

**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 продаж видеоигр на PlayStation 4»

Выполнил студент группы: ИТ2341 Гилязова Луиза Маратовна

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 Гилязовой Луизы Маратовны  
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2341  
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»  
Наименование темы «АСК-анализ продаж видеоигр на PlayStation 4»  
Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор  
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

**Оценка качества выполнения курсовой работы**

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия («неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо», «отлично»)
1	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	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)

«7» февраля 2025 г.

## РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 70 страниц, 46 рисунков, 13 таблиц, 10 литературных источников.

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

Целью работы является проведение анализа видеоигр на PlayStation 4 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 PlayStation 4 на основе данных о жанре, издателях, годе выпуска 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

ВВЕДЕНИЕ .....	5
1. ХАРАКТЕРИСТИКА ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ .....	6
1.1 Описание предметной области .....	6
1.2 Объект и предмет исследования.....	7
1.3 Проблема, решаемая в работе и ее актуальность .....	7
1.4 Цели и задачи работы .....	8
2. МЕТОДЫ И ИНСТРУМЕНТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ .....	10
2.1 Обоснование требований к методу решения проблемы .....	10
2.2 Автоматизированный системно-когнитивный анализ.....	10
2.3 Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа .....	11
3. РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	14
3.1 Когнитивная структуризация предметной области.....	14
3.2 Формализация предметной области.....	16
3.3 Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.....	20
3.4 Верификация моделей .....	29
3.5 Выбор наиболее достоверной модели.....	32
3.6 Системная идентификация и прогнозирование .....	33
3.7 Поддержка принятия решения.....	39
3.8 Исследование объекта моделирования путем исследования его модели.....	46
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	68
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ .....	69

## ВВЕДЕНИЕ

Современная индустрия видеоигр является одной из самых динамично развивающихся сфер развлечений, ежегодно приносящей многомиллиардные доходы. Важной задачей для издателей и разработчиков является прогнозирование продаж видеоигр, что позволяет более эффективно планировать маркетинговые стратегии, управляемые ресурсами, и разработку новых проектов.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) представляет методику, основанную на когнитивном моделировании и машинном обучении, позволяющую выявлять закономерности и факторы, влияющие на коммерческий успех видеоигр.

Целью курсовой работы является проведение анализа видеоигр на PlayStation 4 с целью определения характеристик, влияющих на их продажи.

Для достижения цели необходимо решить следующие задачи:

- провести когнитивную структуризацию предметной области;
- формализовать предметную область;
- синтезировать статистические и системно-когнитивные модели;
- верифицировать модели;
- выбрать наиболее достоверную модель;
- осуществить системную идентификацию и прогнозирование;
- обеспечить поддержку принятия решений;
- исследовать объект моделирования путем анализа его модели.

Таким образом, применение АСК-анализа к продажам видеоигр на PlayStation 4 позволит определить ключевые характеристики, способствующие высокой популярности игры, а также прогнозировать потенциальные объемы продаж.

# 1. ХАРАКТЕРИСТИКА ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

## 1.1 Описание 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 тайтлу;
- региональные предпочтения: спрос на видеоигры может различаться в зависимости от региона, что влияет на маркетинговые стратегии издателей.

Системно-когнитивный анализ позволит выявить скрытые зависимости между этими характеристиками и уровнем продаж, что делает его эффективным инструментом для исследования предметной области.

## **1.2 Объект и предмет исследования**

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

Предмет исследования – выявление зависимостей продаж видеоигр на PlayStation 4 на основе данных о жанре, издателях, годе выпуска и региональных предпочтениях.

## **1.3 Проблема, решаемая в работе и ее актуальность**

Современная индустрия видеоигр развивается стремительными темпами, и конкуренция среди разработчиков и издателей постоянно растет. В таких условиях крайне важно понимать, какие факторы оказывают наибольшее влияние на продажи игр. Однако из-за большего количества параметров, таких как жанр, издатель, год выпуска и региональные предпочтения, определить закономерности успеха той или иной игры становится сложной задачей.

Основная проблема, решаемая в данной работе – выявление ключевых характеристик, влияющих на уровень продаж видеоигр на PlayStation 4. Это позволит лучше понимать поведение рынка, прогнозировать коммерческий успех новых проектов и разрабатывать эффективные маркетинговые стратегии.

Актуальность исследования обусловлена высокой конкуренцией в индустрии видеоигр, где разработчики и издатели стремятся минимизировать финансовые риски и максимизировать прибыль. Применение методов автоматизированного системно-когнитивного анализа в данной сфере позволит найти скрытые зависимости между различными параметрами игр и

их продажи, что делает исследование особенно значимым для прогнозирования рыночных тенденций.

#### **1.4 Цели и задачи работы**

Цель работы заключается в решении поставленной проблемы. В рамках АСК-анализа достижение данной цели обеспечивается последовательным выполнением ряда задач и подзадач, которые являются результатом декомпозиции цели и представляют собой ключевые этапы ее реализации.

Задача 1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача 2. Формализация предметной области.

Задача 3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.

Задача 4. Верификация моделей.

Задача 5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача 6. Системная идентификация и прогнозирование.

Задача 7. Поддержка принятия решения.

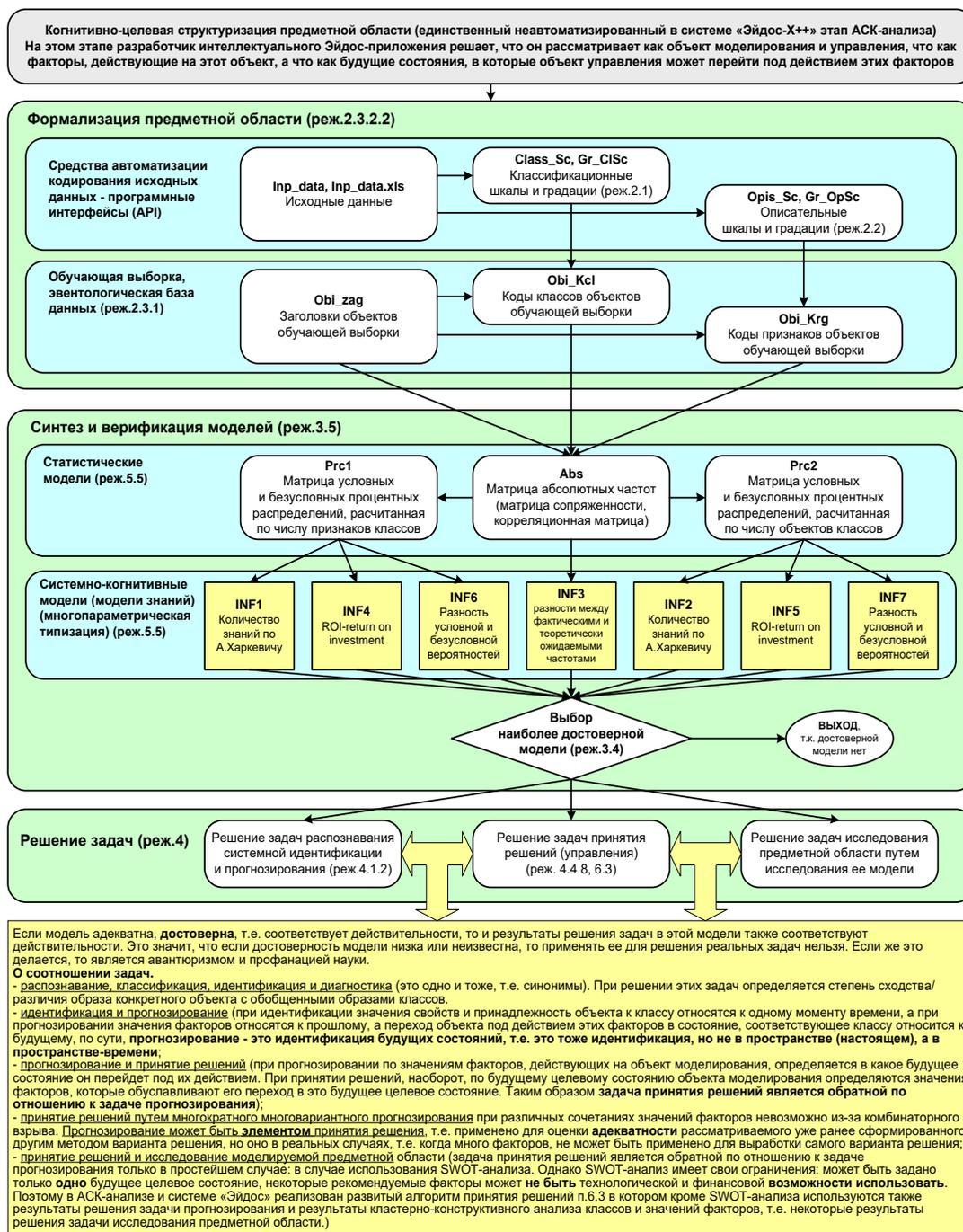
Задача 8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели. Включает ряд подзадач:

- инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);
- кластерно-конструктивный анализ классов;
- кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;
- модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;
- нелокальная нейронная сеть;
- 3D-интегральные когнитивные карты;
- 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов;
- 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов;
- когнитивные функции;

- значимость описательных шкал и их градаций;
- степень детерминированных классов и классификационных шкал.

На рисунке 1 изображена последовательность преобразования исходных данных в информацию и знаний 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 – Последовательность преобразования исходных данных в информацию и знаний в системе «Эйдос»**

## **2. МЕТОДЫ И ИНСТРУМЕНТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ**

### **2.1 Обоснование требований к методу решения проблемы**

Из специфики поставленной проблемы, связанной с обработкой данных различных типов (числовых и текстовых) в одной модели с учетом их разнородности по шкалам и единицам измерения, вытекают следующие требования к методу ее решения:

1. Метод должен обеспечивать надежное выявление силы и направления причинно-следственных зависимостей в сложных, взаимосвязанных, неполных и зашумленных данных высокой размерности. При этом он должен корректно работать с числовыми и нечисловыми данными, представленными в разных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения.

2. Метод не должен предъявлять чрезмерно строгих требований к исходным данным, выполнение которых затруднительно на практике. Он должен быть адаптирован для работы с теми данными, которые реально доступны.

3. Метод должен быть не только теоретически обоснован, но и практически применим. Это предполагает наличие программного инструментария, который должен быть в открытом и бесплатном доступе.

### **2.2 Автоматизированный системно-когнитивный анализ**

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен профессором Е.В. Луценко в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов и фундаментальной монографии. Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен профессором Е.В. Луценко в 2001 году. На тот момент этот термин вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Гугле находится около 23000 сайтов с этим сочетанием слов.

АСК-анализ включает:

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

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал. Сама метризация номинальных шкал достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной урожайности. Для работы с лингвистическими переменными применяются стандартные возможности АСК-анализа.

### **2.3 Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа**

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

1. Универсальная и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области и имеет 6 автоматизированных программных интерфейсов (API) 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).

2. Одна из первых и наиболее популярных отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта и программирования.

3. Обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

4. Содержит большое количество локальных и облачных учебных и научных Эйдос-приложений.

5. Поддерживает онлайн среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире.

6. Обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке.

7. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза модели и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний.

8. Хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

Система «Эйдос» формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Однако модели системы – 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.

На рисунке 2 представлена титульная видеोगрамма текущей версии системы «Эйдос».

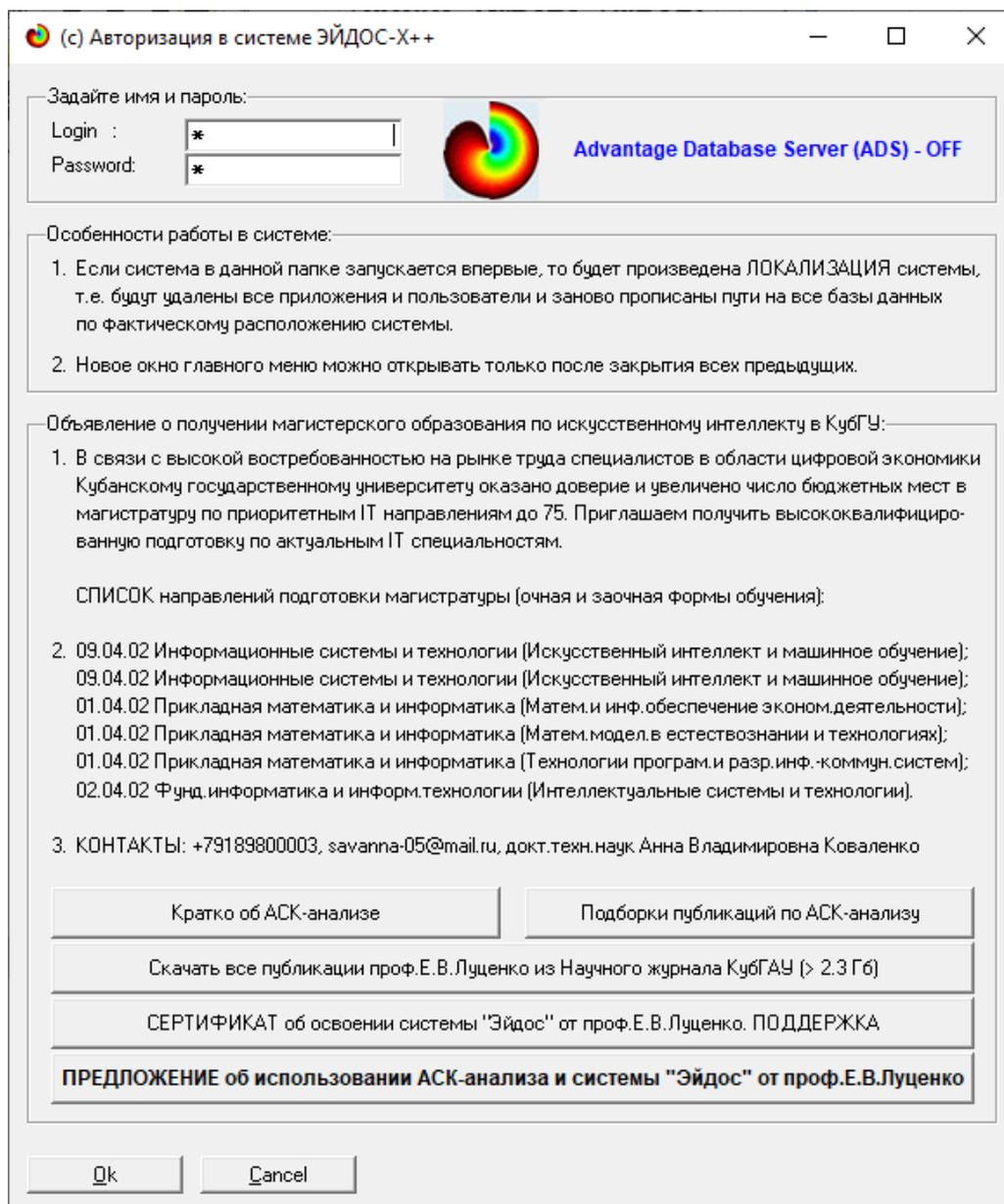


Рисунок 2 – Титульная видеोगрамма текущей версии системы «Эйдос»

### **3. РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ**

#### **3.1 Когнитивная структуризация предметной области**

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

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

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

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

Статичная интерпретация и терминология:

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

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

Динамичная интерпретация и терминология:

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

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

Обобщающая терминология:

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

В данной работе в качестве объекта моделирования выступает видеоигра на PlayStation 4, а в качестве факторов рассматриваются жанр, издатель, год выпуска и региональные предпочтения (таблица 1), а в качестве результатов действия этих факторов: уровень продаж игры (таблица 2).

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Year
2	Genre
3	Publisher
4	North America
5	Europe
6	Japan
7	Rest of World

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Global

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

### 3.2 Формализация предметной области

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

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

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

В качестве источника данных с электронного ресурса [kaggle.com](https://www.kaggle.com/datasets/sidtwr/videogames-sales-dataset) был взят набор данных «Video Games Sales Dataset» <https://www.kaggle.com/datasets/sidtwr/videogames-sales-dataset>. Набор данных содержит 9 столбов:

- Game (название видеоигры);
- Year (год выпуска);
- Genre (жанр игры);
- Publisher (издатель игры);

- North America (объем продаж игры в Северной Америке);
- Europe (объем продаж игры в Европе);
- Japan (объем продаж игры в Японии);
- Rest of World (объем продаж в остальных регионах мира);
- Global (общий объем мировых продажах игры);

Для загрузки модели в систему «Эйдос» необходимо конвертировать csv-файл в файл формата xlsx. Классифицирующим столбцом было выбрано Global, фрагмент таблицы показан на рисунке 3.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Game	Year	Genre	Publisher	North America	Europe	Japan	Rest of World	Global
2	Putty Squad	2013	Platform	System 3	0,06	0,07	0	0,03	0,16
3	Angry Birds: Star Wars	2013	Puzzle	Activision	0,11	0,09	0	0,04	0,23
4	NBA Live 14	2013	Sports	EA Sports	0,17	0,05	0	0,05	0,27
5	Skylanders SWAP Force	2013	Misc	Activision	0,23	0,14	0	0,08	0,44
6	Just Dance 2014	2013	Music	Ubisoft	0,21	0,18	0	0,08	0,47
7	Madden NFL 25	2013	Sports	EA Sports	0,64	0,15	0	0,17	0,96
8	Injustice: Gods Among Us	2013	Fighting	Warner Bros. Interactive Entertainment	0,46	0,35	0	0,17	0,98
9	NBA 2K14	2013	Sports	2K Sports	0,91	0,35	0,01	0,27	1,54
10	Knack	2013	Platform	Sony Computer Entertainment	0,45	0,77	0,42	0,23	1,88
11	Lego Marvel Super Heroes	2013	Action	Warner Bros. Interactive Entertainment	0,59	1	0,01	0,3	1,91
12	Need for Speed Rivals	2013	Racing	Electronic Arts	0,75	1,04	0,03	0,35	2,17
13	Killzone: Shadow Fall	2013	Shooter	Sony Computer Entertainment	0,89	1,58	0,08	0,47	3,02
14	Assassin's Creed IV: Black Flag	2013	Action-Adventure	Ubisoft	1,07	1,55	0,06	0,51	3,19
15	FIFA Soccer 14	2013	Sports	EA Sports	0,62	2,18	0,12	0,51	3,43
16	Battlefield 4	2013	Shooter	Electronic Arts	1,4	1,74	0,19	0,62	3,94
17	Call of Duty: Ghosts	2013	Shooter	Activision	1,79	1,64	0,05	0,69	4,17
18	Teslagrad	2014	Platform	Rain Games	0	0,01	0	0	0,01
19	Rabbids Invasion: The Interactive TV Show	2014	Misc	Ubisoft	0	0,01	0	0	0,02
20	Infamous: First Light	2014	Action	Sony Computer Entertainment	0	0,03	0	0	0,03
21	Omega Quintet	2014	Role-Playing	Compile Heart	0	0	0,02	0	0,03
22	Tour de France 2014	2014	Sports	Focus Home Interactive	0	0,03	0	0,01	0,04
23	Nobunaga's Ambition: Creation	2014	Strategy	Tecmo Koei	0,04	0	0	0,01	0,05
24	Child of Light	2014	Role-Playing	Ubisoft	0	0,01	0,04	0	0,05
25	Nobunaga no Yabou: Souzou	2014	Strategy	Tecmo Koei	0	0	0,06	0	0,06
26	Terraria	2014	Action	505 Games	0	0,05	0,01	0,01	0,07
27	Lara Croft and the Temple of Osiris	2014	Action	Square Enix	0	0,07	0	0,01	0,09
28	Puyo Puyo Tetris	2014	Puzzle	Sega	0,05	0,03	0	0,02	0,1
29	Natural Doctrine	2014	Role-Playing	NIS America	0,05	0,02	0,02	0,01	0,1
30	Shadow Warrior (2013)	2014	Shooter	Devolver Digital	0	0,09	0	0,02	0,11
31	The Golf Club	2014	Sports	Ravenscourt	0,09	0,02	0	0,02	0,13
32	Akiba's Trip 2	2014	Action	Acquire	0,09	0	0,02	0,02	0,13
33	Warriors Orochi 3	2014	Action	Tecmo Koei	0,04	0,05	0,04	0,02	0,15
34	Yakuza: Ishin	2014	Adventure	Sega	0	0	0,15	0	0,15
35	Guilty Gear Xrd: Sign	2014	Fighting	Arc System Works	0,11	0	0,04	0,02	0,17
36	Singstar: Ultimate Party	2014	Music	Sony Computer Entertainment	0	0,16	0	0,03	0,19
37	Godzilla (2015)	2014	Action	Namco Bandai Games	0,11	0,03	0,03	0,03	0,2
38	Bound By Flame	2014	Action	Focus Home Interactive	0,08	0,09	0	0,04	0,21
39	Dynasty Warriors 8: Empires	2014	Misc	Tecmo Koei	0,07	0,07	0,04	0,03	0,21

Рисунок 3 – Фрагмент набора данных

Для импорта обучающей выборки в систему «Эйдос» необходимо скопировать ее в папку Inp\_data и переименовать в Inp\_data.xlsx, после этого можно запустить саму программу и универсальный программный интерфейс импорта данных в систему (режим 2.3.2.2), результат заполнения которого представлен на рисунке 4.

