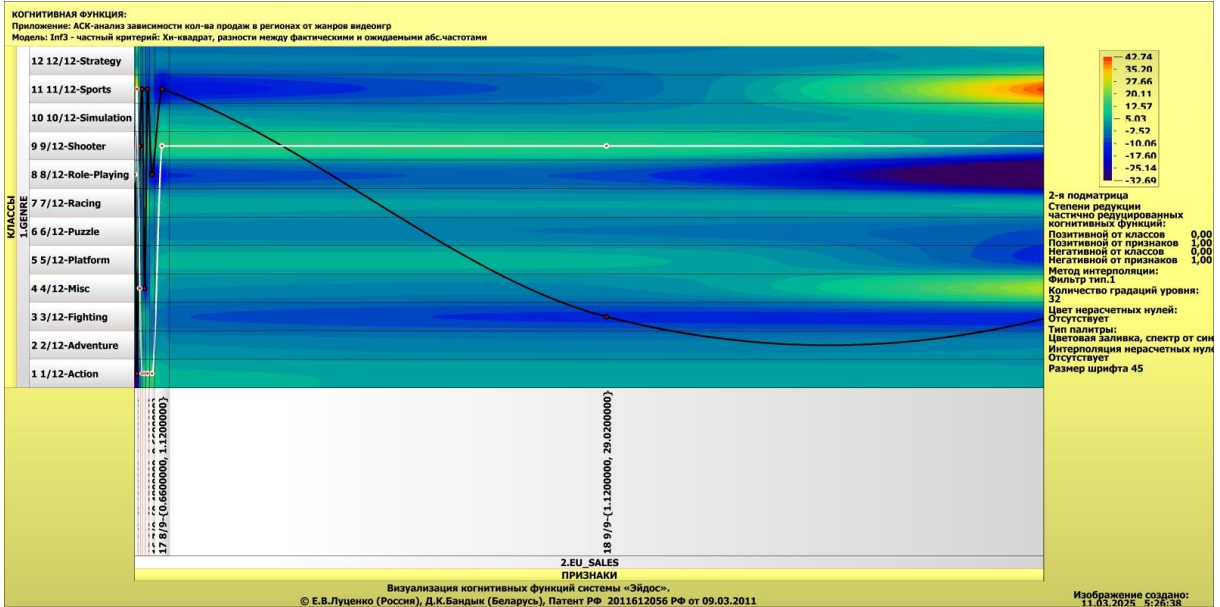
Визуализации когнитивных функций

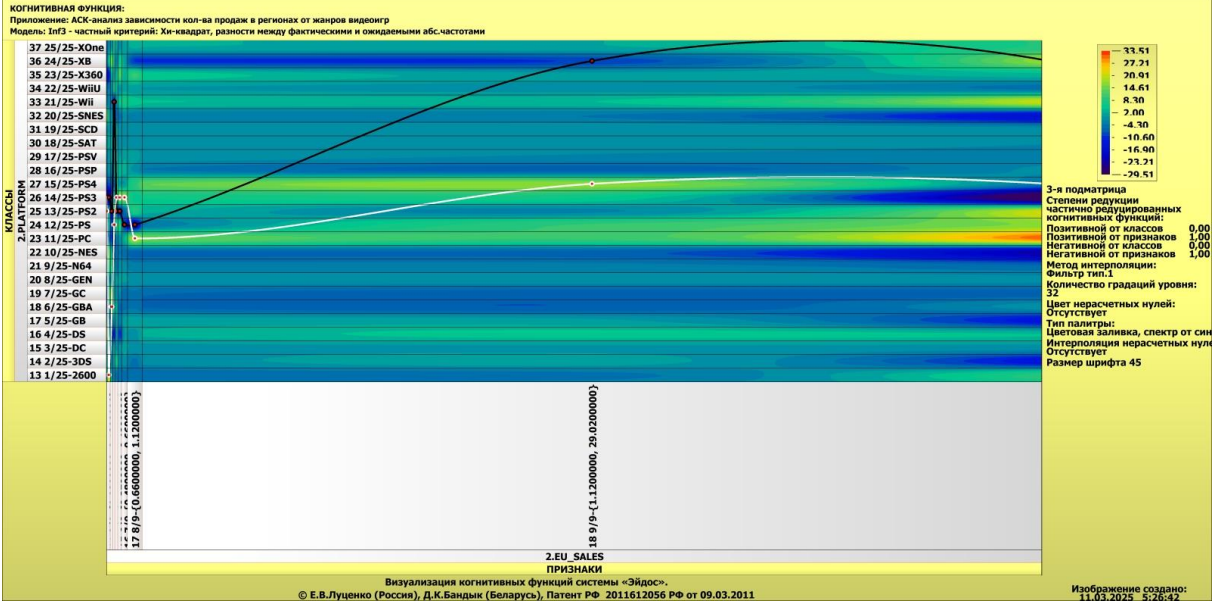
