

УДК 004.8

09.03.02 Информационные системы и технологии

## **СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ СИСТЕМНЫХ НАКОПИТЕЛЕЙ**

Егоренков Владимир Игоревич

Студент факультета ПИ группы ИТ2204

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

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

Ключевые слова: ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ ACK-АНАЛИЗ, ЛИНГВИСТИЧЕСКИЙ АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС»,

<https://www.kaggle.com/datasets/alanjo/ssd-and-hdd-benchmarks>

UDC 004.8

09/03/02 – Information system & technology

## **SYSTEMIC COGNITIVE ANALYSIS OF SYSTEM STORAGES**

Egorenkov Vladimir Igorevich

Students of Faculty AI of the group IT2204

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

This analysis is a work on the use of Automated System Cognitive Analysis (ASC-analysis) to solve a wide range of problems<sup>3</sup> in the field of analysis and forecasting, i.e. cognitive analysis. The paper solves the problem of analyzing system drives. Based on the knowledge of these dependencies, the problems of forecasting, decision making and research of the modeled subject area are solved by studying its system-cognitive model. The specificity of this task is that all independent variables (factors) are linguistic (categorical) variables. Therefore, to solve this problem, linguistic ASC analysis is used, i.e. cognitive mathematical linguistics. In this case, the dependent variables, i.e. the results of the influence of factors are measured in numerical scales. Thus, a hybrid model is built in the work, including both nominal (text) and numerical scales. The comparability of processing data of different types presented in different types of scales and in different units of measurement is ensured by the metrization of nominal scales, i.e. increasing the degree of their formalization to the level of numerical scales. This is achieved by counting the amount of information contained in the gradations of nominal scales and obtaining a certain output. A brief description of the ASC-analysis and its software tools - the intellectual system "Eidos" is given. The work can be used as a basis for laboratory work on the use of artificial intelligence systems, in particular linguistic ASC analysis, for solving problems in the field of analysis and forecasting.

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

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ) .....</b>	<b>3</b>
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ .....	3
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ .....	3
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	3
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	4
<b>2. METHODS (МЕТОДЫ) .....</b>	<b>4</b>
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ .....	4
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ .....	4
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ .....	5
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА .....	6
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ .....	11
<b>3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....</b>	<b>13</b>
3.1. ЗАДАЧА-1. Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций .....	13
3.2. ЗАДАЧА-2. Формализация предметной области .....	14
3.3. ЗАДАЧА-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.	
Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний .....	19
3.4. ЗАДАЧА-4. Верификация моделей .....	27
3.5. ЗАДАЧА-5. Выбор наиболее достоверной модели .....	30
3.6. ЗАДАЧА-6. Системная идентификация и прогнозирование .....	32
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний» .....	33
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	33
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев .....	35
3.6.4. Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» .....	35
3.7. ЗАДАЧА-7. Поддержка принятия решений.....	38
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	38
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» .....	41
3.8. ЗАДАЧА-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели .....	45
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы) .....	45
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов .....	47
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал .....	50
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны .....	54
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть .....	57
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты .....	58
3.8.7. Значимость описательных шкал и их градаций .....	59
3.8.8. Степень детерминированности классов и классификационных шкал .....	61
<b>4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....</b>	<b>62</b>
<b>5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ).....</b>	<b>63</b>
<b>REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА) .....</b>	<b>64</b>

## **1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)**

### **1.1. Описание исследуемой предметной области**

Данная работа является исследованием системных накопителей на основе автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ).

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

Целью работы является разработка системно-когнитивной модели, основывающейся на следующих признаках: Цена накопителя, цена за ГБ.

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

### **1.2. Объект и предмет исследования**

Объект исследования – выявление зависимостей показателей системных накопителей.

Предмет исследования – выявление зависимости цены системных накопителей.

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

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

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

Решение поставленной задачи сопоставимости при выявлении зависимостей системных накопителей, производитель, цена за ГБ, цена

накопителя и скорость чтения и записи в данной работе делает ее актуальной.

#### **1.4. Цель работы**

Целью работы является решение поставленной задачи.