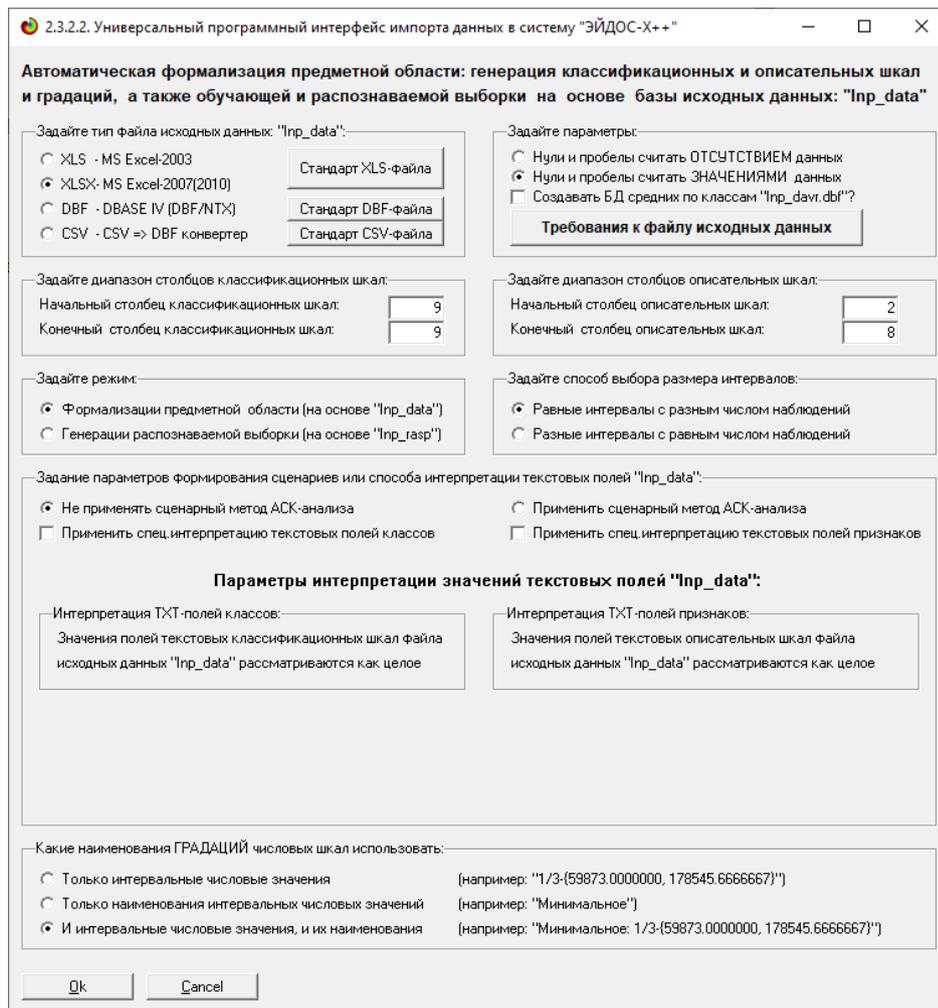


Рисунок 4 – Интерфейс импорта данных в систему

После импорта данных задается размерность модели системы, указываем количество числовых диапазонов (рисунок 5).

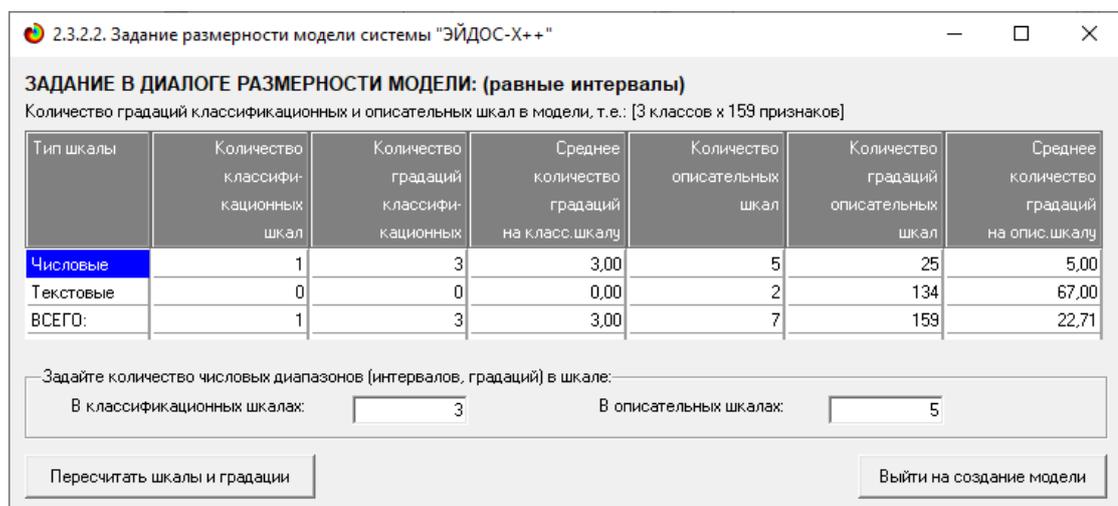


Рисунок 5 – Задание размерностей системы

На рисунках 6-7 представлены соответственно классификационные и описательные шкалы, которые сформировала система.

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	GLOBAL	1	Малое: 1/3-(0.0100000, 6.4700000)
		2	Среднее: 2/3-(6.4700000, 12.9300000)
		3	Большое: 3/3-(12.9300000, 19.3900000)

Помощь | Доб. шкалу | Доб. град. шкалы | Копир. шкалу | Копир. град. шкалы | Копир. шкалу с град. | Удал. шкалу с град. | Удал. град. шкалы | Удаление и перекодирование | Графики будущих сценариев

Рисунок 6 – Классификационные шкалы

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	YEAR	1	Очень малое: 1/5-(2013.0000000, 2014.0000000)
2	GENRE	2	Малое: 2/5-(2014.0000000, 2015.0000000)
3	PUBLISHER	3	Среднее: 3/5-(2015.0000000, 2016.0000000)
4	NORTH AMERICA	4	Большое: 4/5-(2016.0000000, 2017.0000000)
5	EUROPE	5	Очень большое: 5/5-(2017.0000000, 2018.0000000)
6	JAPAN		
7	REST OF WORLD		

Помощь | Доб. шкалу | Доб. град. шкалы | Копир. шкалу | Копир. град. шкалы | Копир. шкалу с град. | Удал. шкалу с град. | Удал. град. шкалы | Перекодировать | Очистить | Графики прошлых сценариев

Рисунок 7 – Описательные шкалы

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 Синтез статистических и системно-когнитивных моделей

Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и системно-когнитивные модели автоматизированного системно-когнитивного анализа и интеллектуальной системы «Эйдос», подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко, акцентируя внимание лишь на математической взаимосвязи коэффициента возврата инвестиций (ROI) с мерой  $\chi$ -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). Для решения всех задач используется 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 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.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот, которая представлена в таблице 3.

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 4).

Таблица 3 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

Таблица 4 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

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

– в качестве  $N_{\Sigma j}$  используется суммарное количество признаков по классу;

– 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 3) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (таблица 4) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот, а матрицы условных и безусловных процентных распределений, а также матрицы системно-когнитивных моделей. Этот подход снимает проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения.

В таблице 5 приведены формулы:

- для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;
- для сравнения условных и безусловных относительных частот.

Это сравнение осуществляется двумя возможными способами: путем вычитания и путем деления.

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

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
<b>ABS</b> , 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.	
<b>PRC1</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>PRC2</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	
<b>INF1</b> , 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	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<b>INF2</b> , 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.		
<b>INF3</b> , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу		
<b>INF6</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу		

На основе таблиц 3 и 4 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 5, рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 6).

Таблица 6 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей, 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 7).

Таблица 7 – 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, $\chi^2$ -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 на то, что сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем деления приводит при нормировках к нулю 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 взятия логарифма и путем вычитания 1, то получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот.

Когда мы сравниваем фактические и теоретические абсолютные частоты путем вычитания у нас получается частный критерий знаний: «хи-квадрат» (СК-модель INF3). Когда же мы сравниваем их путем деления, то у нас получается частный критерий: «количество информации по А. Харкевичу» (СК-модели INF1, INF2) или «коэффициент возврата

инвестиций ROI» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

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

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

На основе системно-когнитивных моделей 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.

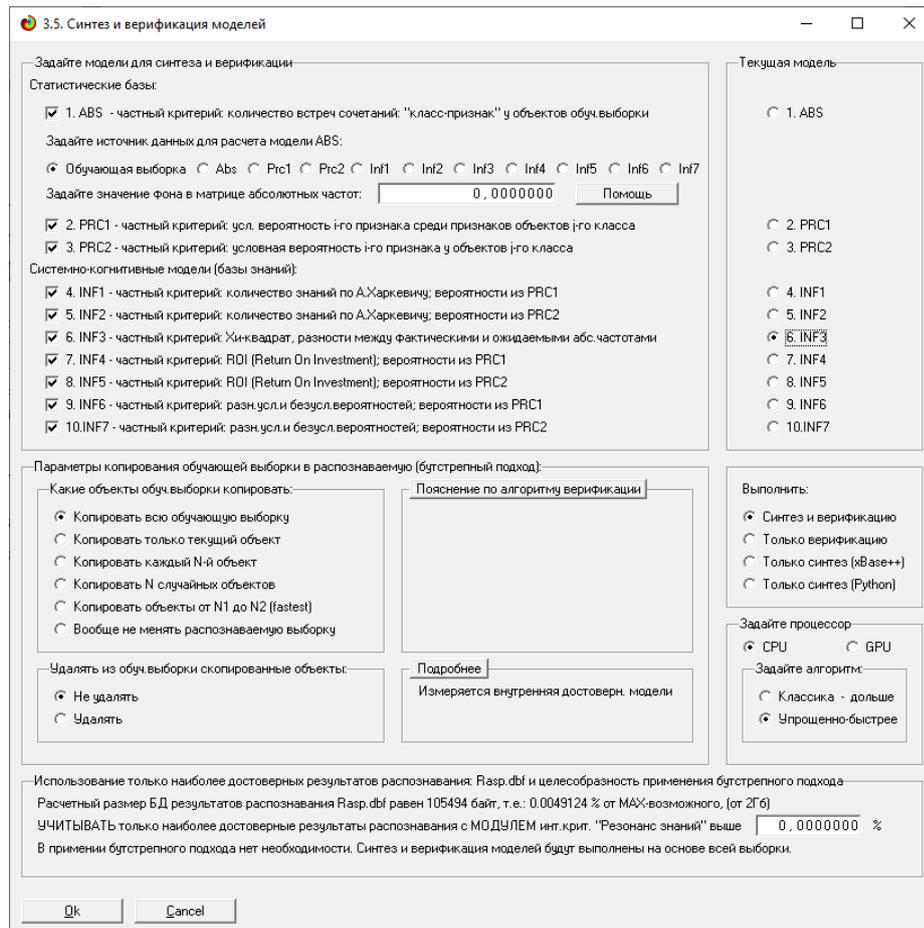
Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом.

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 8).

Таблица 8 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5, как показано на рисунке 8. Режим содержит множество различных методов верификации моделей.



## Рисунок 8 – Синтез и верификация моделей

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 9-11.

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. GLOBAL МАЛОЕ: 1/3 (0.0, 6.5)	2. GLOBAL СРЕДНЕЕ: 2/3 (6.5, 12.9)	3. GLOBAL БОЛЬШОЕ: 3/3 (12.9, 19.4)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат откл.
1.0	YEAR-Очень мало: 1/5 (2013.0000000, 2014.0000000)	90.0	2.0	1.0	93.0	31.00	51.10
2.0	YEAR-Мало: 2/5 (2014.0000000, 2015.0000000)	135.0	3.0	1.0	139.0	46.33	76.79
3.0	YEAR-Среднее: 3/5 (2015.0000000, 2016.0000000)	195.0	4.0		199.0	66.33	111.45
4.0	YEAR-Большое: 4/5 (2016.0000000, 2017.0000000)	234.0	1.0	1.0	236.0	78.67	134.52
5.0	YEAR-Очень большое: 5/5 (2017.0000000, 2018.0000000)	33.0	1.0	1.0	35.0	11.67	18.48
6.0	GENRE-Action-Adventure	32.0	2.0	1.0	35.0	11.67	17.62
7.0	GENRE-Action	170.0	1.0	1.0	172.0	57.33	97.57
8.0	GENRE-Adventure	56.0			56.0	18.67	32.33
9.0	GENRE-Fighting	32.0			32.0	10.67	18.48
10.0	GENRE-Misc	27.0			27.0	9.00	15.59
11.0	GENRE-MMO	6.0			6.0	2.00	3.46
12.0	GENRE-Music	18.0			18.0	6.00	10.39
13.0	GENRE-Party	2.0			2.0	0.67	1.15
14.0	GENRE-Platform	28.0			28.0	9.33	16.17
15.0	GENRE-Puzzle	8.0			8.0	2.67	4.62
16.0	GENRE-Racing	44.0			44.0	14.67	25.40
17.0	GENRE-Role-Playing	91.0	1.0		92.0	30.67	52.25
18.0	GENRE-Shooter	64.0	4.0	2.0	70.0	23.33	35.23
19.0	GENRE-Simulation	19.0			19.0	6.33	10.97
20.0	GENRE-Sports	60.0	3.0		63.0	21.00	33.81
21.0	GENRE-Strategy	22.0			22.0	7.33	12.70
22.0	GENRE-Visual Novel	8.0			8.0	2.67	4.62
23.0	PUBLISHER-2K Games	7.0			7.0	2.33	4.04
24.0	PUBLISHER-2K Sports	7.0			7.0	2.33	4.04
25.0	PUBLISHER-505 Games	16.0			16.0	5.33	9.24
26.0	PUBLISHER-5pb	5.0			5.0	1.67	2.89
27.0	PUBLISHER-Accolade	1.0			1.0	0.33	0.58
28.0	PUBLISHER-Acquire	2.0			2.0	0.67	1.15
29.0	PUBLISHER-Active Gaming Media	1.0			1.0	0.33	0.58
30.0	PUBLISHER-Activision	24.0	2.0	2.0	28.0	9.33	12.70
31.0	PUBLISHER-Akkyo Games	4.0			4.0	1.33	2.31
32.0	PUBLISHER-Alternative Software	1.0			1.0	0.33	0.58
33.0	PUBLISHER-Arc System Works	4.0			4.0	1.33	2.31
34.0	PUBLISHER-Astragon	1.0			1.0	0.33	0.58
35.0	PUBLISHER-Atari	2.0			2.0	0.67	1.15
36.0	PUBLISHER-Atus	1.0			1.0	0.33	0.58
37.0	PUBLISHER-Avanquest	2.0			2.0	0.67	1.15
38.0	PUBLISHER-Badland Studio	3.0			3.0	1.00	1.73

## Рисунок 9 – Матрица абсолютных частот

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. GLOBAL МАЛОЕ: 1/3 (0.0, 6.5)	2. GLOBAL СРЕДНЕЕ: 2/3 (6.5, 12.9)	3. GLOBAL БОЛЬШОЕ: 3/3 (12.9, 19.4)	Безусл. вероятн.	Среднее	Средн. квадрат откл.
1.0	YEAR-Очень мало: 1/5 (2013.0000000, 2014.0000000)	13.100	18.182	25.000	13.248	18.761	6.006
2.0	YEAR-Мало: 2/5 (2014.0000000, 2015.0000000)	19.651	27.273	25.000	19.801	23.974	3.949
3.0	YEAR-Среднее: 3/5 (2015.0000000, 2016.0000000)	28.384	36.364		28.348	21.583	19.148
4.0	YEAR-Большое: 4/5 (2016.0000000, 2017.0000000)	34.061	9.091	25.000	33.618	22.717	12.676
5.0	YEAR-Очень большое: 5/5 (2017.0000000, 2018.0000000)	4.803	9.091	25.000	4.986	12.965	10.677
6.0	GENRE-Action-Adventure	4.658	18.182	25.000	4.986	15.947	10.389
7.0	GENRE-Action	24.745	9.091	25.000	24.501	19.612	9.148
8.0	GENRE-Adventure	8.151			7.977	2.717	4.742
9.0	GENRE-Fighting	4.658			4.658	1.553	2.725
10.0	GENRE-Misc	3.930			3.846	1.310	2.305
11.0	GENRE-MMO	0.873			0.855	0.291	0.539
12.0	GENRE-Music	2.620			2.564	0.873	1.548
13.0	GENRE-Party	0.291			0.285	0.097	0.201
14.0	GENRE-Platform	4.076			3.989	1.359	2.389
15.0	GENRE-Puzzle	1.164			1.140	0.388	0.707
16.0	GENRE-Racing	6.405			6.268	2.135	3.733
17.0	GENRE-Role-Playing	13.246	9.091		13.105	7.446	6.810
18.0	GENRE-Shooter	9.316	36.364	50.000	9.972	31.893	20.743
19.0	GENRE-Simulation	2.766			2.707	0.922	1.632
20.0	GENRE-Sports	8.734	27.273		8.974	12.002	13.963
21.0	GENRE-Strategy	3.202			3.134	1.067	1.884
22.0	GENRE-Visual Novel	1.164			1.140	0.388	0.707
23.0	PUBLISHER-2K Games	1.019			0.997	0.340	0.623
24.0	PUBLISHER-2K Sports	1.019			0.997	0.340	0.623
25.0	PUBLISHER-505 Games	2.329			2.279	0.776	1.380
26.0	PUBLISHER-5pb	0.728			0.712	0.243	0.455
27.0	PUBLISHER-Accolade	0.146			0.142	0.049	0.114
28.0	PUBLISHER-Acquire	0.291			0.285	0.097	0.201
29.0	PUBLISHER-Active Gaming Media	0.146			0.142	0.049	0.114
30.0	PUBLISHER-Activision	3.493	18.182	50.000	3.989	23.892	23.809
31.0	PUBLISHER-Akkyo Games	0.582			0.570	0.194	0.370
32.0	PUBLISHER-Alternative Software	0.146			0.142	0.049	0.114
33.0	PUBLISHER-Arc System Works	0.582			0.570	0.194	0.370
34.0	PUBLISHER-Astragon	0.146			0.142	0.049	0.114
35.0	PUBLISHER-Atari	0.291			0.285	0.097	0.201
36.0	PUBLISHER-Atus	0.146			0.142	0.049	0.114
37.0	PUBLISHER-Avanquest	0.291			0.285	0.097	0.201
38.0	PUBLISHER-Badland Studio	0.437			0.427	0.146	0.286