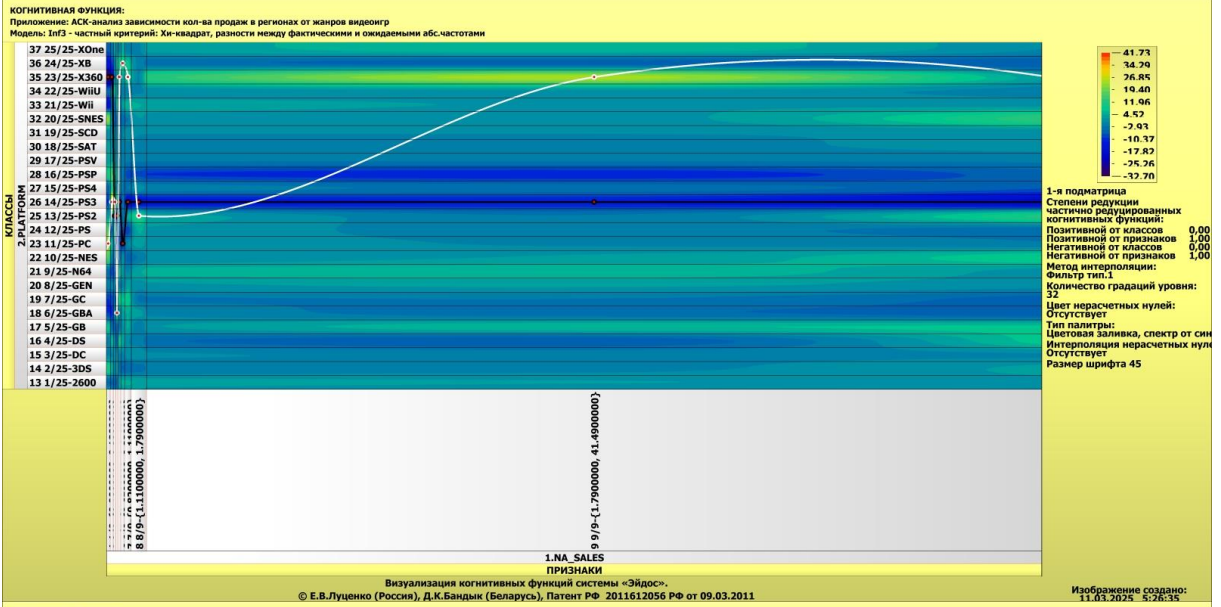
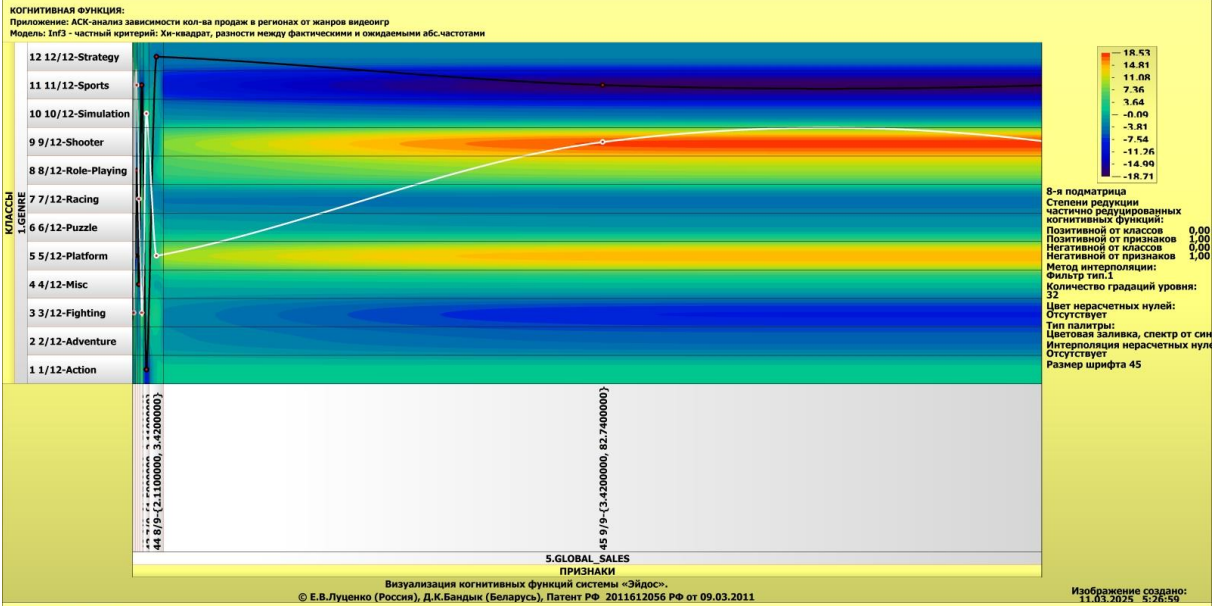
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями