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

### **2. METHODS (МЕТОДЫ)**

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

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

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

2. Иначе говоря, метод решения проблемы не должен предъявлять жестких требований к исходным данным, которые невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.

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

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

Поиск в Internet программных систем, *одновременно*:

- находящихся в полном открытом бесплатном доступе;
- обеспечивающих сопоставимую обработку числовой и текстовой информации в одной модели, дает следующие результаты; показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время здесь нет [4].

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен проф. Е. В. Луценко в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов<sup>1</sup> и фундаментальной монографии [2].

*Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф. Е. В. Луценко. На тот момент он вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов<sup>2</sup>.*

### АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 665 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применением в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 публикаций в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в WoS, 7 публикаций в журналах, входящих в Скопус<sup>3</sup> [6, 7, 8].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США<sup>4</sup>.

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

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

<sup>2</sup> [https://yandex.ru/search/?text=%D0%90%D1%82%D0%BC%D0%BE%D0%B5%D0%BD%D0%BE%D0%BA%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%BA%D0%BE%D0%BC%20%D0%A1%D0%90%D0%9B%D0%9E%D0%9E%D0%9D%D0%90%D0%9A%D0%90](https://yandex.ru/search/?text=%D0%90%D1%82%D0%BC%D0%BE%D0%B5%D0%BD%D0%B0%D0%B9%D1%81%D0%BD%D0%BE%D0%B5%20%D0%A1%D0%BE%D1%80%D1%83%D0%BC%D0%BD%D0%BE%D0%BB%D0%B8%D1%8F%D0%BD%D1%8C%D0%BD%D0%BE%D0%BC%20%D0%A1%D0%90%D0%9B%D0%9E%D0%9E%D0%9D%D0%90%D0%9A%D0%90)

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

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

Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»<sup>5</sup>. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ<sup>6</sup>). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

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

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

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

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

## **2.4. Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа**

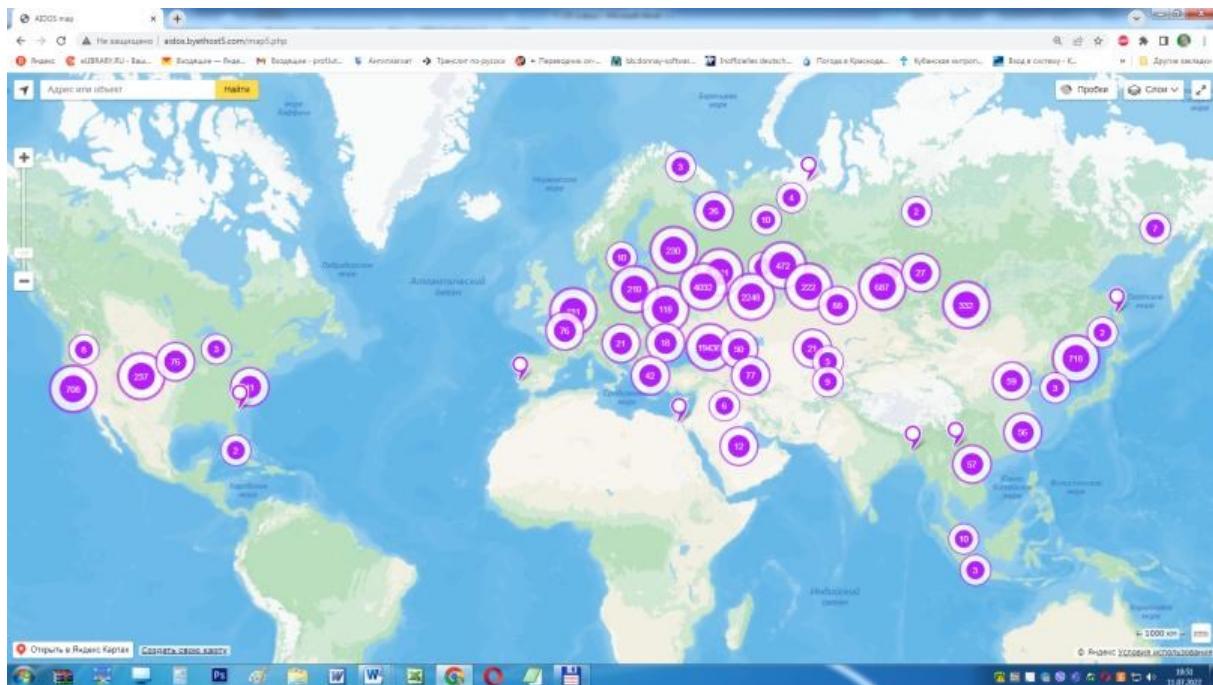
Существует много систем искусственного интеллекта. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» отличается от них следующими параметрами:

---

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

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

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);
- находится в полном открытом бесплатном доступе ([http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm)), причем с актуальными исходными текстами ([http://lc.kubagro.ru/\\_AidosALL.txt](http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt)): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);
- реально работает, обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);
- имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 336, соответственно: [http://aidos.byethost5.com/Source\\_data\\_applications/WebAppls.htm](http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm)) ([http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf));
- поддерживает on-line среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);



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

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

– обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: [http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18\\_LLS/aidos18\\_LLS.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf));

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

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

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

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

[В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос.](#) Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах<sup>7</sup>.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

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

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

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

---

<sup>7</sup> Ссылка на это краткое описание системы «Эйдос» на английском языке:  
[http://lc.kubagro.ru/aidos/The\\_Eidos\\_en.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/The_Eidos_en.htm)

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

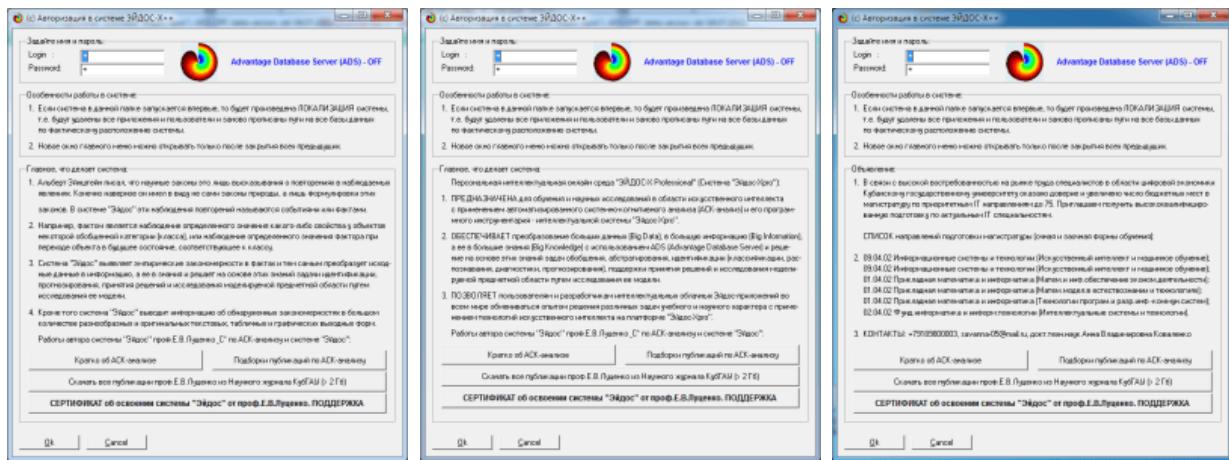
**4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы.** С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#). Библиотека xb2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в [базовые возможности языка программирования](#).

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

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



**Рисунок 1. Титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос» (до 2012 года)<sup>8</sup>**



**Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»**

## 2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

Как уже показано выше, для работы с лингвистическими переменными целесообразно применить лингвистический АСК-анализ [4].

Достижение поставленной цели в АСК-анализе обеспечивается решением следующих *задач* и подзадач, которые являются *этапами* достижения цели:

*Задача-1.* Когнитивная структуризация предметной области.

*Задача-2.* Формализация предметной области.

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

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

*Задача-4.* Верификация моделей.