Рисунок 10 – Матрица условных и безусловных процентных распределений

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. GLOBAL МАЛОЕ: 1/3 (0.0, 6.5)	2. GLOBAL СРЕДНЕЕ: 2/3 (6.5, 12.9)	3. GLOBAL БОЛЬШОЕ: 3/3 (12.9, 19.4)	Сигма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	YEAR-Очень мало: 1/5-(2013.0000000, 2014.0000000)	-0.002	0.059	0.118	0.175	0.058	0.060
2.0	YEAR-Мало: 2/5-(2014.0000000, 2015.0000000)	-0.001	0.060	0.043	0.102	0.034	0.032
3.0	YEAR-Среднее: 3/5-(2015.0000000, 2016.0000000)	0.000	0.046		0.047	0.016	0.027
4.0	YEAR-Большое: 4/5-(2016.0000000, 2017.0000000)	0.002	-0.244	-0.055	-0.297	-0.099	0.129
5.0	YEAR-Очень большое: 5/5-(2017.0000000, 2018.0000000)	-0.007	0.112	0.301	0.406	0.135	0.155
6.0	GENRE-ActionAdventure	-0.013	0.241	0.301	0.529	0.176	0.166
7.0	GENRE-Action	0.002	-0.185	0.004	-0.180	-0.060	0.108
8.0	GENRE-Adventure	0.004			0.004	0.001	0.002
9.0	GENRE-Fighting	0.004			0.004	0.001	0.002
10.0	GENRE-Misc	0.004			0.004	0.001	0.002
11.0	GENRE-MMO	0.004			0.004	0.001	0.002
12.0	GENRE-Music	0.004			0.004	0.001	0.002
13.0	GENRE-Party	0.004			0.004	0.001	0.002
14.0	GENRE-Platform	0.004			0.004	0.001	0.002
15.0	GENRE-Puzzle	0.004			0.004	0.001	0.002
16.0	GENRE-Racing	0.004			0.004	0.001	0.002
17.0	GENRE-Role-Playing	0.002	-0.068		-0.066	-0.022	0.040
18.0	GENRE-Shooter	-0.013	0.241	0.301	0.529	0.176	0.166
19.0	GENRE-Simulation	0.004			0.004	0.001	0.002
20.0	GENRE-Sports	-0.005	0.207		0.202	0.067	0.121
21.0	GENRE-Strategy	0.004			0.004	0.001	0.002
22.0	GENRE-Visual Novel	0.004			0.004	0.001	0.002
23.0	PUBLISHER-2K Games	0.004			0.004	0.001	0.002
24.0	PUBLISHER-2K Sports	0.004			0.004	0.001	0.002
25.0	PUBLISHER-505 Games	0.004			0.004	0.001	0.002
26.0	PUBLISHER-5pb	0.004			0.004	0.001	0.002
27.0	PUBLISHER-Accolade	0.004			0.004	0.001	0.002
28.0	PUBLISHER-Acquire	0.004			0.004	0.001	0.002
29.0	PUBLISHER-Active Gaming Media	0.004			0.004	0.001	0.002
30.0	PUBLISHER-Acivision	-0.025	0.283	0.471	0.729	0.243	0.250
31.0	PUBLISHER-Alkays Games	0.004			0.004	0.001	0.002
32.0	PUBLISHER-Alternative Software	0.004			0.004	0.001	0.002
33.0	PUBLISHER-Arc System Works	0.004			0.004	0.001	0.002
34.0	PUBLISHER-Astragon	0.004			0.004	0.001	0.002
35.0	PUBLISHER-Atari	0.004			0.004	0.001	0.002
36.0	PUBLISHER-Atlas	0.004			0.004	0.001	0.002
37.0	PUBLISHER-Avanquest	0.004			0.004	0.001	0.002
38.0	PUBLISHER-Badland Studio	0.004			0.004	0.001	0.002

Рисунок 11 – Матрица Хи-квадрат

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

### 3.4 Верификация моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2-мерам профессора Е. В. Луценко, которые предложены

для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры.

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

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

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой профессора Е.В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи-квадрат К. Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»:  $L1=0.952$  при максимуме 1 (рисунок 12). Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Потеря модели	Ошибка Ват Робертсона	Средняя квадратическая ошибка истинности решений (SQE)	Средняя квадратическая ошибка истинности отриц. решений (SQN)	Средняя квадратическая ошибка ложнополож. решений (SQF)	Средняя квадратическая ошибка ложноотриц. решений (SQB)	Точность модели	Потеря модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч совпавшей "язык...	Каррелция абс. частот с об...	702	702	6	1398	0.334	1.000	0.501	430.816	0.138	342.776			0.641	1.000	0.781
1. ABS - частный критерий: количество встреч совпавшей "язык...	Средняя абс. частот по при...	702	702	1	1403	0.333	1.000	0.500	630.578		3.967			0.396	1.000	0.991
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность того транзакт сред...	Каррелция усл. частот с о...	702	702	6	1398	0.334	1.000	0.501	610.816	0.138	342.776			0.641	1.000	0.781
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность того транзакт сред...	Средняя усл. частот по при...	702	702	1	1403	0.333	1.000	0.500	641.238		389.461			0.622	1.000	0.767
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность того транзакт...	Каррелция усл. частот с о...	702	702	6	1398	0.334	1.000	0.501	610.816	0.138	342.776			0.641	1.000	0.781
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность того транзакт...	Средняя усл. частот по при...	702	702	1	1403	0.333	1.000	0.500	641.245		389.701			0.622	1.000	0.767
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Хоревлеву, в...	Семантический резюманэ зна...	702	652	1327	77	50	0.894	0.939	0.931	42.445	219.089	10.727	4.198	0.798	0.910	0.850
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Хоревлеву, в...	Средняя знания	702	591	1105	299	111	0.664	0.842	0.742	11.503	74.347	22.892	0.881	0.334	0.929	0.492
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Хоревлеву, в...	Семантический резюманэ зна...	702	652	1327	77	50	0.894	0.929	0.931	42.442	217.959	10.734	4.198	0.798	0.910	0.850
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Хоревлеву, в...	Средняя знания	702	591	1105	299	111	0.664	0.842	0.742	11.502	74.251	22.913	0.881	0.334	0.929	0.492
6. INF3 - частный критерий: равенство между факт...	Семантический резюманэ зна...	702	691	1382	22	11	0.969	0.984	0.977	676.937	1046.628	4.095	2.423	0.993	0.996	0.954
6. INF3 - частный критерий: равенство между факт...	Средняя знания	702	596	1392	42	14	0.898	0.965	0.977	659.399	948.426	3.084	2.524	0.995	0.998	0.956
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резюманэ зна...	702	598	1372	32	104	0.949	0.852	0.898	41.930	105.013	3.095	7.393	0.931	0.850	0.889
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средняя знания	702	591	835	569	111	0.589	0.842	0.635	5.399	1.078	4.337	0.026	0.555	0.995	0.712
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резюманэ зна...	702	598	1372	32	104	0.949	0.852	0.898	41.925	105.004	3.096	7.393	0.931	0.850	0.889
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средняя знания	702	591	835	569	111	0.589	0.842	0.635	5.399	1.076	4.339	0.026	0.554	0.995	0.712
9. INF6 - частный критерий: разности безрис. вероятностей, вер...	Семантический резюманэ зна...	702	691	1332	72	11	0.986	0.984	0.943	575.431	328.313	9.000	2.701	0.985	0.995	0.990
9. INF6 - частный критерий: разности безрис. вероятностей, вер...	Средняя знания	702	691	1257	147	11	0.825	0.984	0.899	26.368	261.306	17.504	0.067	0.601	0.997	0.950
10. INF7 - частный критерий: разности безрис. вероятностей, ве...	Семантический резюманэ зна...	702	691	1332	72	11	0.986	0.984	0.943	575.435	328.012	9.021	2.706	0.985	0.995	0.990
10. INF7 - частный критерий: разности безрис. вероятностей, ве...	Средняя знания	702	691	1257	147	11	0.825	0.984	0.897	26.341	260.717	17.541	0.067	0.600	0.997	0.750

Рисунок 12 – Оценка достоверности модели

На рисунках 13 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере профессора Е.В. Луценко СК-модели INF3.

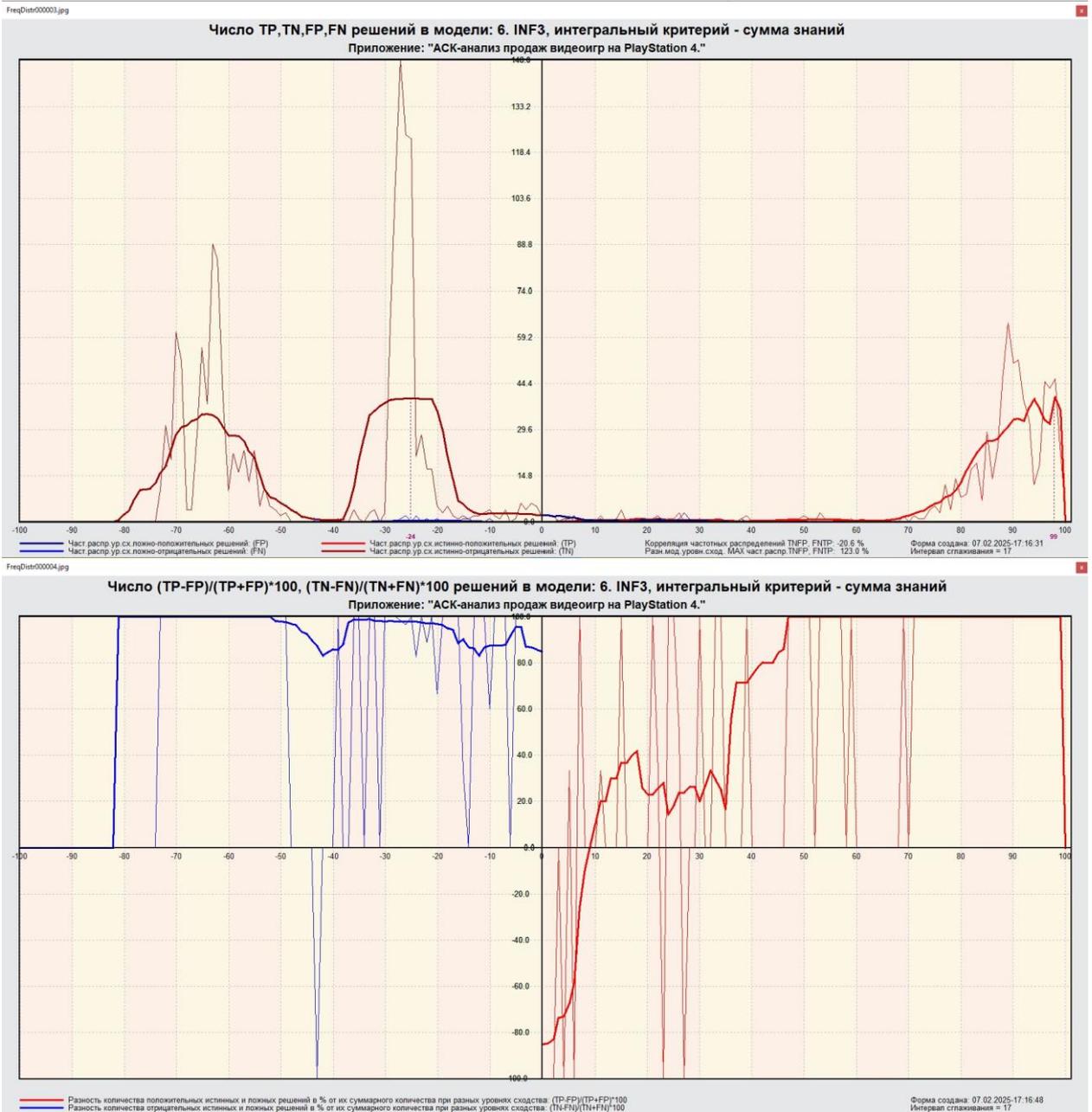


Рисунок 13 – Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений

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

### 3.5 Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

- идентификация объекта с классом достоверна, т.е. модель относит объекты к классам, к которым они действительно принадлежат;
- прогнозирование достоверно, т.е. действительно наступают те события, которые прогнозируются;
- принятие решений адекватно, 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.

Выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 (рисунок 14). Это необходимо делать лишь для решения задач идентификации и прогнозирования, которая требует наиболее вычислительные ресурсы и решается только для модели, заданной в качестве текущей.

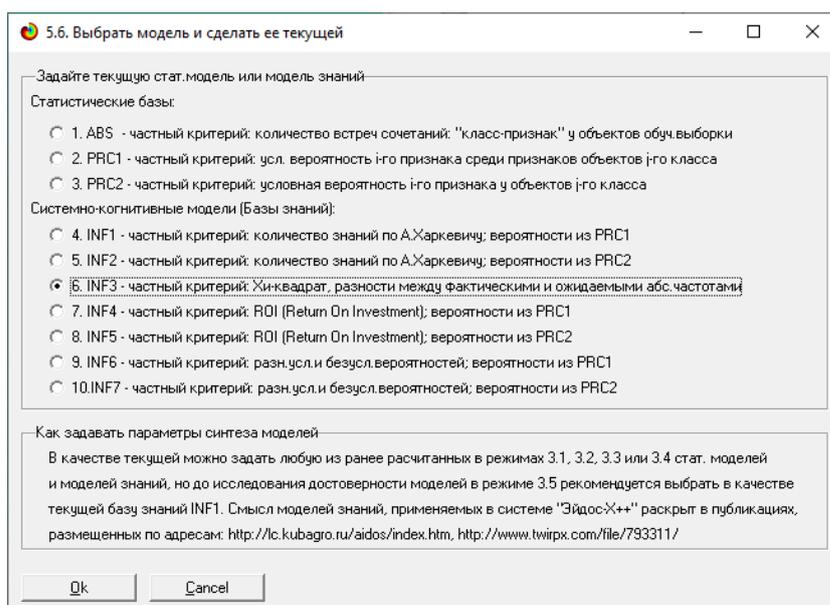


Рисунок 14 – Выбор модели

Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

### **3.6 Системная идентификация и прогнозирование**

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

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

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

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

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:

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

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

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

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

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

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

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

В текущей версии системы «Эйдос» 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.

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 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;

$\sigma_j$  – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

$\sigma_l$  – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

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

стандартизированными значениями:  $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}, L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}$ . Поэтому по своей

сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в

частности линейной интерполяции:  $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$ . 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».

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

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

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

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

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

В-пятых, 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.

В данной работе рассмотрим стандартный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 15).

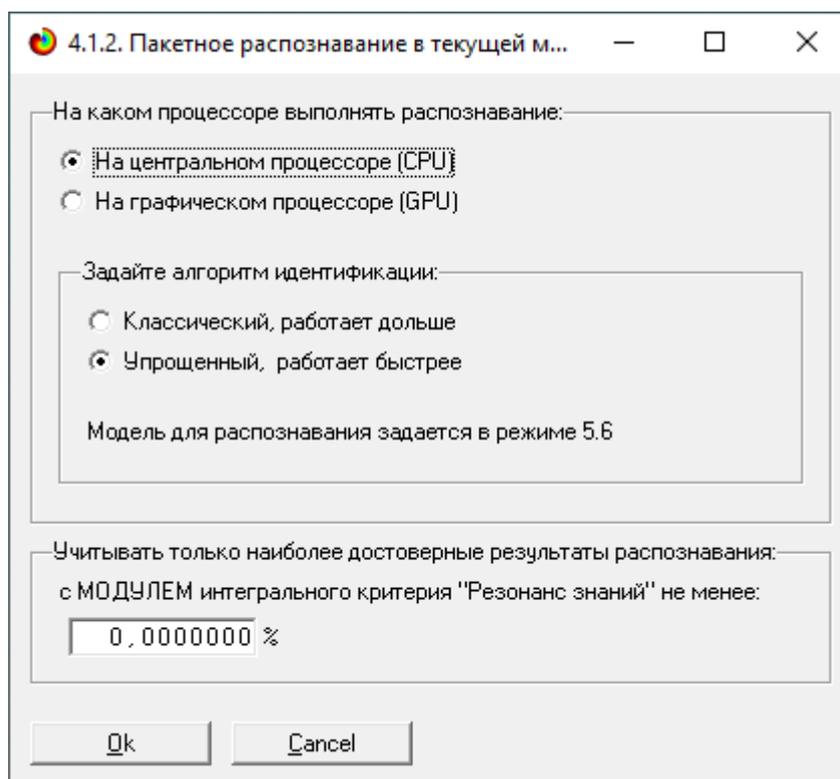


Рисунок 15 – Пакетное распознавание в модели INF3

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 14. Их этих форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунки 16-17).