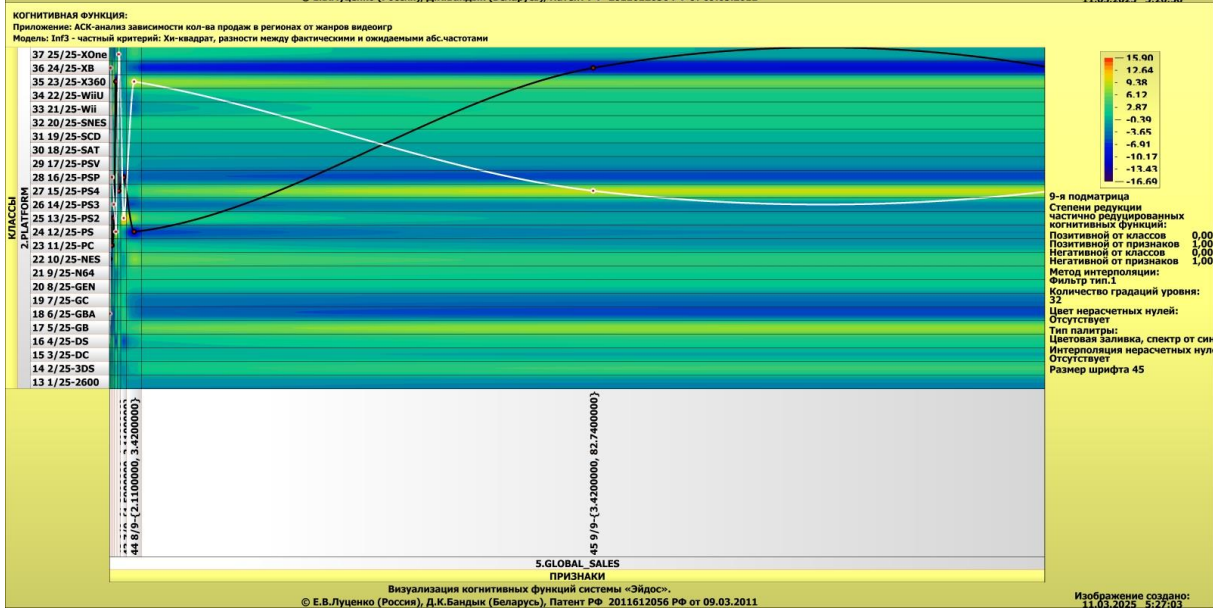
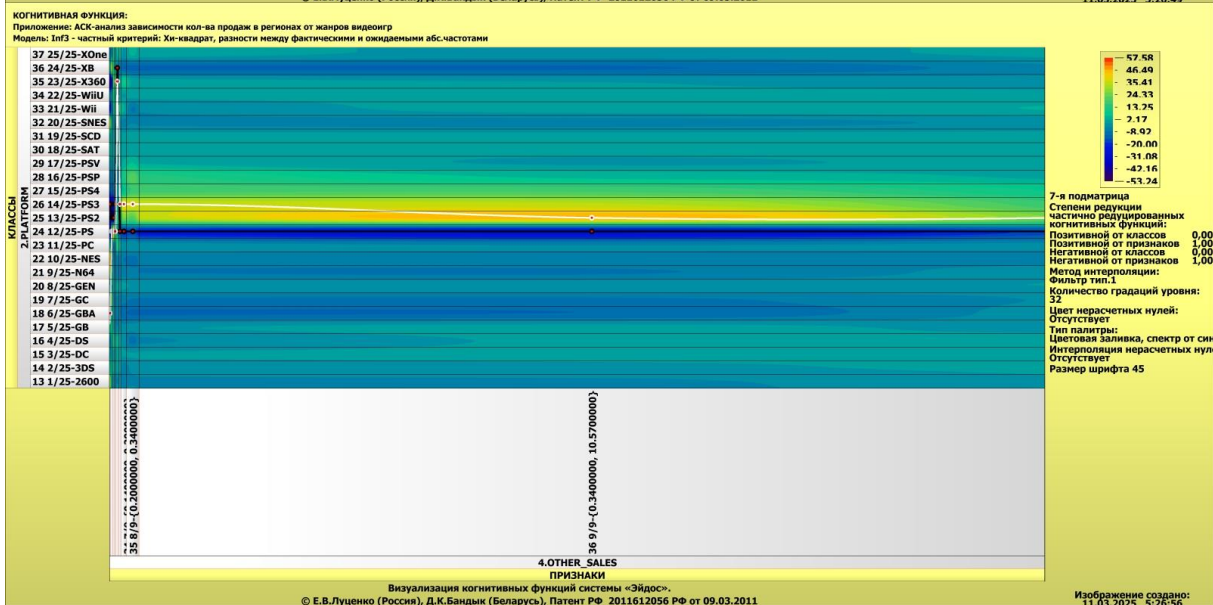
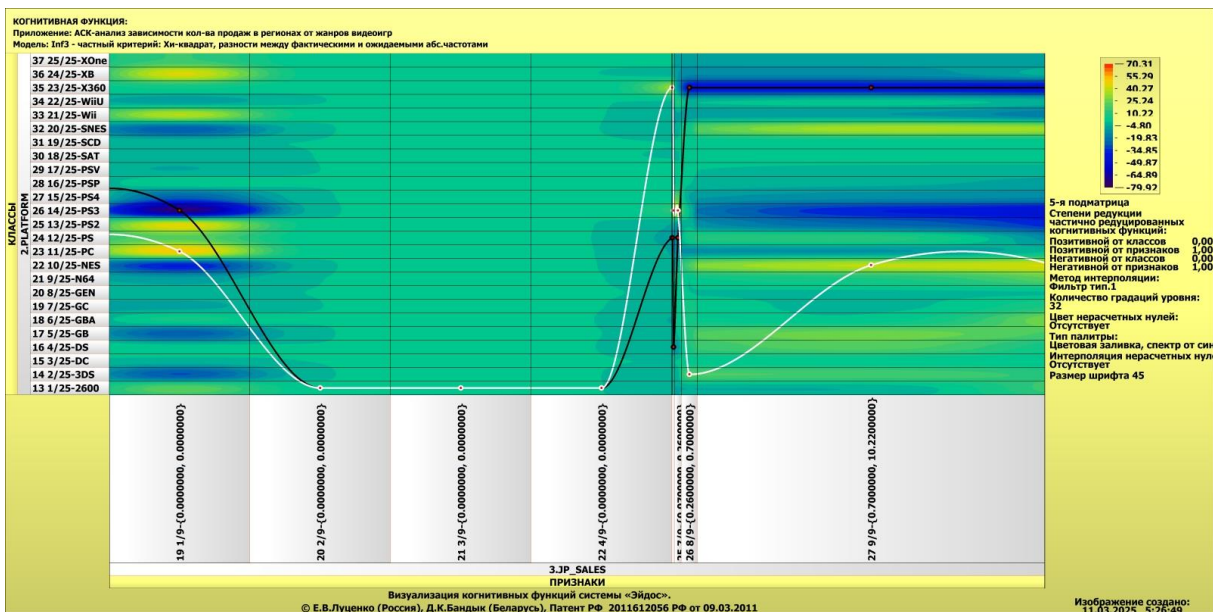