*Задача-5.* Выбор наиболее достоверной модели.

*Задача-6.* Системная идентификация и прогнозирование.

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

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

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

2) кластерно-конструктивный анализ классов;

3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

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

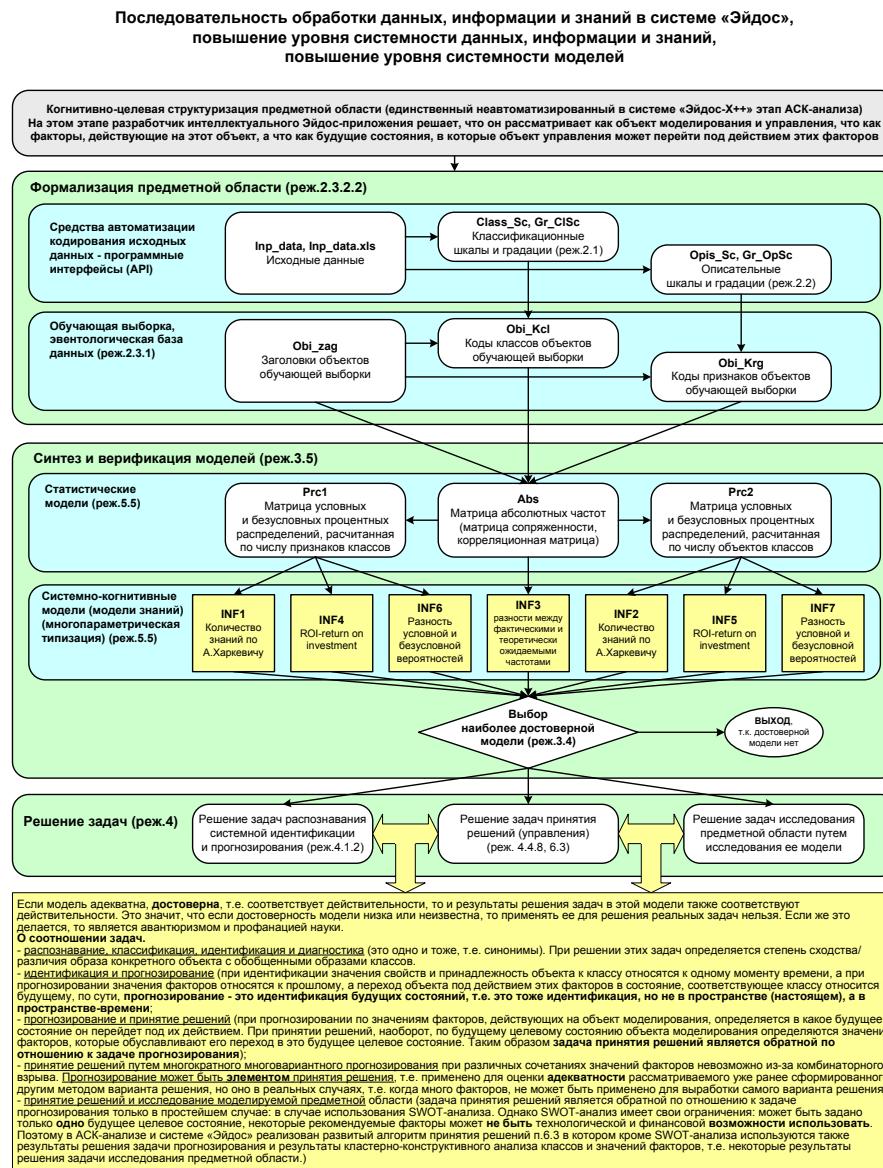
5) нелокальная нейронная сеть;

6) 3d-интегральные когнитивные карты;

<sup>8</sup> [http://lc.kubagro.ru/pic/aidos\\_titul.jpg](http://lc.kubagro.ru/pic/aidos_titul.jpg)

- 7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);  
 8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);  
 9) когнитивные функции;  
 10) значимость описательных шкал и их градаций;  
 11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

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



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

### **3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)**

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

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

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

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

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

**Статичная интерпретация и терминология:**

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

**Динамичная интерпретация и терминология:**

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

**Обобщающая терминология:**

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

В данной работе в качестве объекта моделирования выступают цены, в качестве факторов производитель, тип накопителя, емкость диска,

скорость чтения, записи. (таблица 1), а в качестве результатов действия этих факторов наименование класса и его код. (таблица 2):

**Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)**

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ
2	ТИП НАКОПИТЕЛЯ
3	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ
4	СКОРОСТЬ ЧТЕНИЯ, ЗАПИСИ, МБ/СЕК.