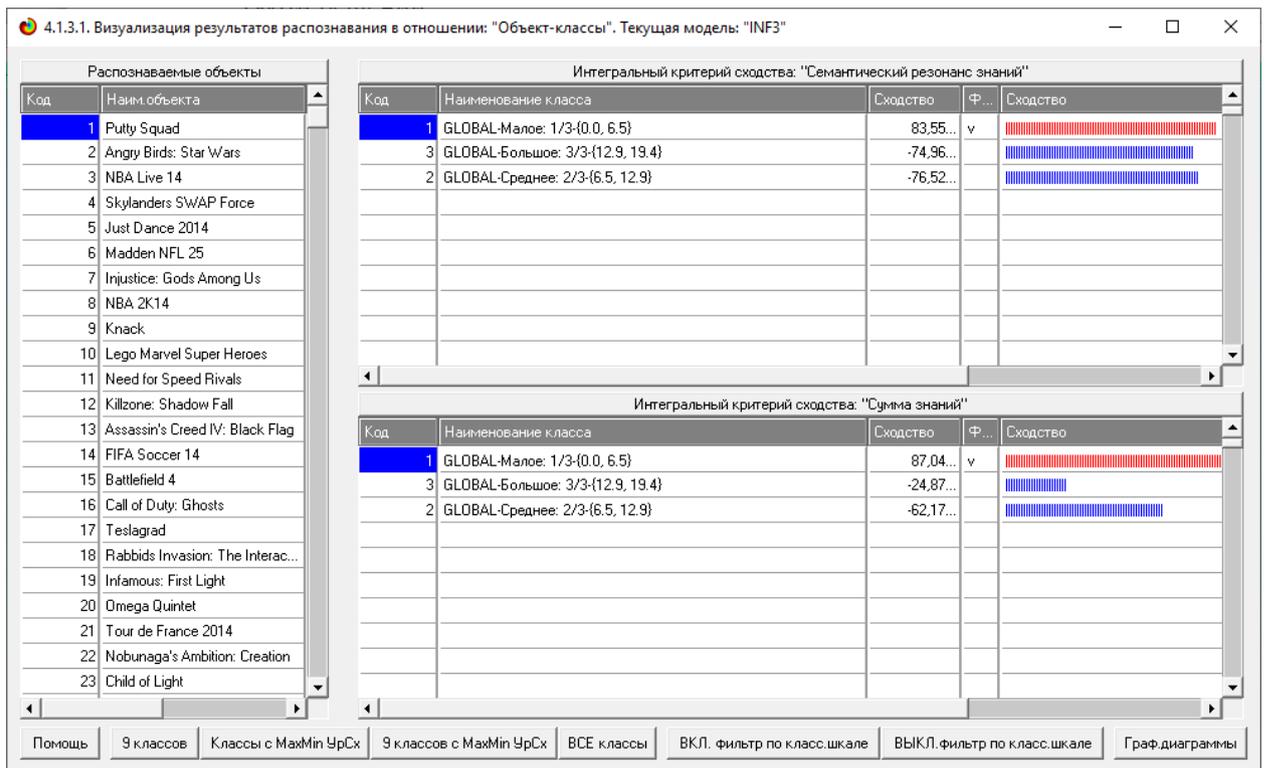


Рисунок 16 – Визуализация результатов распознавания в отношении: «Объект-классы»

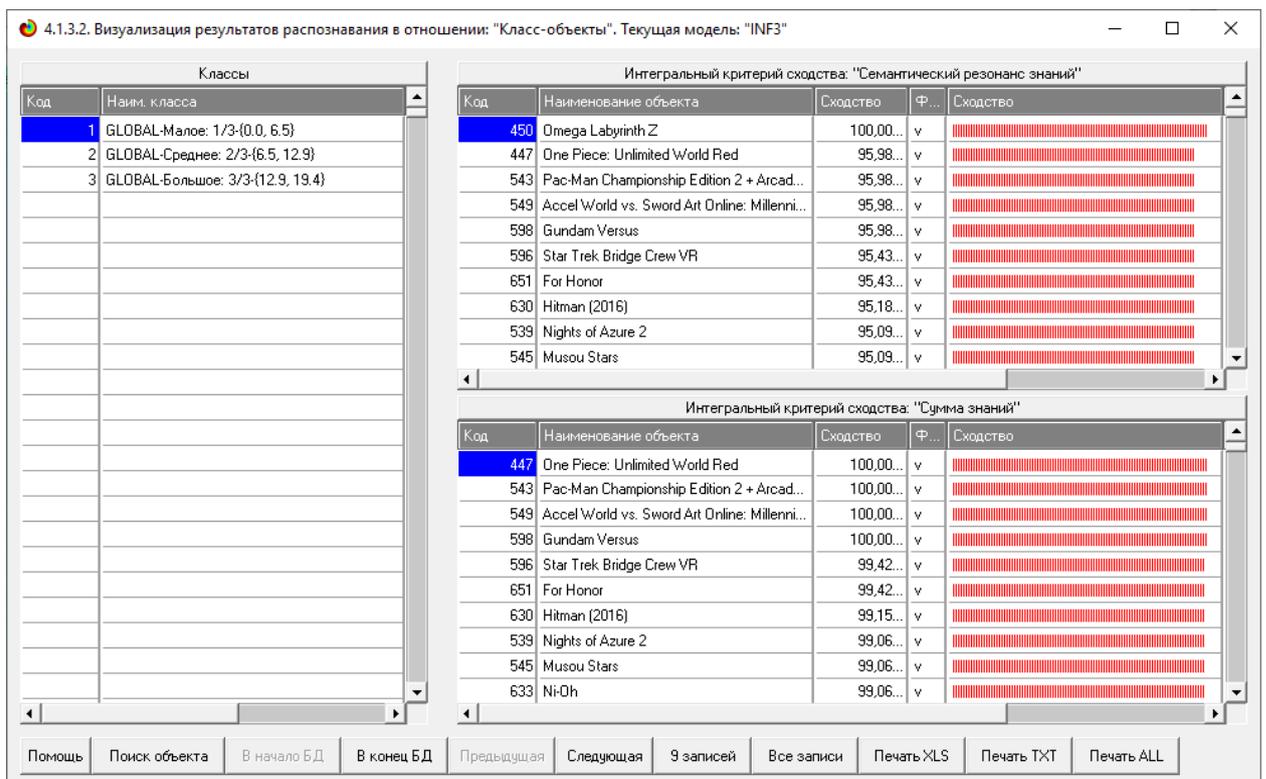


Рисунок 17 – Визуализация результатов распознавания в отношении: «Класс-объекты»

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

### **3.7 Поддержка принятия решения**

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 рисунке 18 приведена экранная форма задания параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

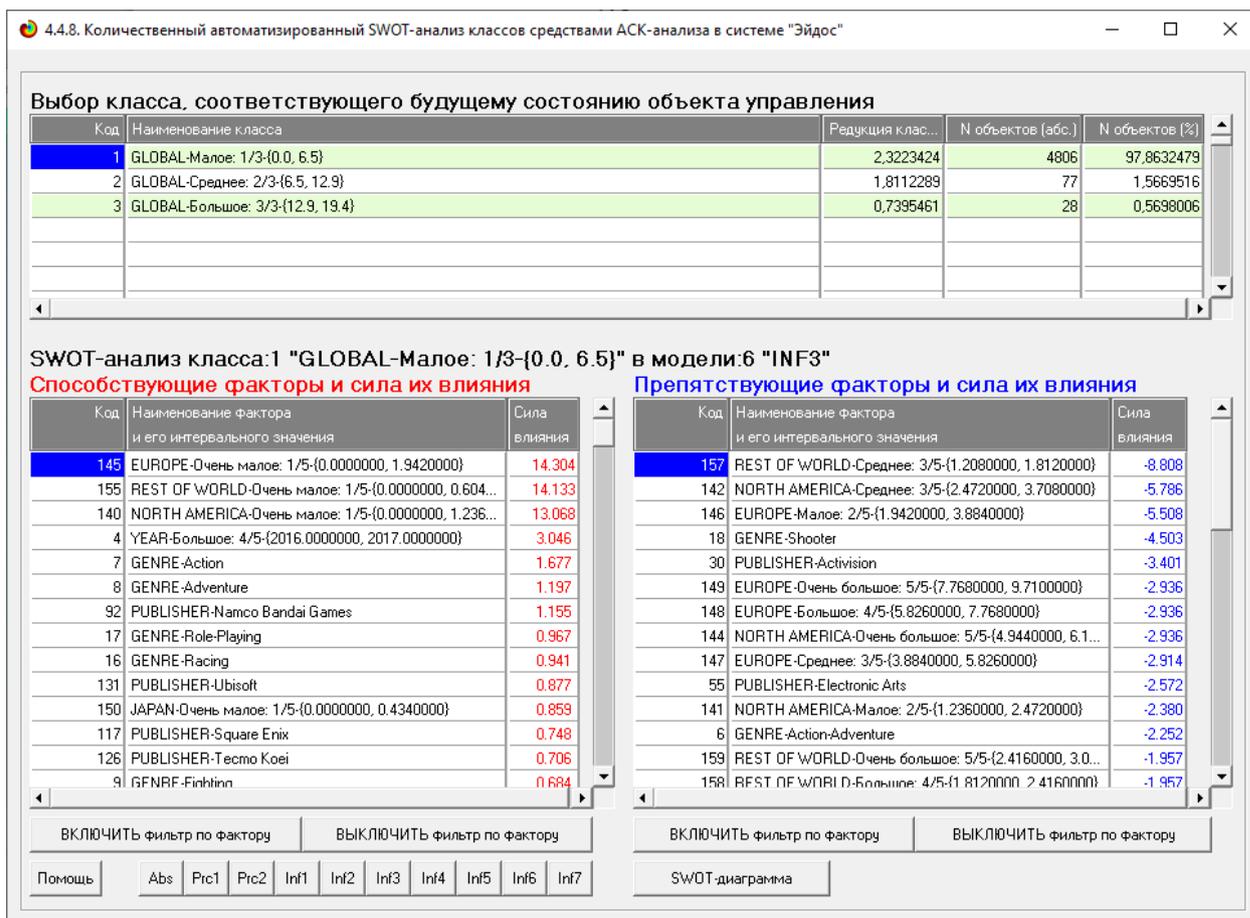


Рисунок 18 – Форма задания параметров отображения SWOT-диаграммы

Графические выходные формы, приведенные на рисунках 19, интуитивно понятны и не требуют особых комментариев. Отметим лишь, что на SWOT-диаграммах наглядно показаны знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние, соответствующее классу, выбранному в верхнем окне. Знак показан цветом, а сила влияния – толщиной линии.

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

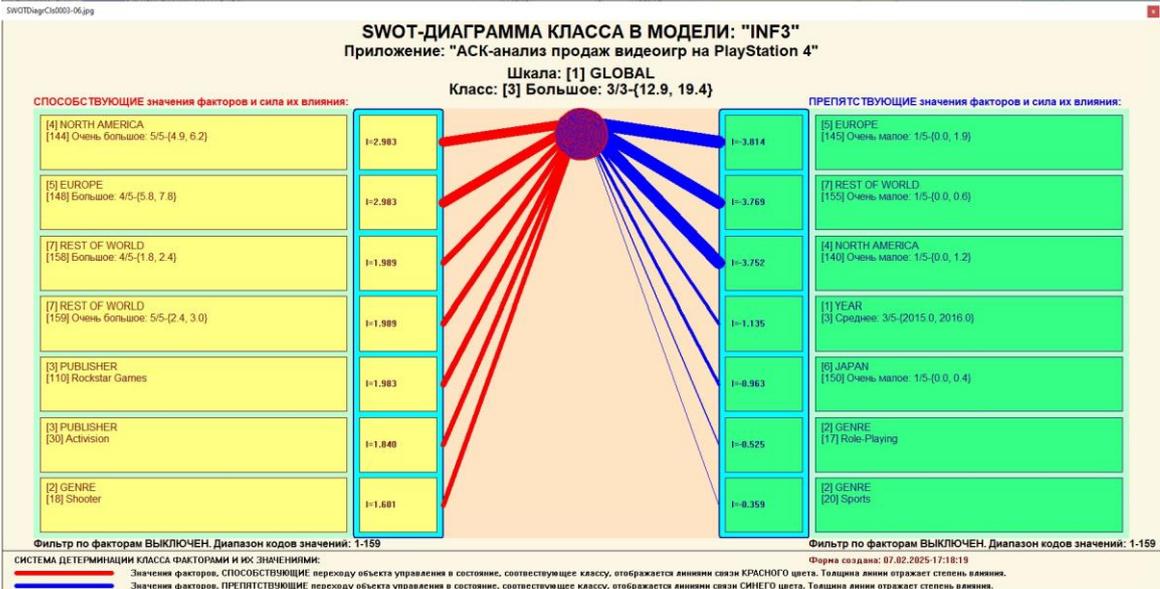
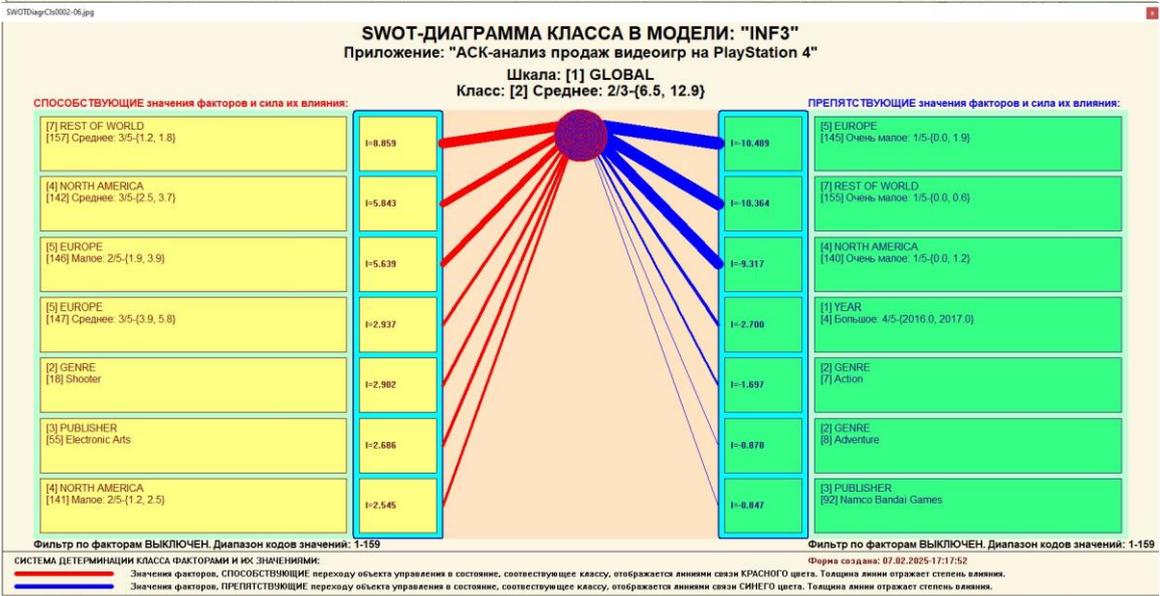
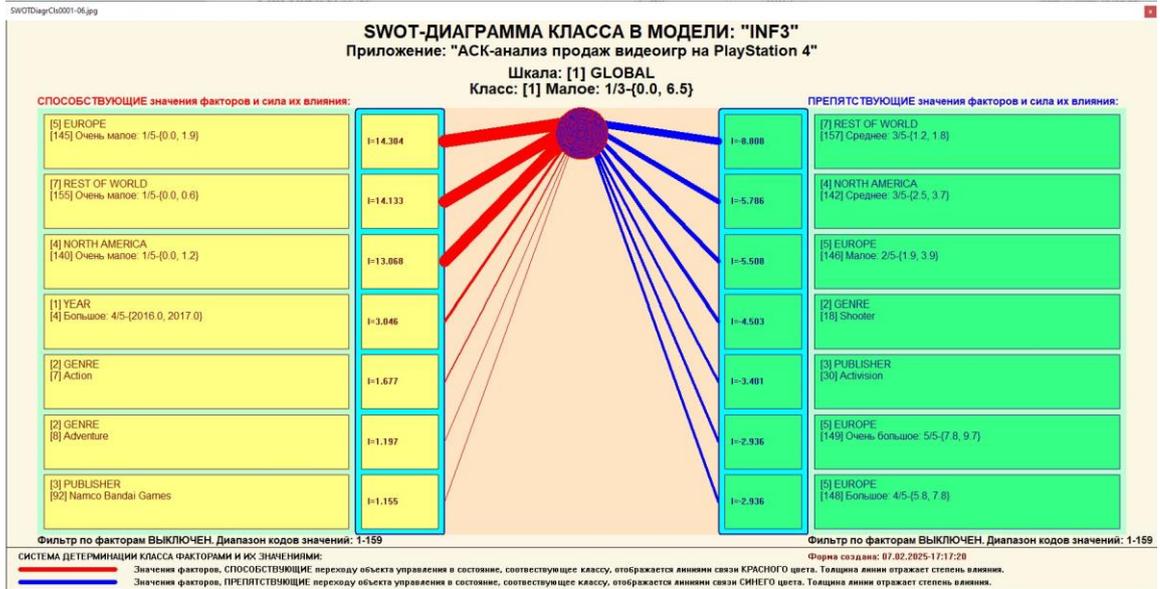


Рисунок 19 – SWOT-диаграммы

Однако SWOT-анализ имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние. Целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов. 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.

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

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

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

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

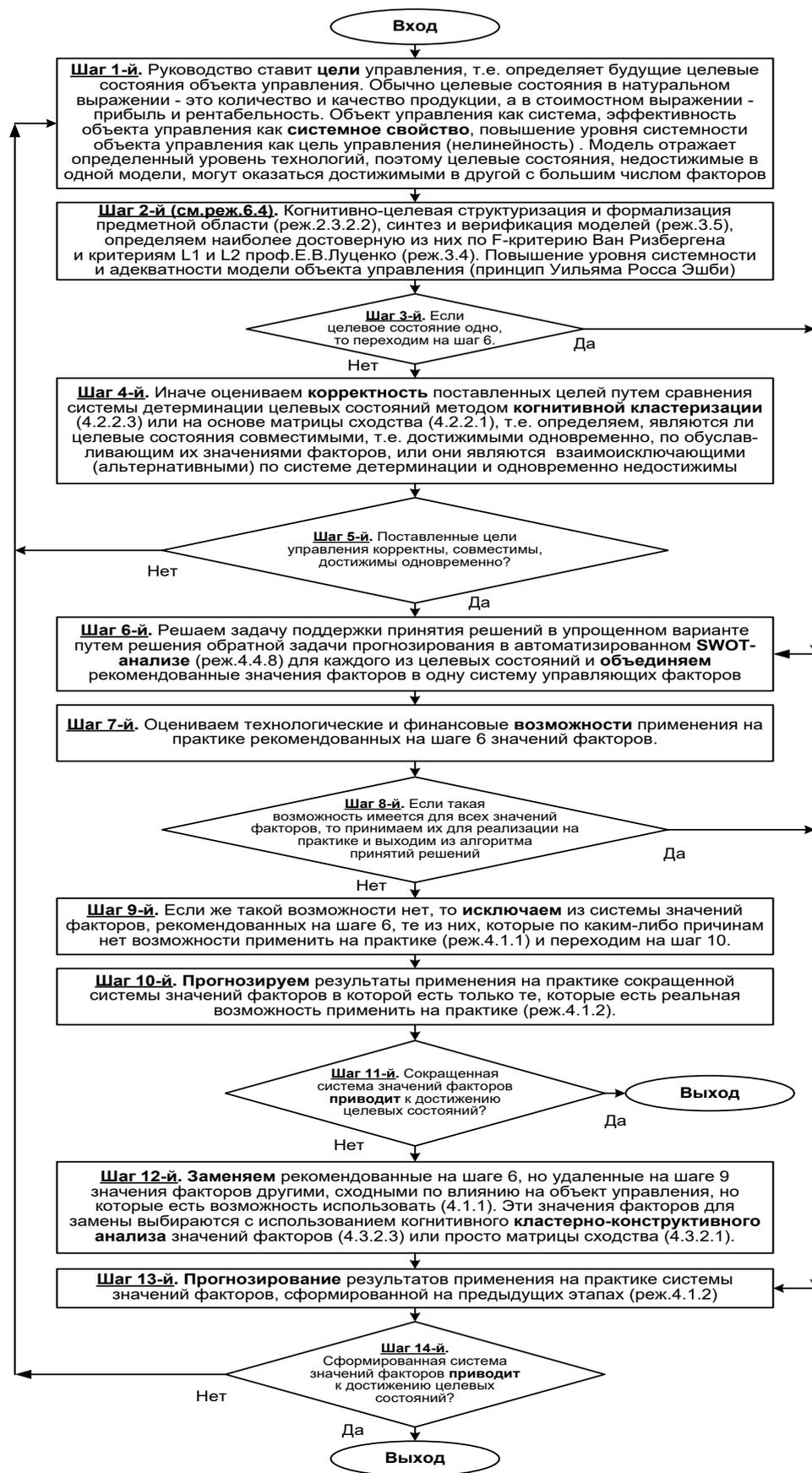


Рисунок 20 – Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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).

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 (режим 4.4.8) для каждого из целевых состояний. Объединяем рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов.

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

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

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

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 алгоритм принятия решений может быть применен в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос». Принципиальная схема подобной системы приведена на рисунке 21.

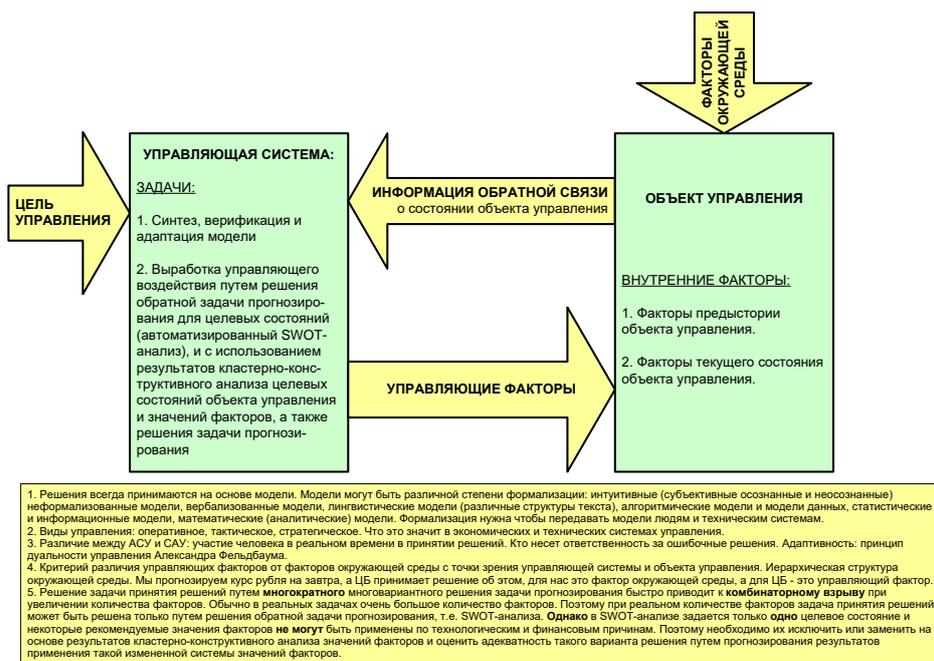


Рисунок 21 – Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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.