Рисунок 34. Примеры когнитивных функций в С-модели INF3

Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – задача специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [24].

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели INF3, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос») (Рисунок 35):

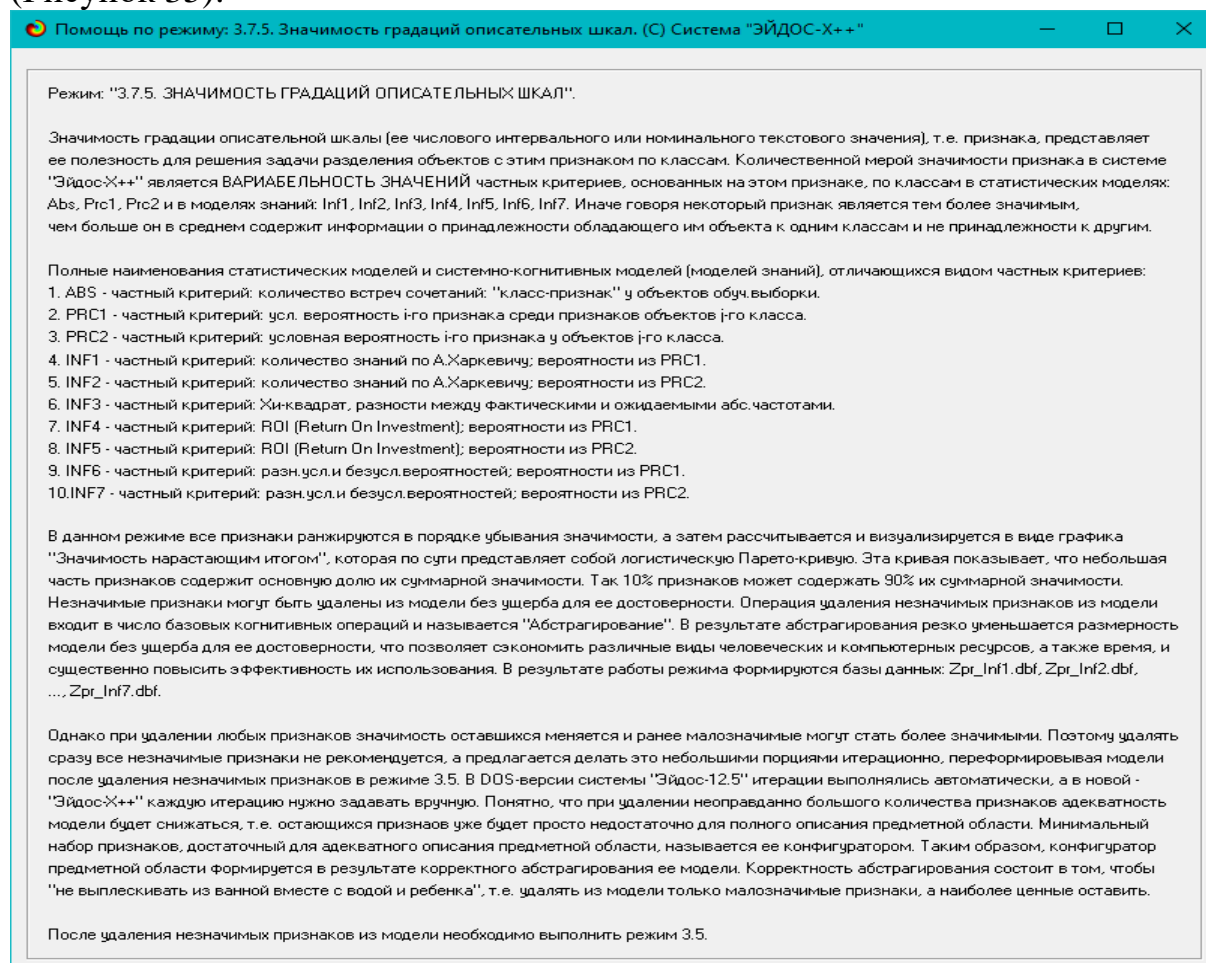


Рисунок 35. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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.