Источник: c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Opis\_Sc.dbf

**Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)**

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	ЦЕНА ЗА ГБ, \$
2	ЦЕНА, \$

Источник: c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Class\_Sc.dbf

### **3.2. Задача-2. Формализация предметной области**

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

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

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

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

В системе «Эйдос» есть 6 основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Возможна обработка и других

видов данных (например, данных землетрясений, ЭЭГ, ЭКГ, аудио и видео), которые возможно представить в этих форматах (рисунок 6).

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

**Рисунок 5. Автоматизированные программные интерфейсы (API) системы «Эйдос»**

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 5, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

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

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

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

На 2-м рисунке 8 указано, что в описательных шкалах суммарное количество градаций 12, а в таблице 7 их приведено лишь 11. Это потому, что в шкале «Удобрения» есть градация «Пробел», которая в соответствии с параметрами на 1-м рисунке 8 рассматривается не как значащая, а как *отсутствие данных*.

Для классификационных шкал на 3-м рисунке 8 приведено также количество наблюдений для каждого интервального значения (градации) и его размер. За счет того, что интервальные значения имеют разные размеры удается преодолеть *несбалансированность данных*, т.к. число наблюдений в каждом интервальном значении некоторой шкалы получается равным с точностью 1 (т.к. число наблюдений – всегда целое число).

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

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

- Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp\_data.xls(x), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.
- Файл исходных данных должен иметь имя: Inp\_data.xls(x), а файл распознаваемой выборки имя: Inp\_rasp.xls(x). Файлы Inp\_data.xls(x) и Inp\_rasp.xls(x) должны находиться в папке ./ADDS-X/AID\_DATA/Inp\_data/. Эти файлы имеют совершенно одинаковую структуру.
- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок, на любом языке, в т.ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знака абзаца не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и знаки после запятой в колонке должно быть 0 ДИНАКОВОЕ.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-го, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel 2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних возможна до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцы присваиваются числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. проблем), то столбец присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-1 являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (будущих состояниях объекта управления), к которым принадлежат объекты обучающей выборки.
- Столбы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значений факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP\_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), в котором наименование классификационных и описательных шкал является СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное число или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций сортируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных NP\_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения различных текстовых значений классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.
- Распознаваемая выборка формируется на основе файла INP\_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознаваемой выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP\_RASP были пустыми. Структура файла INP\_RASP должна быть также же, как INP\_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными значениями в них.

**Принцип организации таблицы исходных данных:**

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

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

**Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp\_data.xls(x)" в систему "Эйдос-Х++".**

ТЕРМИНЫ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ "ЭЙДОС":

Шкала представляет собой способ формализации предметной области. Используется числовые и текстовые шкалы, при этом текстовые могут быть номинальными и порядковыми. На номинальных шкалах есть только отношения эквивалентности и неэквивалентности, но порядковые, кроме того есть отношения "больше", "меньше", а на числовых - кроме того могут выполняться все арифметические операции. Каждый объект выборки [наблюдение] описан с одной стороны своими признаками, с другой - принадлежностью к некоторым обобщающим категориям (классам). Такая структура описания называется онтологией или фреймом экземпляром и является базой для всех моделей представления знаний.

В АСК-анализе и системе "Эйдос" используется три интерпретации шкал и градаций: универсальная, статическая и динамическая.