### 3.8 Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

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

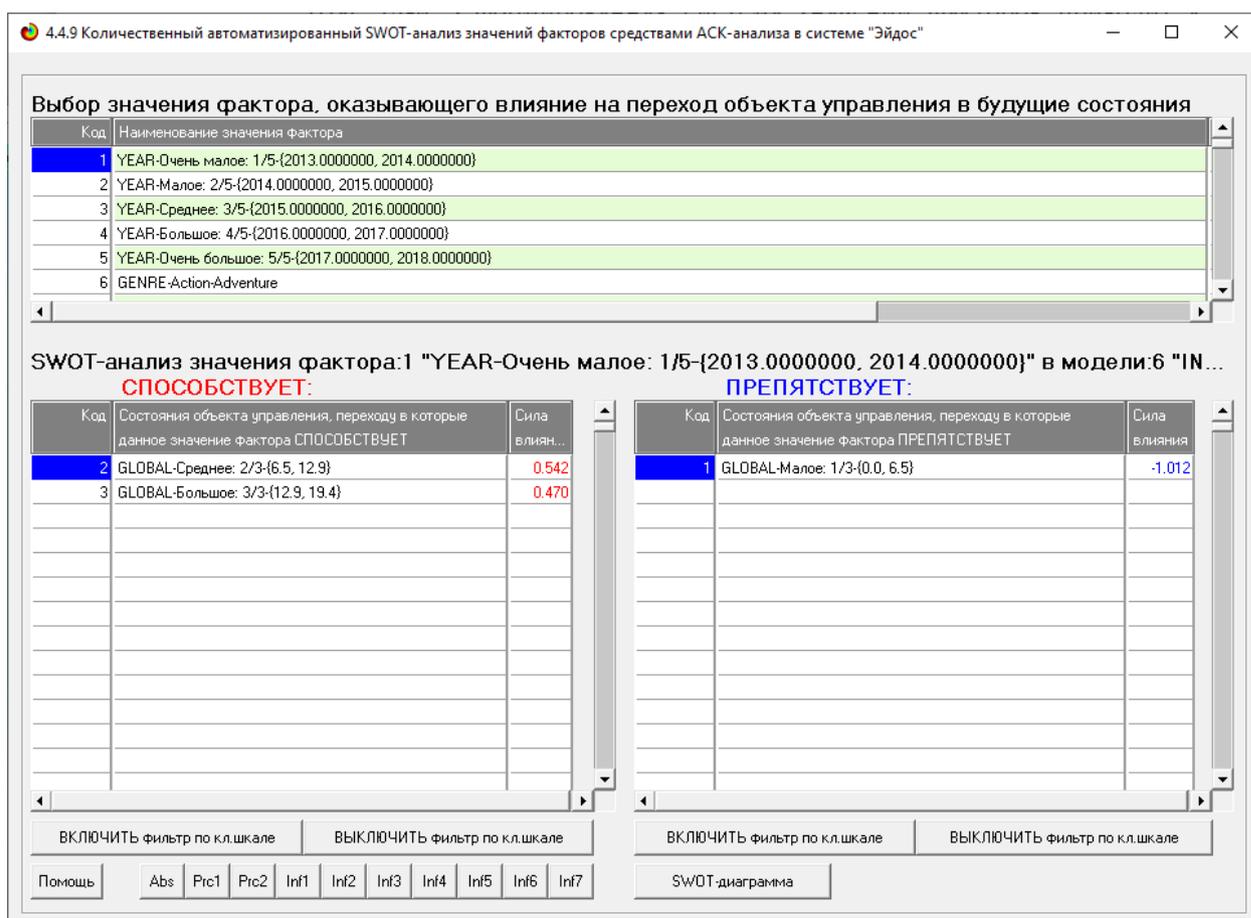


Рисунок 22 – Форма задания параметров отображения инвертированной SWOT-диаграммы

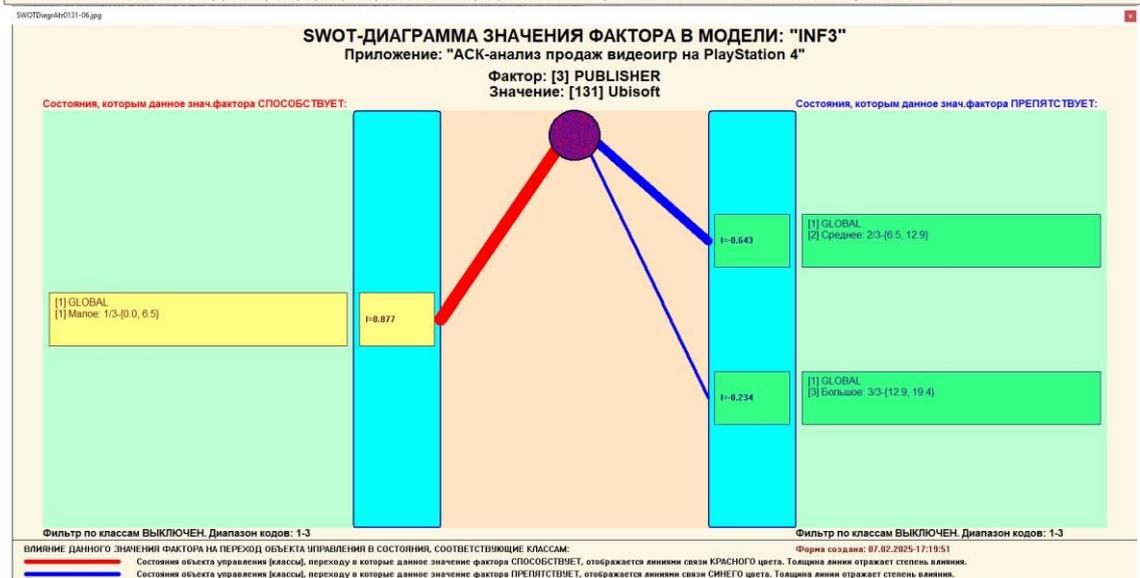
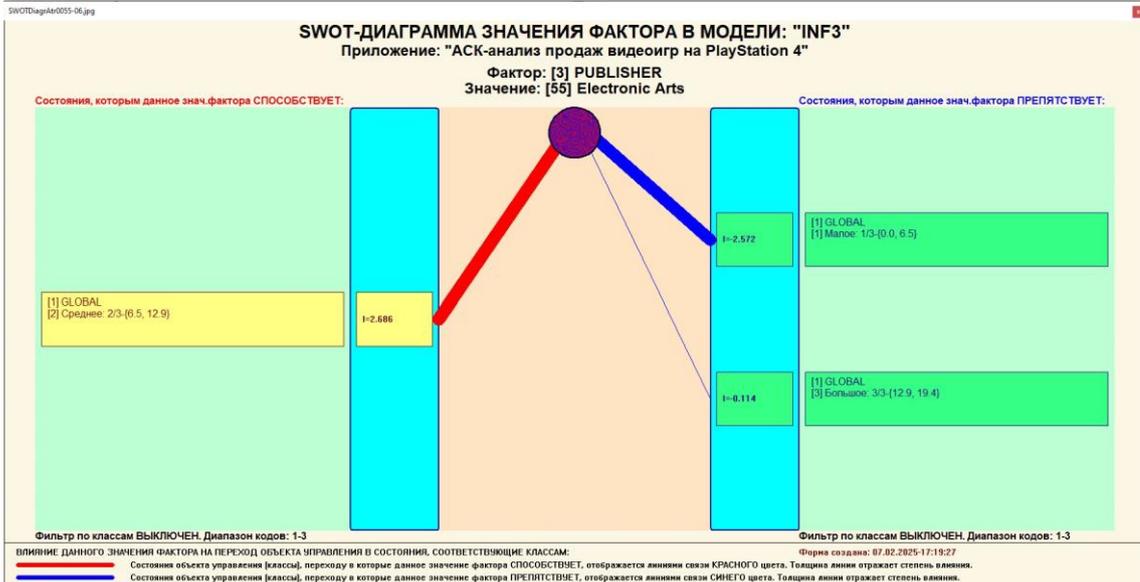
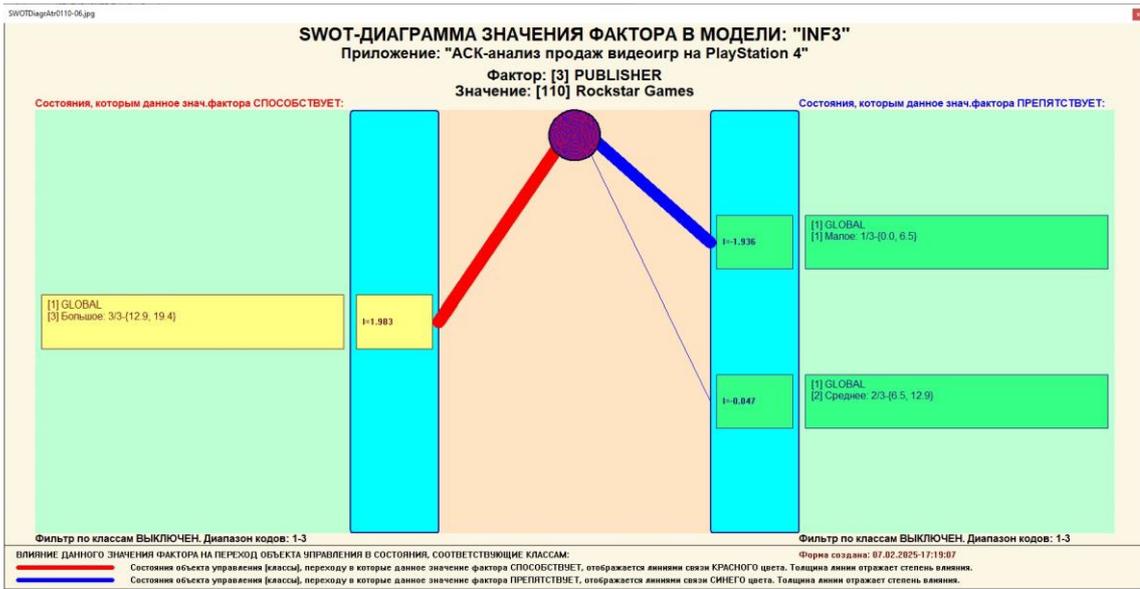


Рисунок 23 – Инвертированные SWOT-диаграммы

Приведенные на рисунке 23 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам.

В системе «Эйдос» в режиме 4.2.2.1 рассчитывается матрица сходства классов (таблица 9) 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), представленная на рисунке 25;

– агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3) и изображенная на рисунке 26;

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3), представленный на рисунке 27.

На рисунке 24 представлена экранная форма режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов.

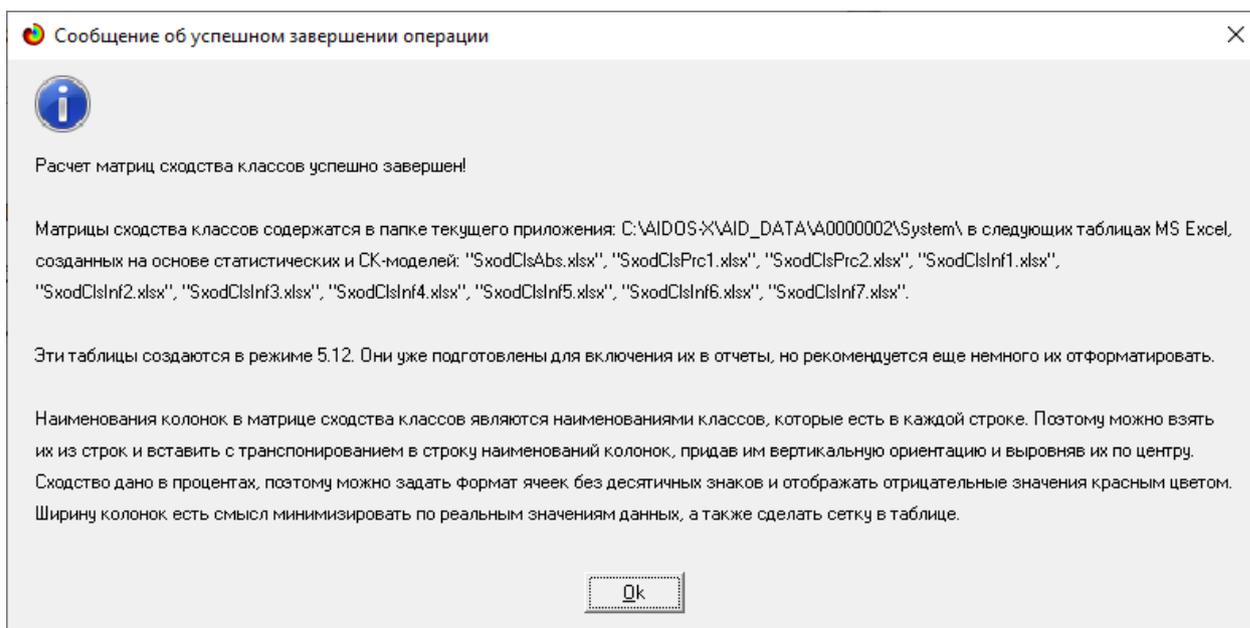


Рисунок 24 – Форма режима 4.2.2.1

Таблица 9 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3
1	1	GLOBAL-Малое: 1/3-{0.0, 6.5}	100,000000	-96,6039993	-77,4289474
2	1	GLOBAL-Среднее: 2/3-{6.5, 12.9}	-96,6039993	100,000000	58,4475605
3	1	GLOBAL-Большое: 3/3-{12.9, 19.4}	-77,4289474	58,4475605	100,000000

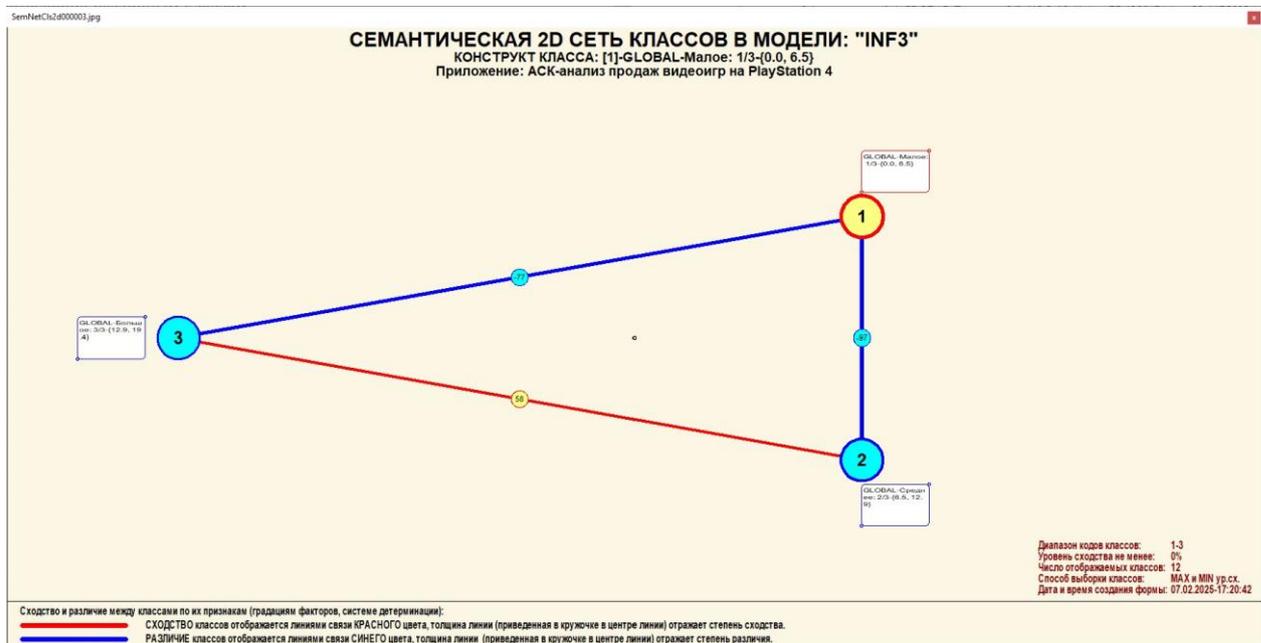


Рисунок 25 – Круговая 2D-когнитивная диаграмма классов

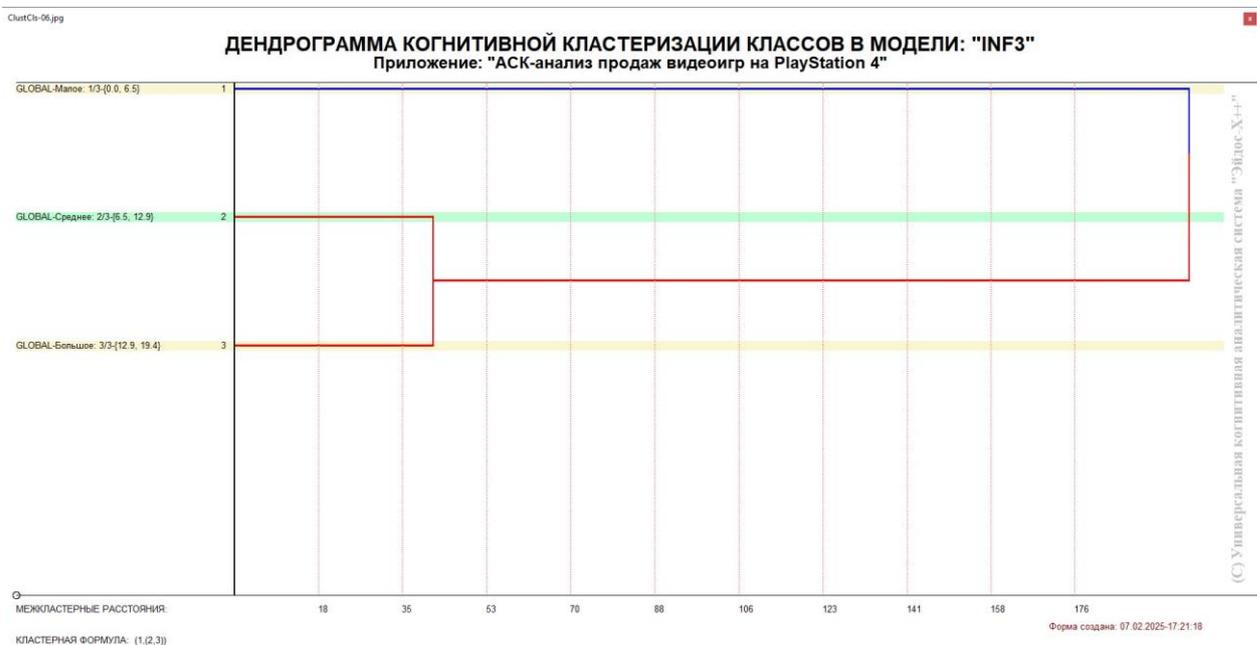


Рисунок 26 – Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной кластеризации классов

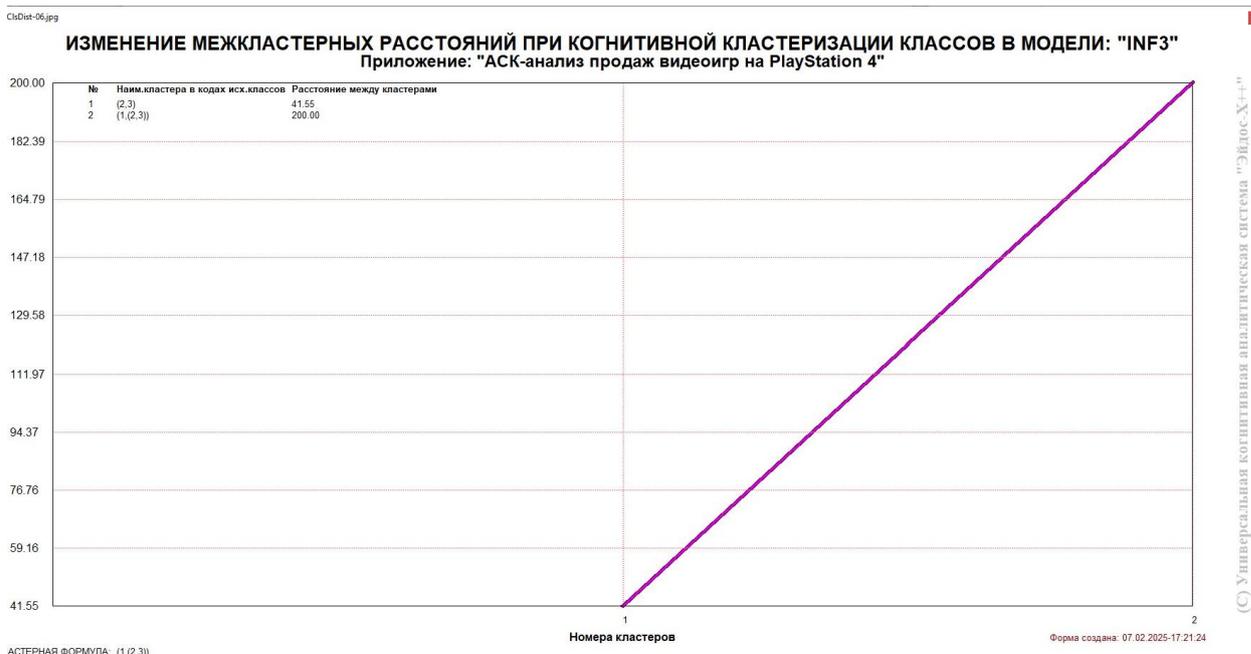


Рисунок 27 – График изменения межкластерных расстояний

В системе «Эйдос» в режиме 4.3.2.1 рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 10) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

- круговая 2D-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2), представленная на рисунке 29;
- агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3) и изображенная на рисунке 30;
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3), представленный на рисунке 31.