3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Рисунок 36 отображает Парето-кривую силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в С-модели INF3:

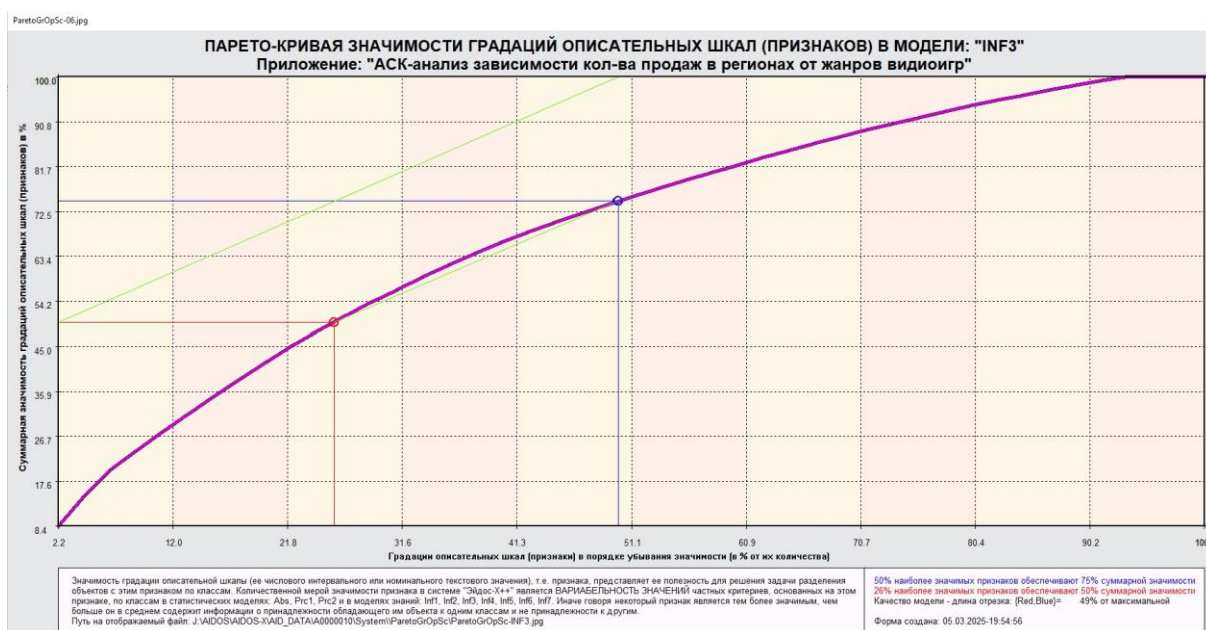


Рисунок 36. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в С-модели INF3

Из рисунка видно, что 7% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 98% суммарного влияния. На рисунке 37 система «Эйдос» привела рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей. Кроме того на этом рисунке приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях.

Таблица 16 отображает исходные данные для построения кумулятивной кривой (Рисунок 36). Из таблицы видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