- в универсальной интерпретации: признаки - это градации описательных шкал;
- в статической интерпретации: описательная шкала - это свойство, а градация [признак] - это степень выраженности этого свойства;
- в динамической интерпретации: описательная шкала - это фактор, а градация [признак] - это значение фактора;
- в универсальной интерпретации: классы - это градации классификационных шкал;
- в статической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации обобщающих категорий (классов), к которым в настоящем времени по отношению к признакам относится состояние объекта моделирования;
- в динамической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации обобщающих категорий (классов), к которым в будущем времени по отношению к признакам относится состояние объекта прогнозирования или управления;

ПРОФИЛАКТИКА ОШИБОК В ФАЙЛЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ:

- 1-я строка файла "Inp\_data.xls(x)" должна содержать наименования колонок. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знака абзаца и неалфавитные символы не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо обязательно указывать единицы измерения. Число знаков после запятой в числовом колонке должно быть одинаковым.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: до 255 символов.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с знаками после запятой). Чтобы текстовая шкала была порядковой, нужно чтобы при сортировке по алфавиту градации этой шкалы образовывали основную последовательность от минимального значения до максимального. Например, текстовая шкала "Размер" с градациями "очень малое", "малое", "среднее", "большое", "очень большое", будет номинальной шкалой, т.к. при сортировке по алфавиту они расположатся в порядке: "большое", "малое", "очень большое", "очень малое", "среднее". Чтобы шкала "Размер" стала порядковой нужно в этом градациям присвоить следующие значения: "1/5-очень малое", "2/5-малое", "3/5-среднее", "4/5-большое", "5/5-очень большое".
- Столбцы присваиваются числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. проблем), то столбец присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Если в системе "Эйдос" в режимах 2.1, 2.2 посмотреть на градации классификационных и описательных шкал, которые должны быть числовыми, то сразу будет видно, в какой форме представлены числовые диапазоны или просто числа. Если числовые диапазоны, значит в файле исходных данных в этом отношении все правильно, если же числа, то возможно в Excel-файле нужно заменить десятичные точки на запятые, а также найти и исправить нечисловые данные в числовых по смыслу колонках. Быстро найти их можно перейдя на последнюю строку файла исходных данных и зайдя расчет суммы колонок. В формуле будет видно с какой строки идет расчет суммы. Если со 2-й, то значит все верно, иначе будет указана строка, в которой находится нечисловое значение.
- Система "Эйдос" работает с областью данных файла исходных данных, которую можно выделить блоком, поставив курсор в ячейку A1, нажав Ctrl+Home, а затем зажав клавиши Shift+Ctrl нажать End. Если этот блок выходит за пределы области таблицы, фактически занятой данными надо скопировать эту фактическую область данных в буфер обмена, создать новый лист и скопировать в него, а исходный лист удалить.
- Иногда бывает полезно сбросить все форматирование Excel-таблицы исходных данных. Это можно сделать в MS Excel. А можно скопировать таблицу в MS Word, а потом обратно в MS Excel.

**Принцип организации таблицы исходных данных:**

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

Рисунок 4. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp\_data":

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

Стандарт XLS-файла  
Стандарт DBF-файла  
Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных  
 Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных  
 Создавать БД средних по классам "Inp\_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:   
Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:   
Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

Формализации предметной области (на основе "Inp\_data")  
 Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp\_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp\_data":

Не применять сценарий метод АСК-анализа  
 Применить сценарий метод АСК-анализа

**Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp\_data":**

Интерпретация TXT-полей классов:  
Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp\_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:  
Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp\_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