На рисунке 28 представлена экранная форма 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.

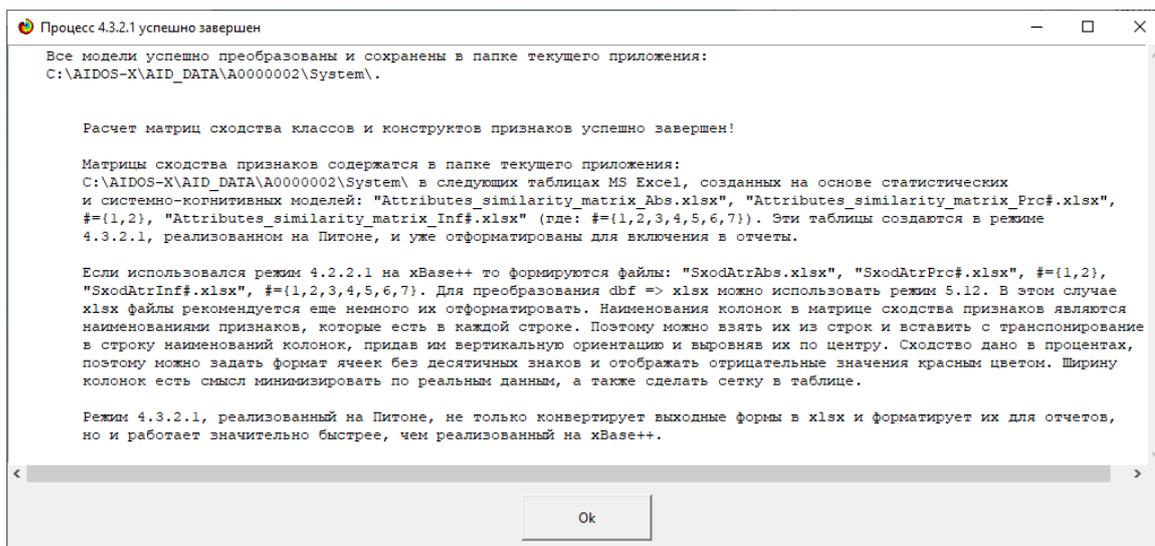


Рисунок 28 – Форма режима 4.3.2.1

Таблица 10 – Матрица сходства признаков в СК-модели INF3

	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

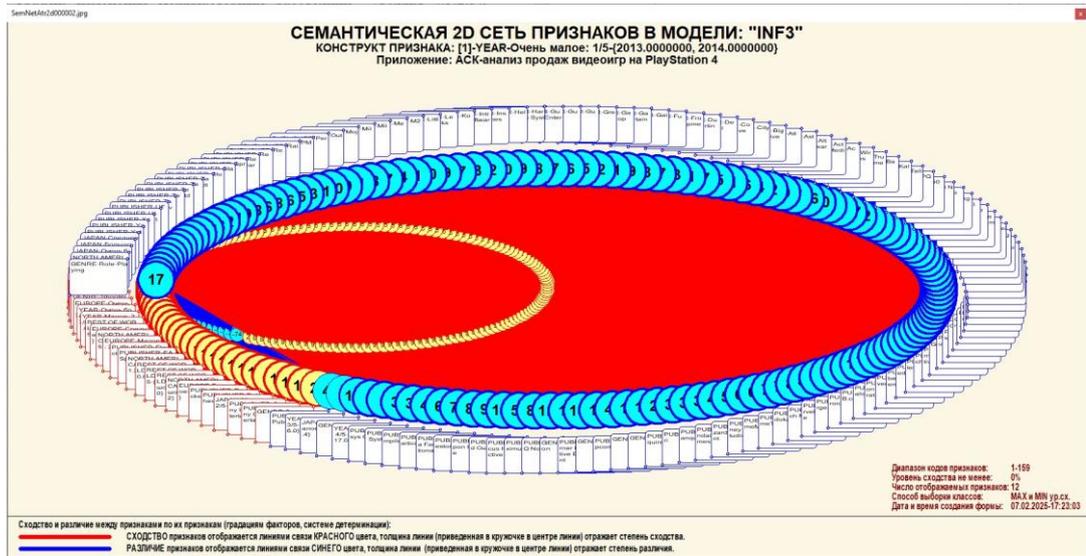


Рисунок 29 – Круговая 2D-когнитивная диаграмма признаков

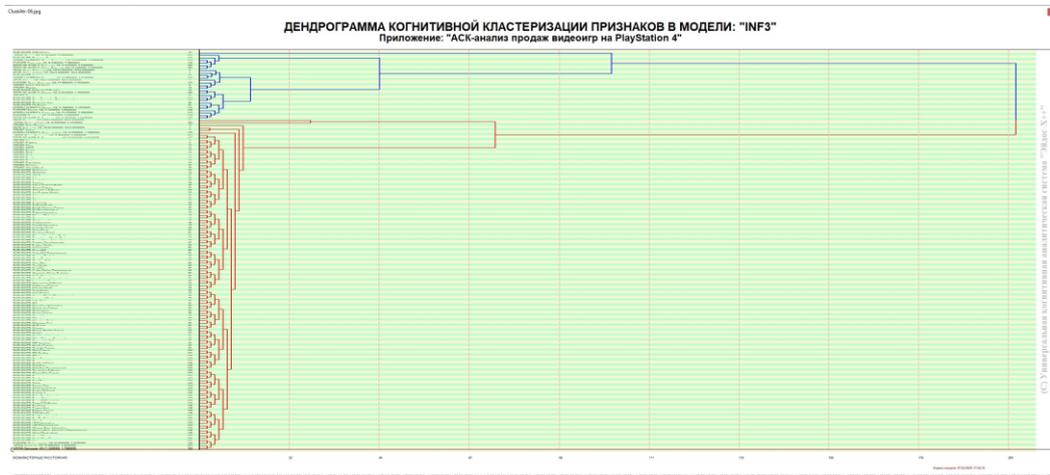


Рисунок 30 – Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной кластеризации признаков

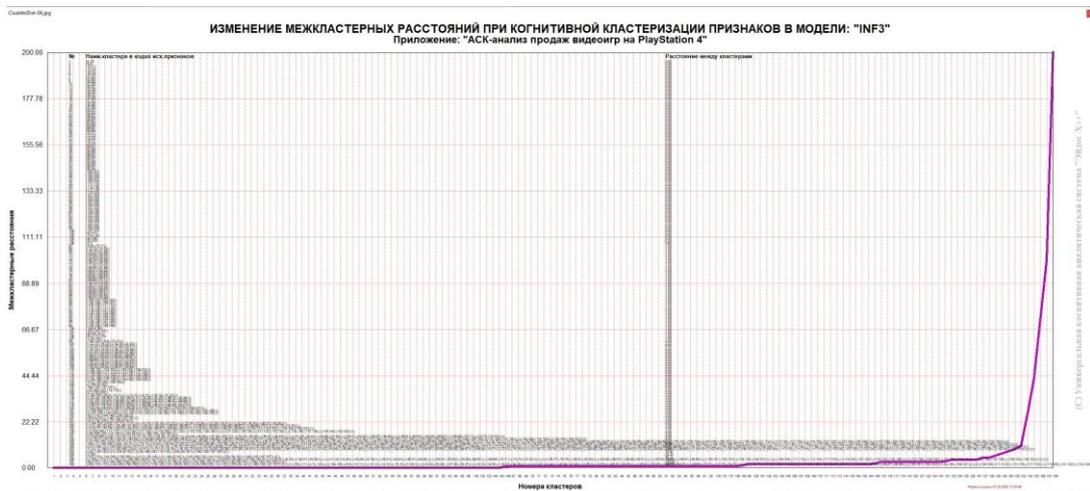


Рисунок 31 – График изменения межкластерных расстояний

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).

В системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность. Это является очень важным свойством моделей системы «Эйдос», существенно облегчающим и упрощающим программную реализации и быстрдействие системы.

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10, рисунок 32) в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 33).

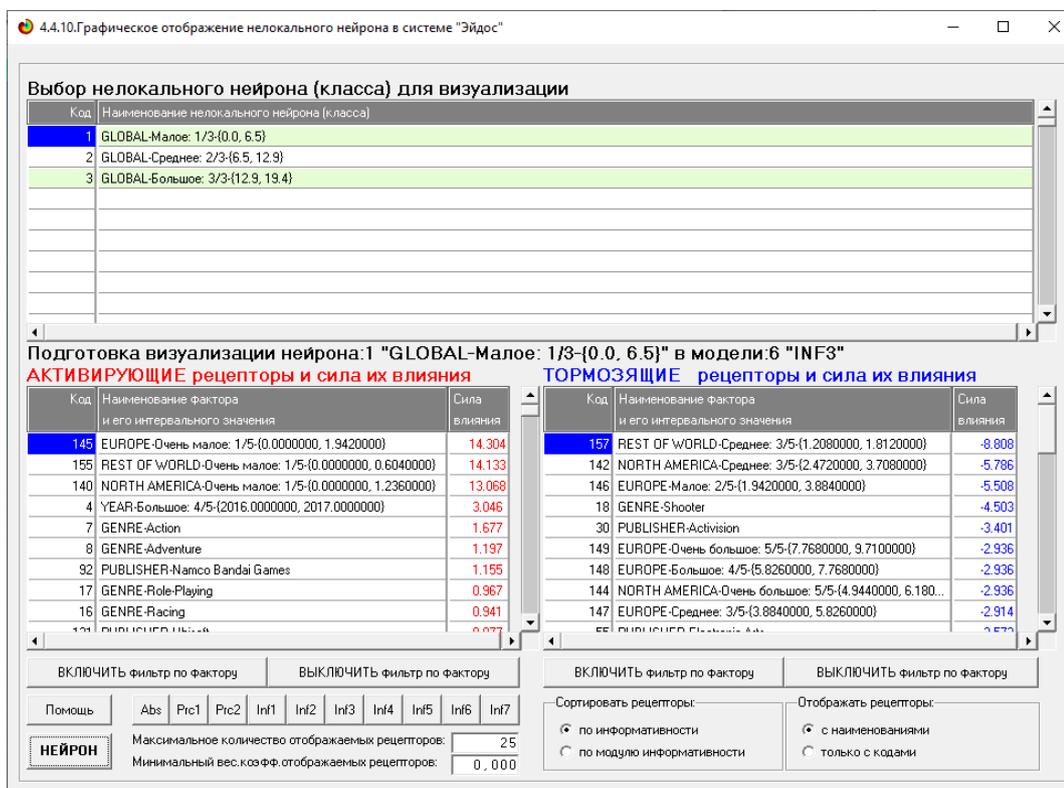


Рисунок 32 – Графическое отображение нелокального нейрона

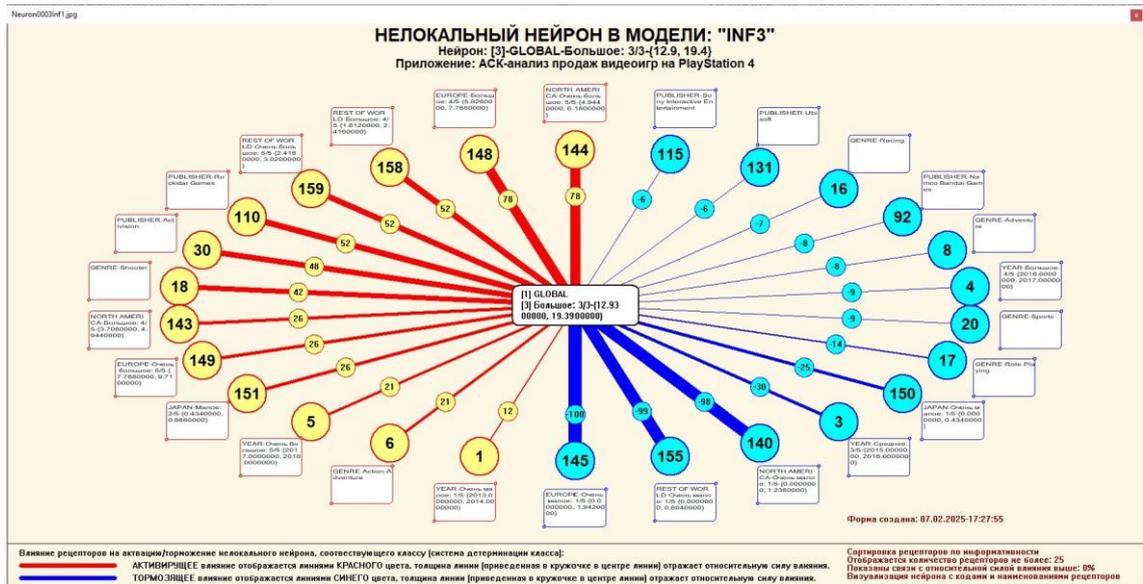
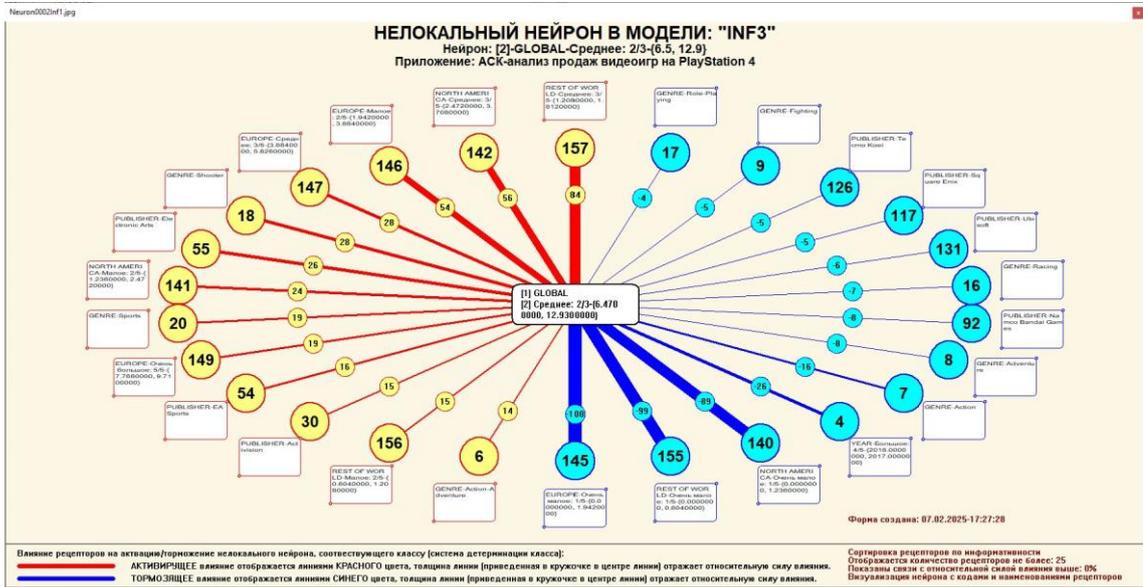
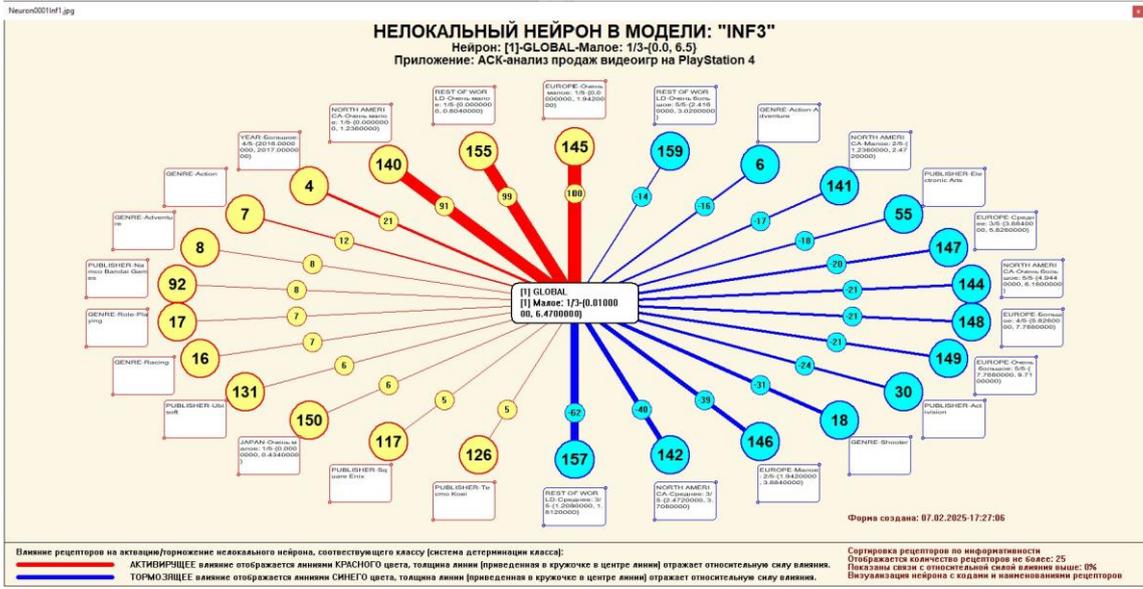


Рисунок 33 – Примеры нелокальных нейронов

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям. Есть также возможность визуализации любого одного слоя нелокальной нейронной сети (режим 4.4.11). Такой слой в наглядной форме отражает силу и направление влияния рецепторов ряда нейрона на степень их активации/торможения в форме цвета и толщины дендритов.