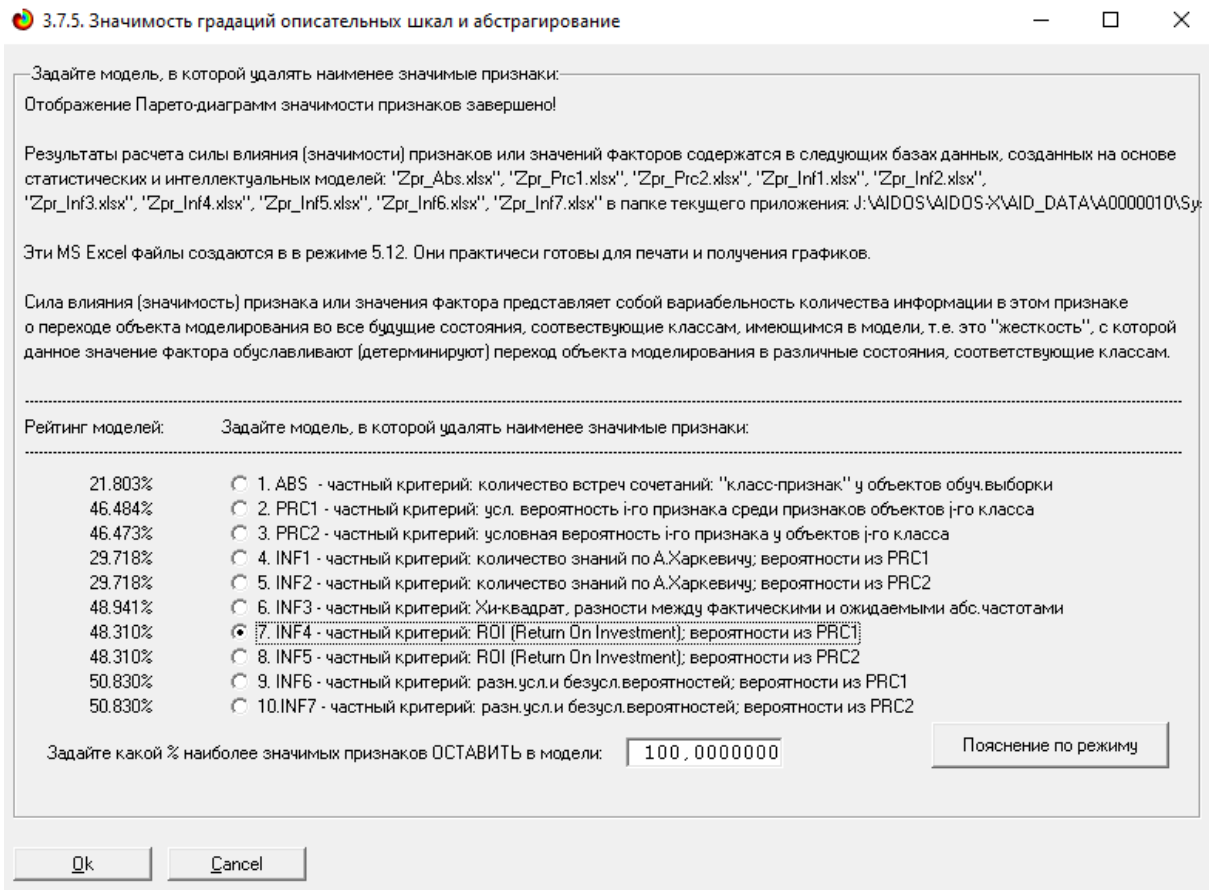


Рисунок 37. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей и имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в этих моделях

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

NAME_ATR	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC
JP_SALES-1/9-{0.0000000, 0.0000000}	36.3209562	36.3209562	8.4121054
OTHER_SALES-1/9-{0.0000000, 0.0200000}	26.2662994	62.5872556	6.0833993
JP_SALES-9/9-{0.7000000, 10.2200000}	23.268198	85.8554536	5.3890248

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Zpr_INF3.xlsx

На экранной форме (Рисунок 38) приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

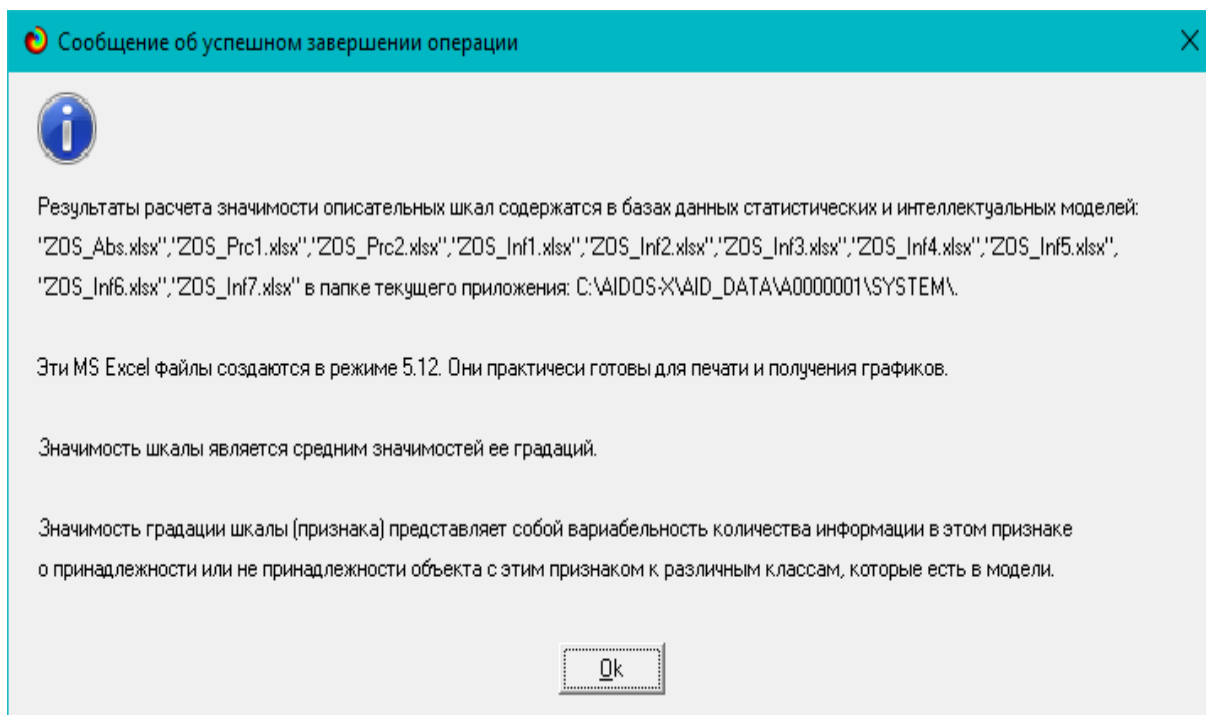


Рисунок 38. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в статистических и системно-когнитивных моделях

Таблица 17 отображает информацию о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в С-модели INF3.