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 34).

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

**Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети**

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	GLOBAL-Малое: 1/3-{0.0, 6.5}
<input type="checkbox"/>	2	GLOBAL-Среднее: 2/3-{6.5, 12.9}
<input type="checkbox"/>	3	GLOBAL-Большое: 3/3-{12.9, 19.4}

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

**Подготовка визуализации нейрона: 1 "GLOBAL-Малое: 1/3-{0.0, 6.5}" в модели: 6 "INF3"**

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

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
145	EUROPE-Очень малое: 1/5-{0.000000, 1.9420000}	14.304
155	REST OF WORLD-Очень малое: 1/5-{0.000000, 0.6040000}	14.133
140	NORTH AMERICA-Очень малое: 1/5-{0.000000, 1.2360000}	13.068
4	YEAR-Большое: 4/5-{2016.000000, 2017.000000}	3.046
7	GENRE-Action	1.677
8	GENRE-Adventure	1.197
92	PUBLISHER-Namco Bandai Games	1.155
17	GENRE-Role-Playing	0.967
16	GENRE-Racing	0.941
121	PUBLISHER-Namco Bandai Games	0.877

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
157	REST OF WORLD-Среднее: 3/5-{1.2080000, 1.8120000}	-8.808
142	NORTH AMERICA-Среднее: 3/5-{2.4720000, 3.7080000}	-5.786
146	EUROPE-Малое: 2/5-{1.9420000, 3.8840000}	-5.508
18	GENRE-Shooter	-4.503
30	PUBLISHER-Activision	-3.401
149	EUROPE-Очень большое: 5/5-{7.7680000, 9.7100000}	-2.936
148	EUROPE-Большое: 4/5-{5.8260000, 7.7680000}	-2.936
144	NORTH AMERICA-Очень большое: 5/5-{4.9440000, 6.1800000}	-2.936
147	EUROPE-Среднее: 3/5-{3.8840000, 5.8260000}	-2.914
55	PUBLISHER-Activision	-2.873

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

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

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

Сортировать связи:  по модулю информативности     по информативности и знаку

Отображать наименования:  нейрон     рецепторы

Рисунок 34 – Отображение Парето-подмножеств нелокальной сети

На рисунке 35 представлена нейронная сеть в СК-модели INF3.

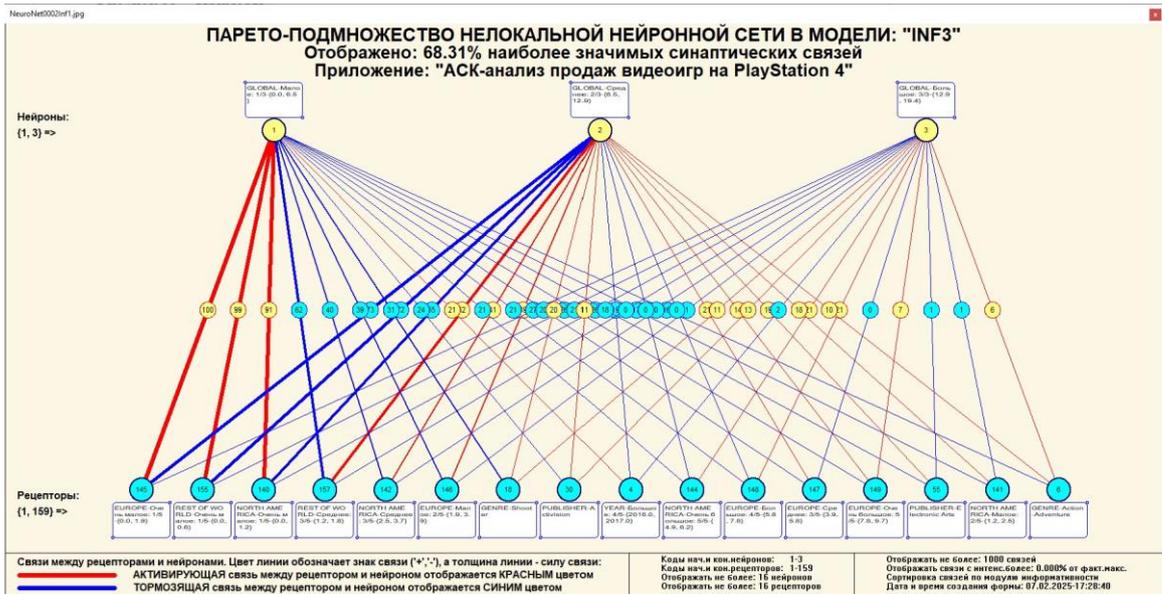


Рисунок 35 – Парето-подмножество нелокальной нейронной сети

3D-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов вверху и когнитивной диаграммы значений факторов внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (режим 4.4.12 системы «Эйдос», рисунок 36). На рисунке 37 изображена интегральная когнитивная карта.

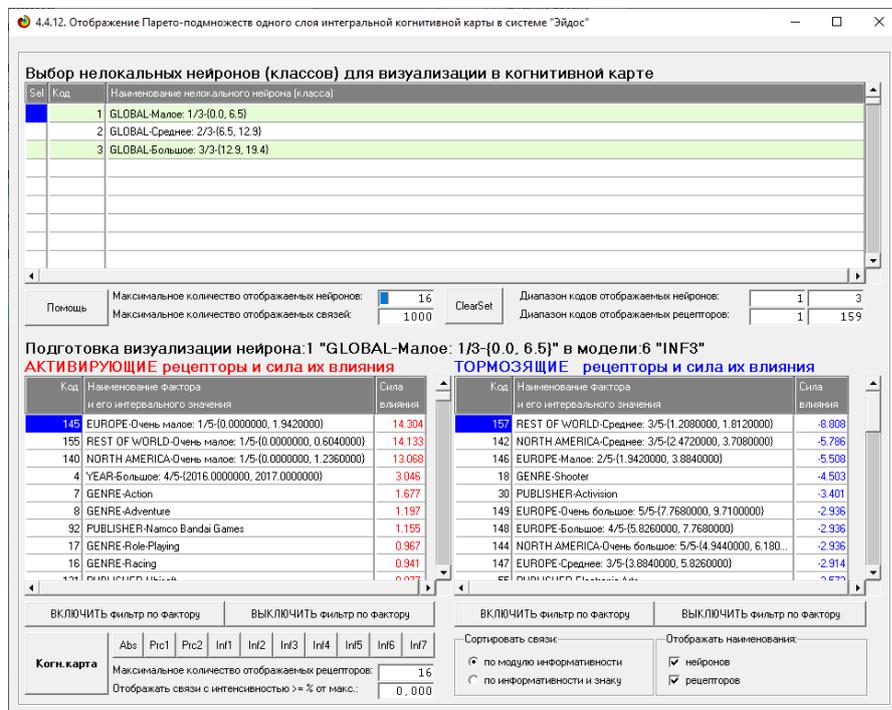


Рисунок 36 – Отображение Парето-подмножеств интегральной когнитивной карты

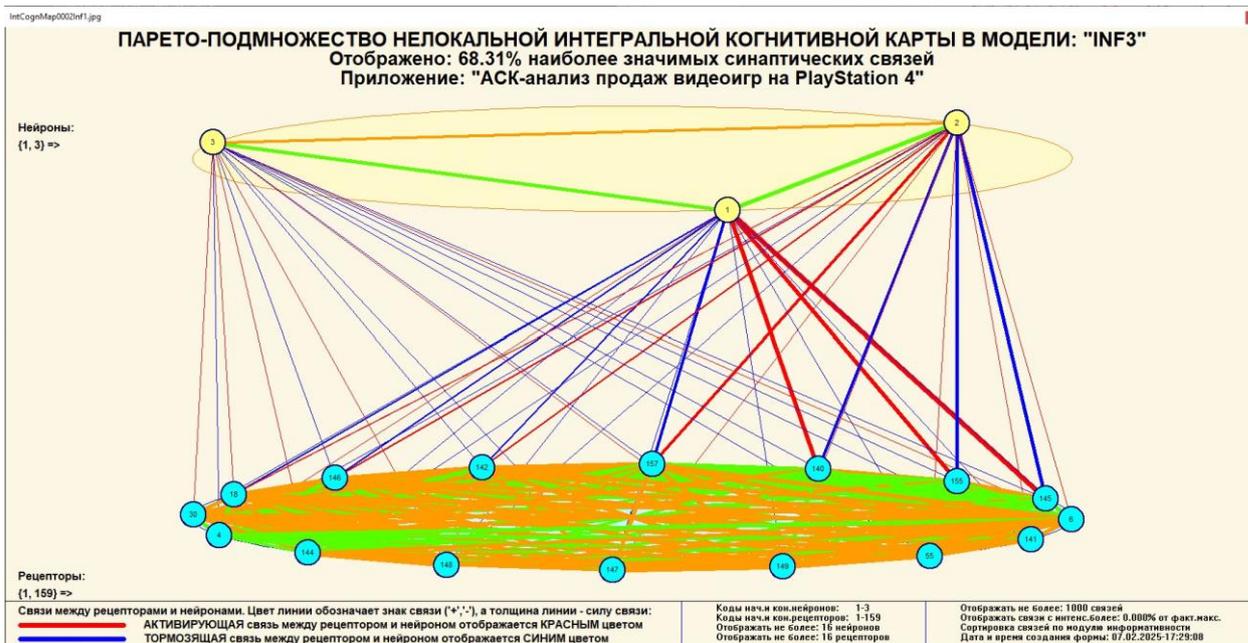


Рисунок 37 – Парето-подмножество нелокальной интегральной когнитивной карты

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. Экранная форма управления представлена на рисунке 38. Всего системой в данной модели генерируется 9 форм содержательного сравнения классов. На рисунке 39 приводится пример когнитивной диаграммы классов.

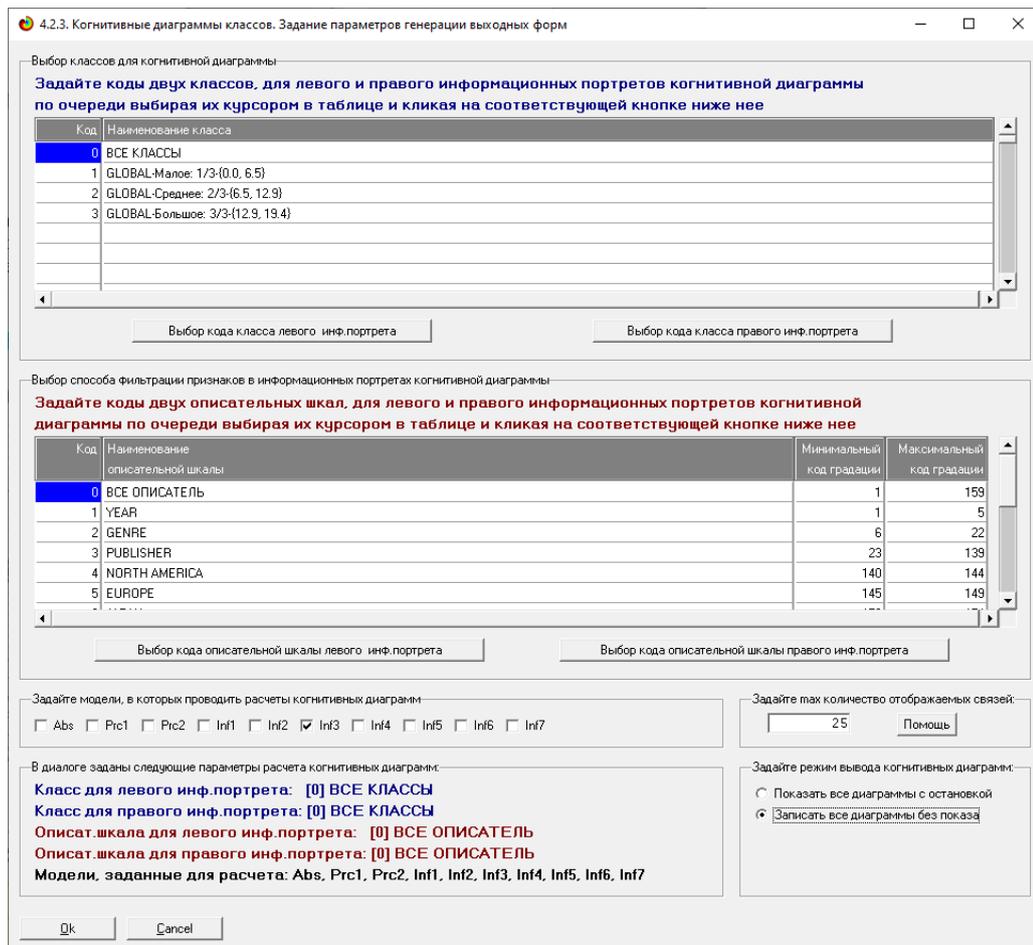


Рисунок 38 – Задание параметров генерации выходных форм когнитивных диаграмм классов

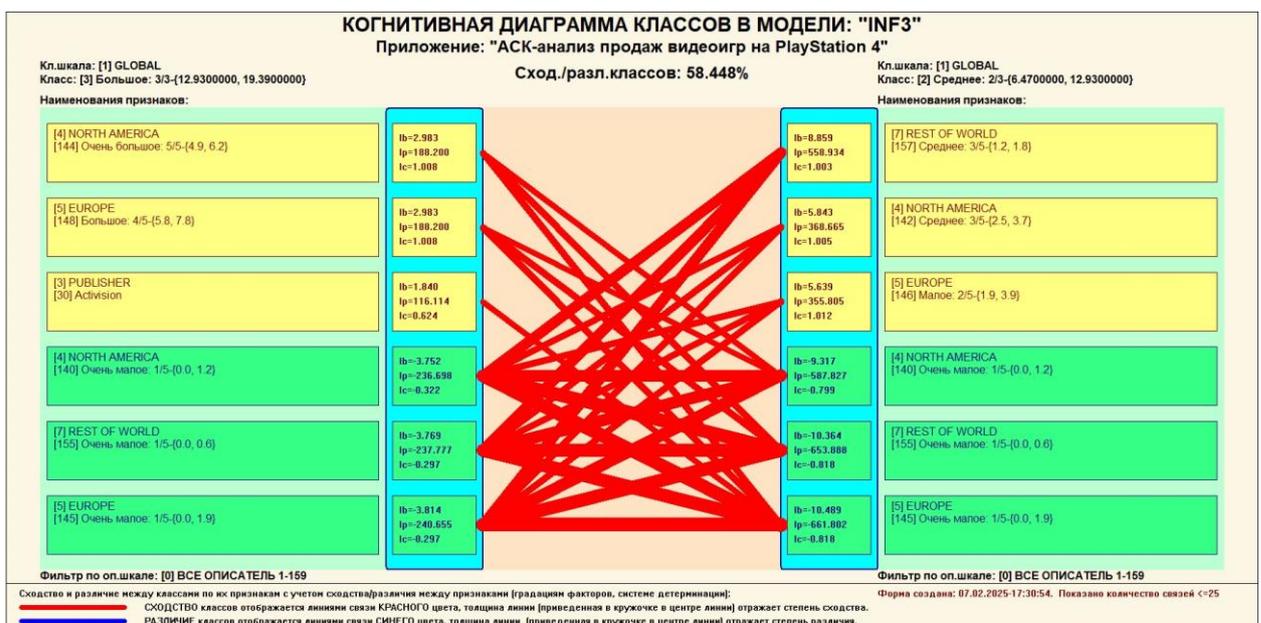


Рисунок 39 – Пример когнитивной диаграммы классов

Из 2D-когнитивных диаграмм сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния, соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу. 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» (рисунок 40).

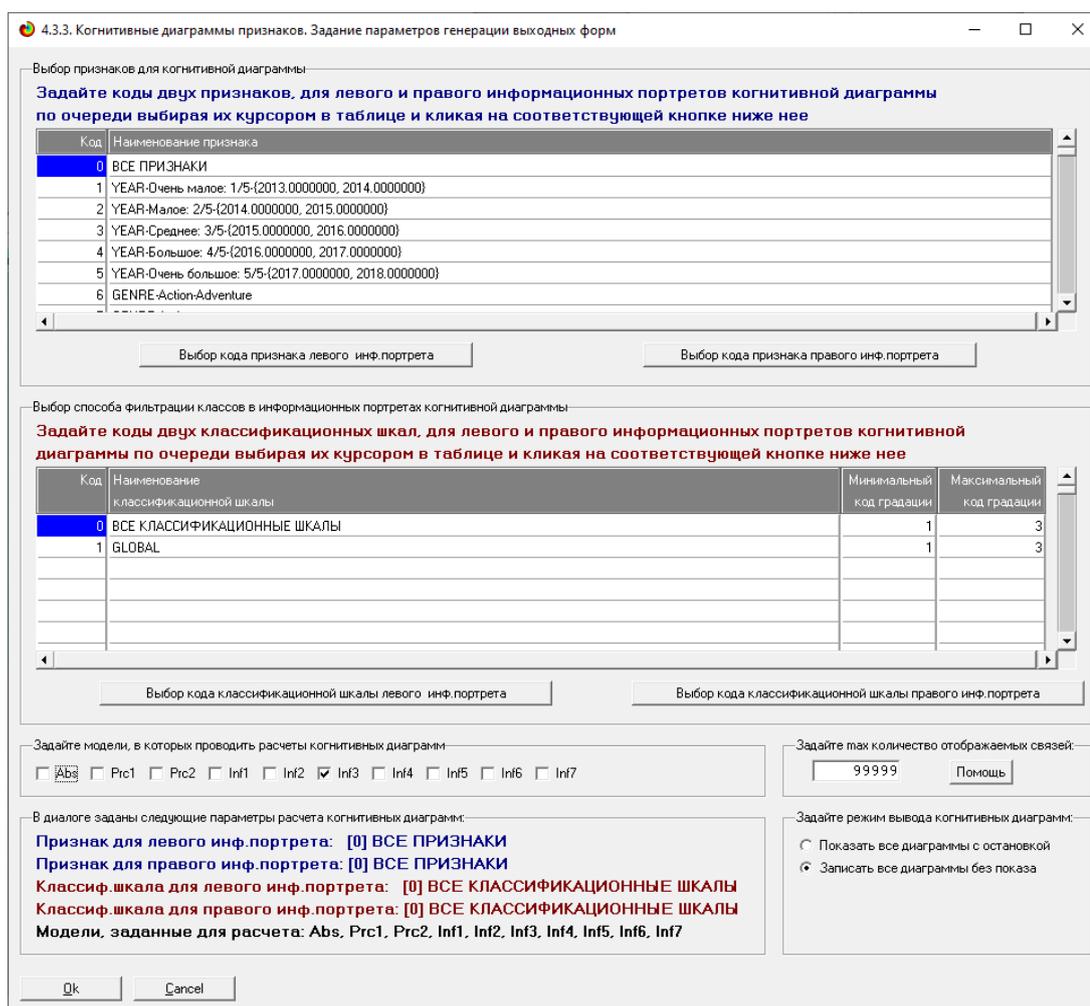


Рисунок 40 – Задание параметров генерации выходных форм когнитивных диаграмм признаков