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

NUM_PRC	NAME_OPSC	ZNACH_OS	ZN_OSINIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
14,2857143	REST OF WORLD	5,3885531	5,3885531	29,0693422	29,0693422
28,5714286	EUROPE	5,3755950	10,7641481	28,9994379	58,0687801
42,8571429	NORTH AMERICA	4,9182107	15,6823588	26,5320110	84,6007911
57,1428571	YEAR	1,3672247	17,0495835	7,3756947	91,9764858
71,4285714	GENRE	0,9113567	17,9609402	4,9164478	96,8929336
85,7142857	JAPAN	0,3840598	18,3450000	2,0718671	98,9648007
100,0000000	PUBLISHER	0,1918938	18,5368938	1,0351993	100,0000000

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\ZOS_INF3.xlsx

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

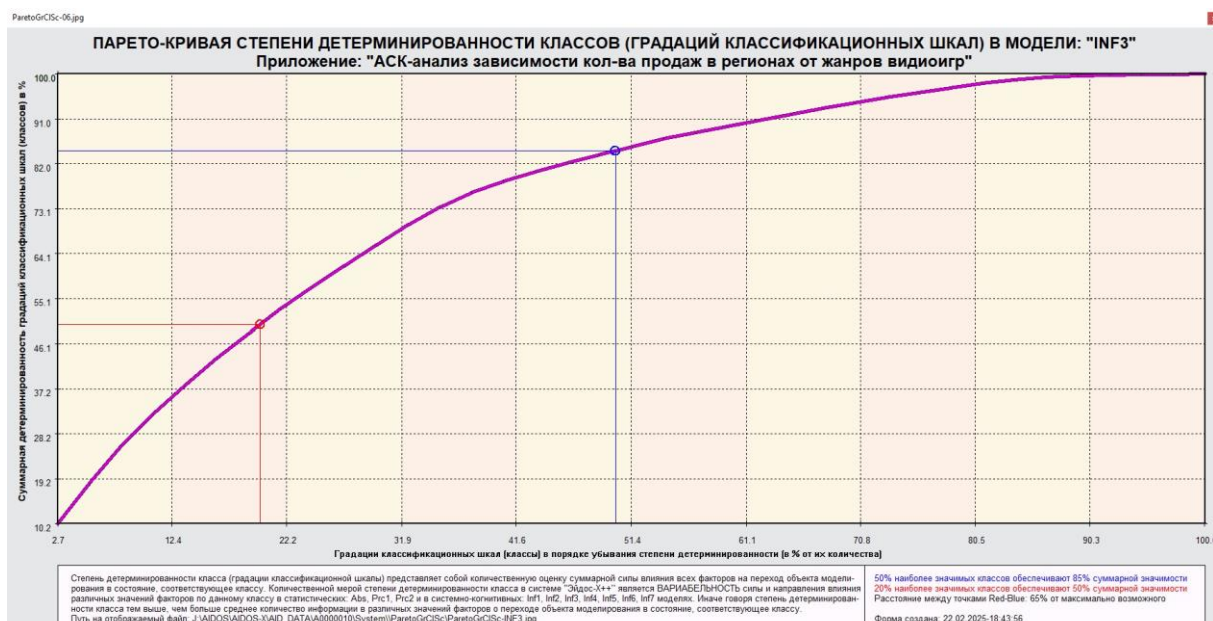
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений факторов* (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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

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

3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Рисунок 39 отображает экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



Сообщение об успешном завершении операции



Отображение Парето-диаграмм степени сформированности классов завершено!

Результаты расчета степени детерминированности (значимости) классов содержатся в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "Zkl_Abs.xlsx", "Zkl_Prc1.xlsx", "Zkl_Prc2.xlsx", "Zkl_Inf1.xlsx", "Zkl_Inf2.xlsx", "Zkl_Inf3.xlsx", "Zkl_Inf4.xlsx", "Zkl_Inf5.xlsx", "Zkl_Inf6.xlsx", "Zkl_Inf7.xlsx" в папке текущего приложения: c:\Aidos-X\AID_DATA\A000001\System\.

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

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

Ok

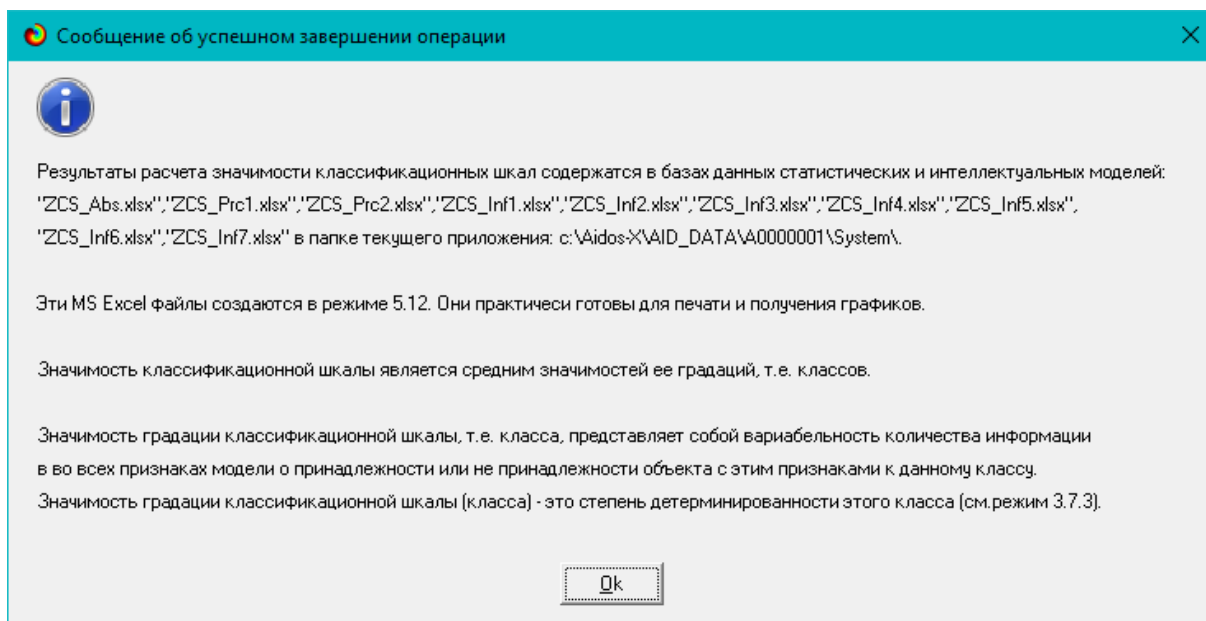


Рисунок 39. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

Таблица 18 показывает исходные данные для построения кумулятивной кривой (Рисунок 39).

Таблица 18 – Степень детерминированности классов в С-модели INF3

NUM_PRC	NAME_CLS	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
2.702702 7	GENRE-1/12-Action	717.0	717.0	10.2457845	10.2457845
5.405405 4	GENRE-11/12-Sports	567.0	1284.0	8.1023149	18.3480995
8.1081081	PLATFORM-13/25-PS2	523.0	1807.0	7.4735639	25.8216633

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Zk1_INF3.xlsx

В таблице приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах, наименования которых приведены на третьем рисунке 39.

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

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

Применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия

решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с мануальным анализом, который может провести эксперт, анализируя данные источника [25]. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

1. Возможность корректного построения сопоставимых системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих как лингвистические переменные, так и числовые переменные в различных единицах измерения.

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, и технологические, 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 повреждений), но и в стоимостном выражении (степень травмы, повреждения автомобиля, других сооружений и др.).

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

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В ходе выполнения работы был проведен автоматизированный системно-когнитивный анализ продаж видеоигр с целью выявления ключевых факторов, влияющих на их коммерческий успех. Рассмотрены такие параметры, как жанр, платформа и региональные предпочтения, что позволило определить их влияние на объемы продаж.

Достигнута цель работы – проведен анализ видеоигр с целью определения характеристик, влияющих на их продажи.

В процессе работы были выполнены следующие задачи:

- проведена когнитивная структуризация предметной области;
- формализована предметная область;
- синтезированы статистические и системно-когнитивные модели;

- верифицированы модели;
- выбрана наиболее достоверная модель;
- осуществлена системная идентификация и выполнено прогнозирование;
- обеспечена поддержка принятия решений;
- исследован объект моделирования путем анализа его модели.

Таким образом, данное исследование направлено на анализ факторов, определяющих продажи видеоигр, что способствует улучшению прогнозирования рыночных тенденций и повышению эффективности стратегий разработки и продвижения игровых продуктов. Полученные результаты могут быть использованы для дальнейших исследований в области игровой индустрии и оптимизации бизнес-решений разработчиков и издателей.

В данной статье для анализа эмпирических данных предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в области дорожного движения, для выработки практических рекомендаций и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные являются как лингвистическими (категориальными) переменными, так и числовыми переменными, измеряемыми в различных единицах измерения. Поэтому для решения данной задачи применяется АСК-анализ, обеспечивающий построение гибридных моделей, включающих как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы, причем в различных единицах измерения.

Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной характеристики видео игр.

В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа для решения задач в области дорожного движения [48,49].

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко, Е. В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 75. – С. 321-363. – EDN OOSCAV.
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 информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
8. 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.
9. 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.
10. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-X++" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.
11. 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.
12. 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.
13. 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.

14. 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.

15. 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.

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

17. 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.

18. 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.

19. 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

20. 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>

21. 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.

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

23. 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.

24. 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.

25. Video Game Sales// Kaggle URL:
<https://www.kaggle.com/datasets/gregorut/videogamesales>
26. Монографии по АСК-анализу: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746370>
27. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко:
<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746372>.
28. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы:
<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746371>.
29. Тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>
30. Работы по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm .
31. Работы по АСК-анализу изображений:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_images.htm
32. Работы по АСК-анализу текстов: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm
33. Работы по когнитивным функциям:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm
34. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm
35. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm
36. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm
37. Работы по виртуальной реальности:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm
38. Работы по когнитивной ветеринарии:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm
39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm
40. Работы по тематике, связанной с АПК:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
41. Работы по наукометрии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm
42. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm
43. Работы по разработке и применению профессиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных):
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm
44. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm
45. MVP-проект «Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК»: <http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm>

46. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

47. Ссылки на видео-занятия и проф.Е.В.Луценко в Пермском национальном университете: <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn> (2021), <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz> (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете: <https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1>

48. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPII.

49. Луценко Е.В. Системы искусственного интеллекта как системы автоматизации процесса научного познания и удвоение номенклатуры научных специальностей путем применения этих систем для исследований в различных направлениях науки / Е.В. Луценко, Н.С. Головин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2024. – №01(195). С. 74 – 111. – IDA [article ID]: 1952401009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2024/01/pdf/09.pdf>, 2,375 у.п.л.