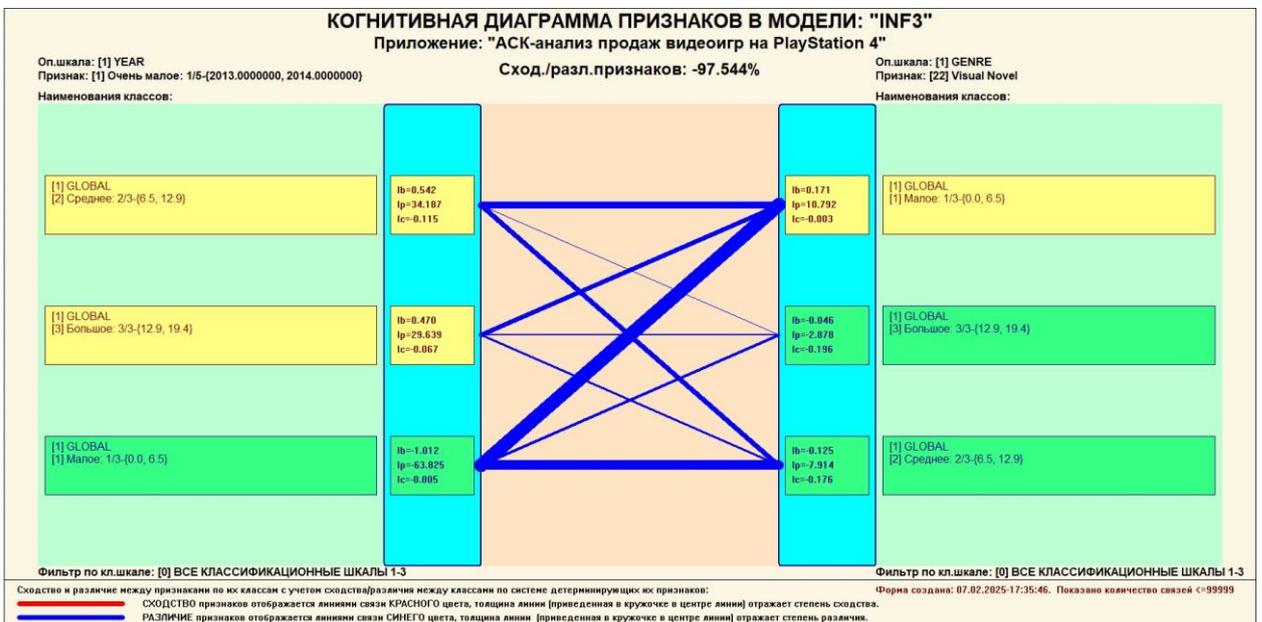
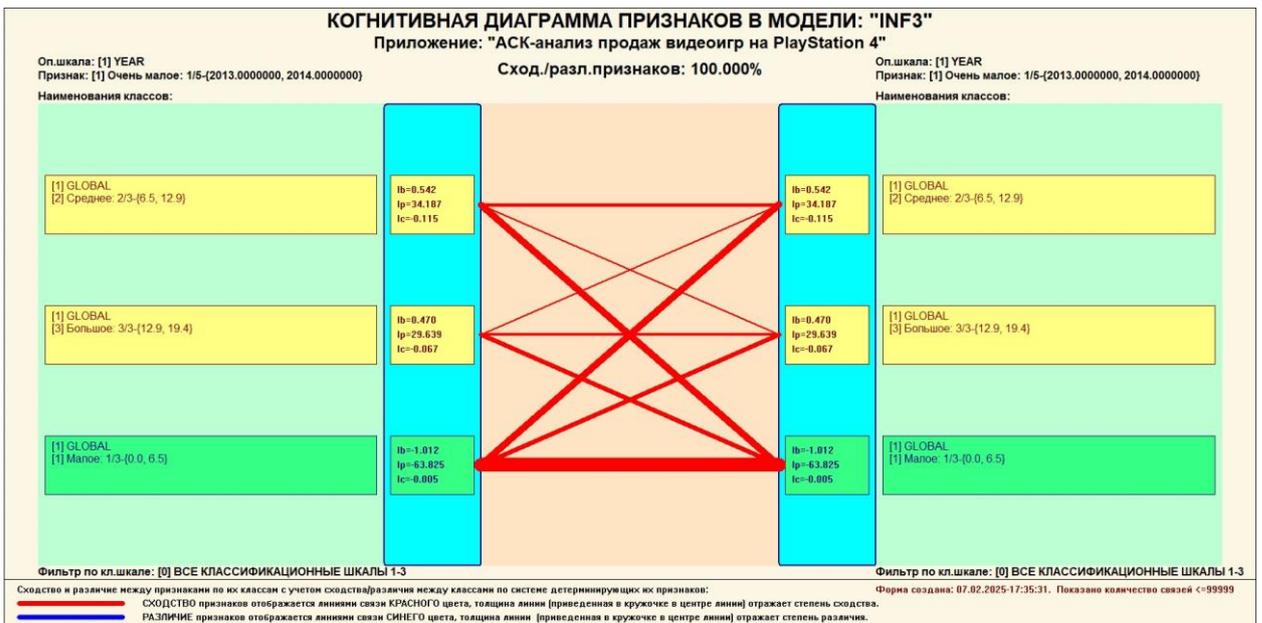


Рисунок 41 – Примеры когнитивной диаграммы признаков

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В. Луценко в 2005 году. Когнитивные функции отображают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационной шкалы. При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится информация обо всех градациях

классификационной шкалы, т.е. каждому значению аргумента соответствуют все значения функции, но соответствуют в разной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 42).

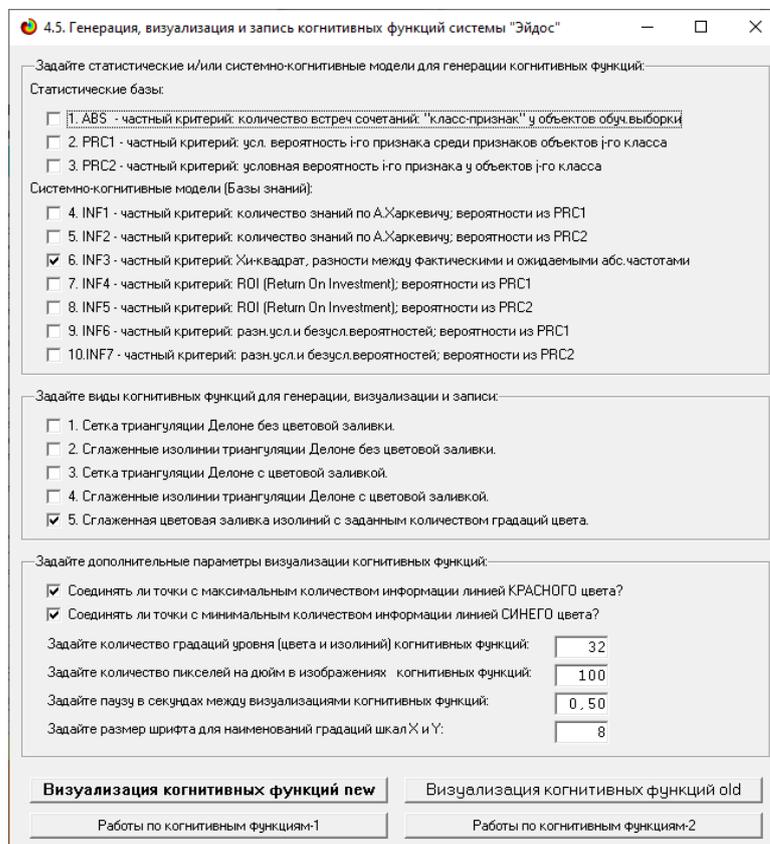


Рисунок 42 – Визуализация когнитивных функций

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки. На рисунке 42 представлены когнитивные функции в СК-модели INF3.

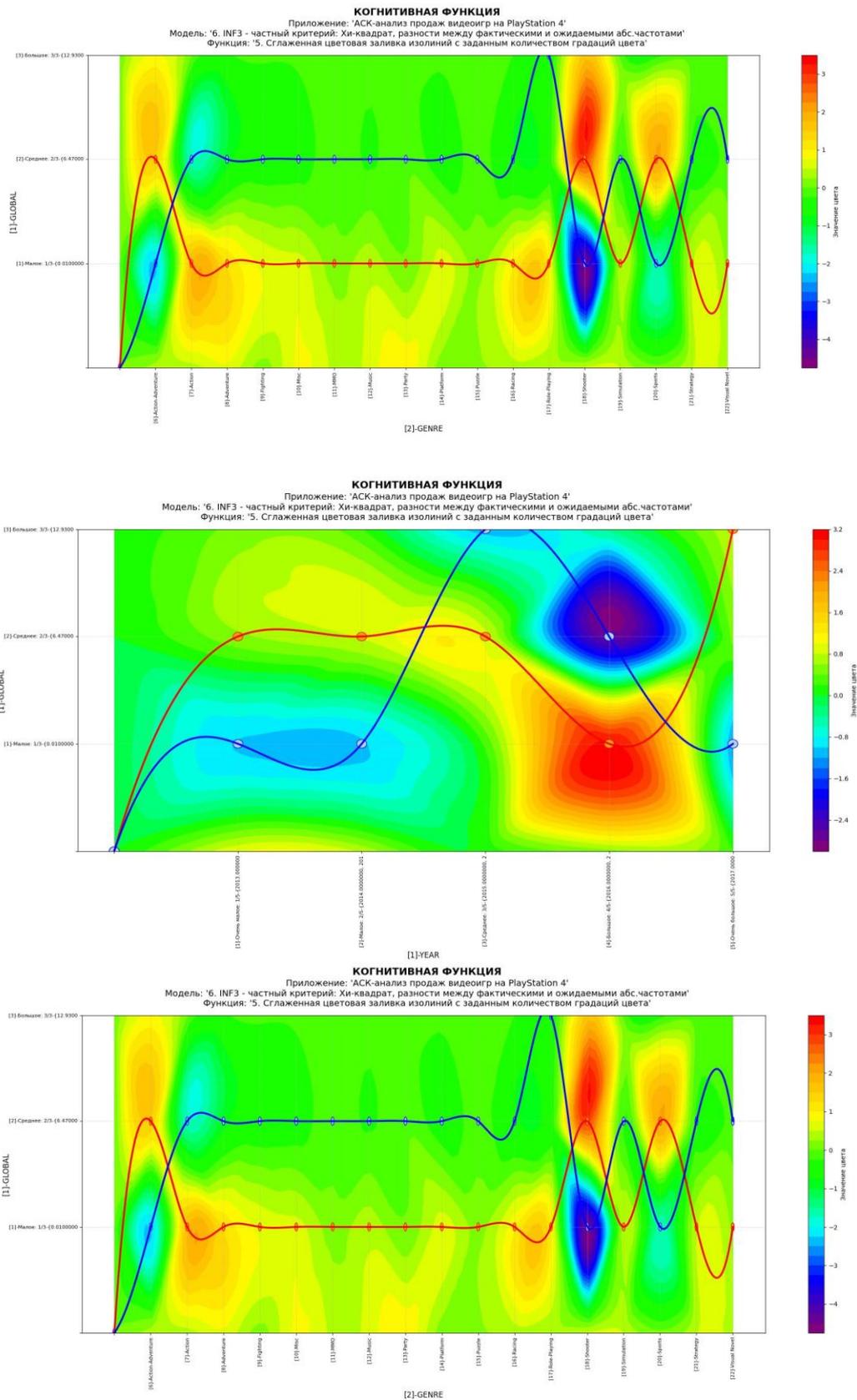


Рисунок 43 – Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3

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. При этом сила и направление влияния всех значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации.

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях (режим 3.7.5).

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

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

На рисунке 44 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1:

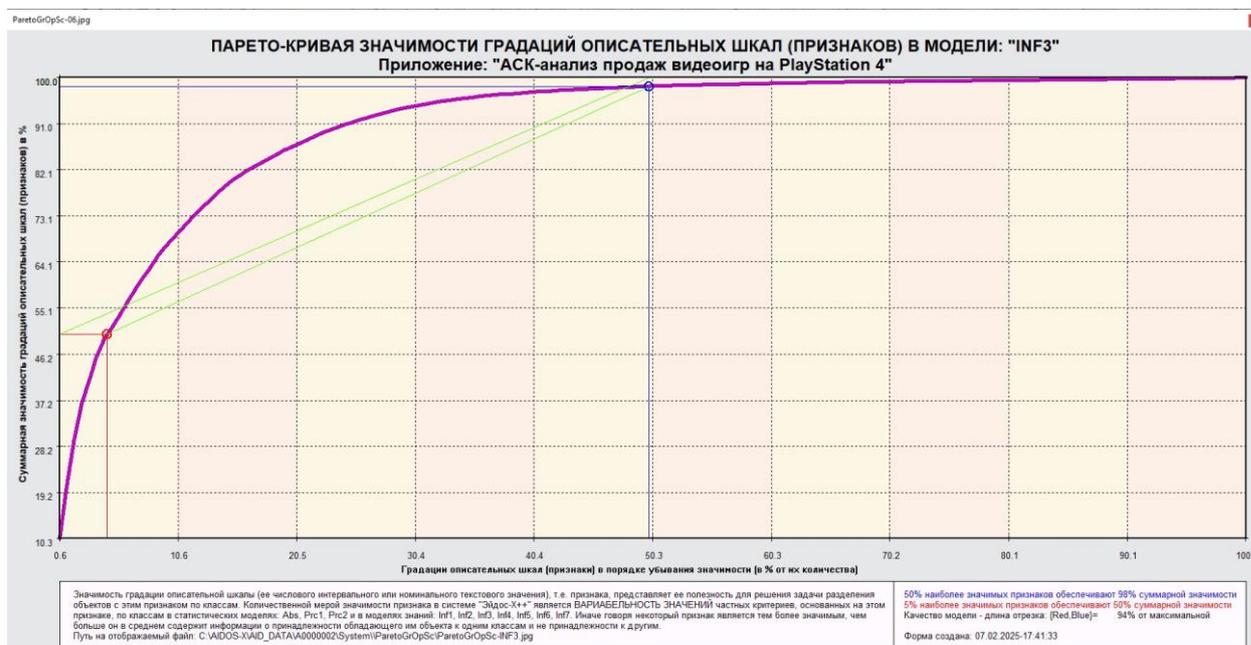


Рисунок 44 – Парето-кривая значимости градации описательных шкал

На рисунке 45 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.

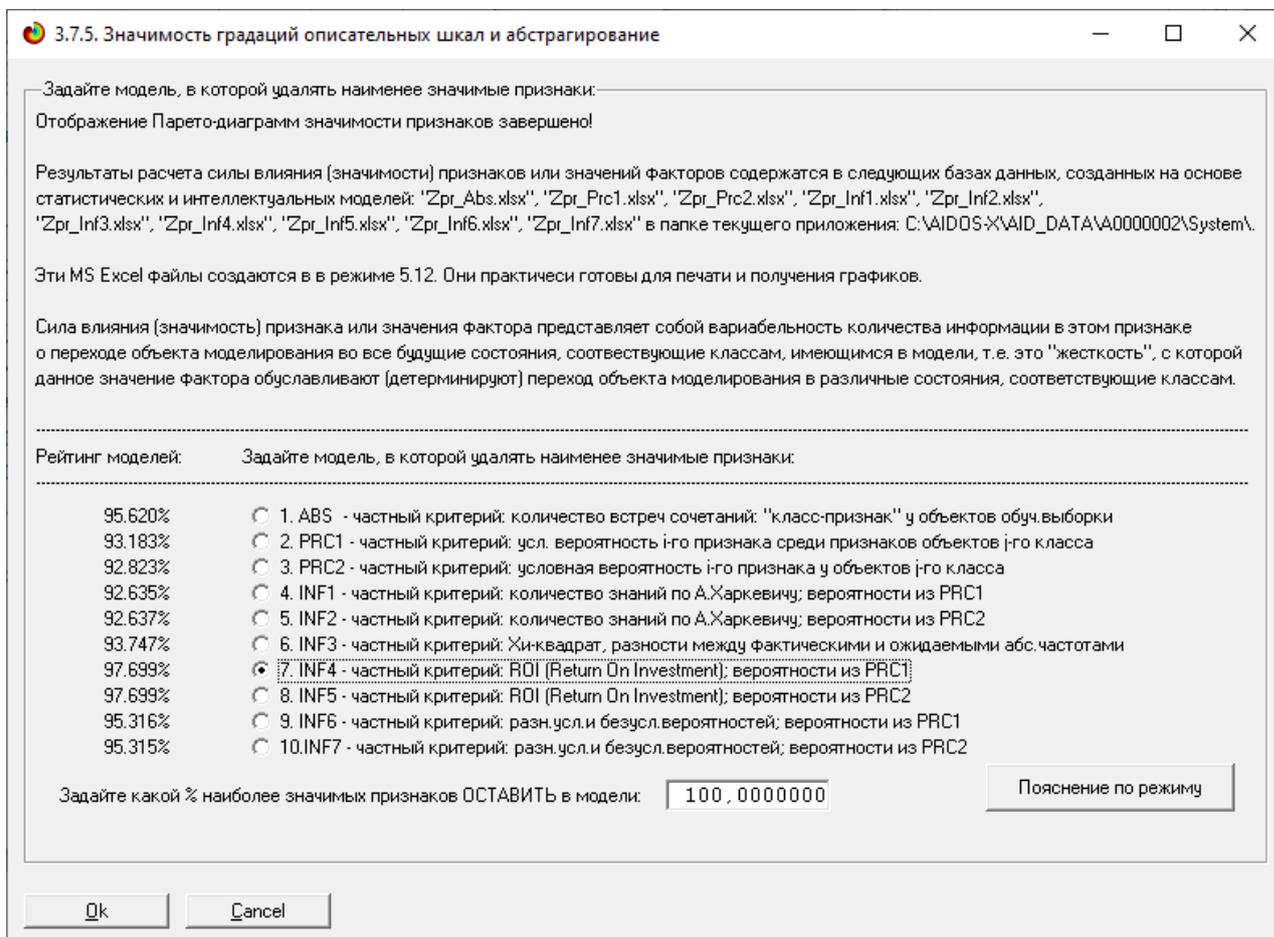


Рисунок 45 – Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей

В таблице 11 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой. Из данной таблицы видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

Таблица 11 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3 (фрагмент)

NAME_ATR	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC
EUROPE-Очень малое: 1/5-{0.0000000, 1.9420000}	12,8290209	12,8290209	10,2539593
REST OF WORLD-Очень малое: 1/5-{0.0000000, 0.6040000}	12,6756096	25,5046305	10,1313409
NORTH AMERICA-Очень малое: 1/5-{0.0000000, 1.2360000}	11,6546425	37,1592730	9,3153040

В таблице 12 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF3.

Таблица 12 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF3 (фрагмент)

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

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). 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)

На рисунке 46 приведена Парето-кривая степени детерминированности градаций классификационных шкал.



Рисунок 46 – Парето-кривая степени детерминированности классов

В таблице 13 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой. Из данной таблицы видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

Таблица 13 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF3

NUM_PRC	NAME_CLS	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
33,3333333	GLOBAL-Малое: 1/3-{0.0, 6.5}	687,0000000	687,0000000	97,8632479	97,8632479
66,6666667	GLOBAL-Среднее: 2/3-{6.5, 12.9}	11,0000000	698,0000000	1,5669516	99,4301994
100,0000000	GLOBAL-Большое: 3/3-{12.9, 19.4}	4,0000000	702,0000000	0,5698006	100,0000000

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.

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».

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.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения работы был проведен автоматизированный системно-когнитивный анализ продаж видеоигр на PlayStation 4 с целью выявления ключевых факторов, влияющих на их коммерческий успех. Рассмотрены такие параметры, как жанр, издатель, год выпуска и региональные предпочтения, что позволило определить их влияние на объемы продаж.

Достигнута цель работы – проведен анализ видеоигр на PlayStation 4 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 на PlayStation 4, 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.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

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 OCZFHC.

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. 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.

5. 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.

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

7. 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.

8. 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.

9. 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 SWKGYU.

10. 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.