**Ok** **Cancel**

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

**ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (аддитивные интервалы)**

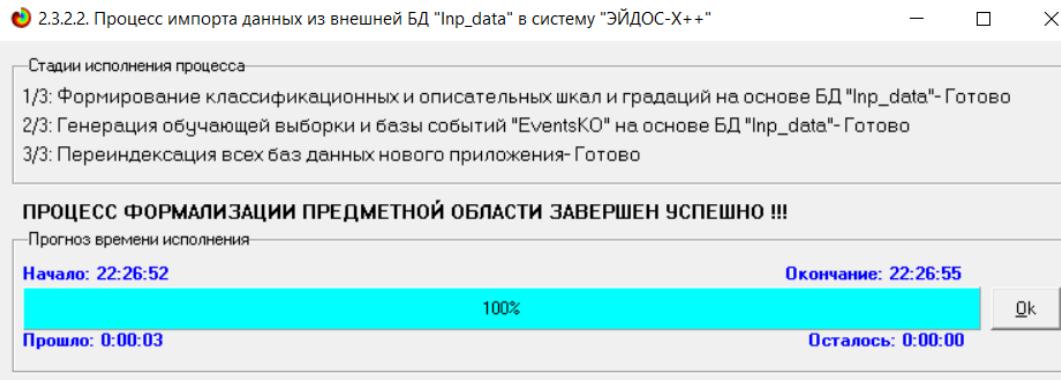
Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [10 классов x 34 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	2	10	5,00	2	10	5,00
Текстовые	0	0	0,00	2	24	12,00
ВСЕГО:	2	10	5,00	4	34	8,50

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

В классификационных шкалах:  В описательных шкалах:

**Пересчитать шкалы и градации** **Параметры числ.шкал и градаций** **Выйти на создание модели**



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

**Таблица 3 – Классификационные шкалы и градации (числовые шкалы)**

KOD_CLS	NAME_CLS
1	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-1/5-{0.0100000, 0.1200000}
2	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-2/5-{0.1200000, 0.2200000}
3	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-3/5-{0.2200000, 0.4400000}
4	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-4/5-{0.4400000, 0.8500000}
5	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-5/5-{0.8500000, 136.2200000}
6	ЦЕНА, \$-1/5-{8.7900000, 47.9100000}
7	ЦЕНА, \$-2/5-{47.9100000, 71.0000000}
8	ЦЕНА, \$-3/5-{71.0000000, 107.7400000}
9	ЦЕНА, \$-4/5-{107.7400000, 179.9900000}
10	ЦЕНА, \$-5/5-{179.9900000, 1361.7700000}

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Classes.dbf

**Таблица 3 – Описательные шкалы и градации (лингвистические переменные)**

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-1/21-ADATA
2	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-2/21-Corsair
3	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-3/21-Crucial
4	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-4/21-Gigabyte
5	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-5/21-Hitachi
6	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-6/21-HP
7	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-7/21-Intel
8	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-8/21-Kingston
9	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-9/21-Lexar
10	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-10/21-Maxtor
11	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-11/21-Micron
12	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-12/21-Mushkin
13	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-13/21-OCZ
14	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-14/21-Patriot
15	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-15/21-Plextor
16	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-16/21-SAMSUNG
17	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-17/21-SanDisk
18	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-18/21-Seagate
19	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-19/21-TOSHIBA
20	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-20/21-Transcend
21	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-21/21-Western Digital
22	ТИП НАКОПИТЕЛЯ-1/2-HDD
23	ТИП НАКОПИТЕЛЯ-2/2-SSD
24	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-1/5-{0.5726000, 119.2000000}
25	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-2/5-{119.2000000, 232.9000000}
26	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-3/5-{232.9000000, 447.1000000}
27	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-4/5-{447.1000000, 894.3000000}

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Attributes.dbf

**Таблица 4 – Обучающая выборка (не полностью)**

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9
WDC PC SN810 SDCPNRY-1T00	2	10	21	23	28	33		
Samsung 980 PRO with Heatsink 2TB	2	10	16	23	28	33		
Samsung 980 PRO with Heatsink 1TB	2	9	16	23	28	33		
WD BLACK SN850 2TB	3	10	21	23	28	33		
Micron 3400 NVMe 1TB	2	9	11	23	28	33		
Samsung SSD 980 PRO 2TB	2	10	16	23	28	33		
CT1000P5SSD8	2	9	3	23	28	33		
Samsung SSD 980 PRO 1TB	3	10	16	23	28	33		
CT2000P5SSD8	2	10	3	23	28	33		
CT500P5SSD8	2	8	3	23	27	33		
Corsair MP600 PRO	2	10	2	23	28	33		
Samsung SSD 980 PRO 500GB	3	9	16	23	27	33		
Gigabyte AORUS NVMe Gen4 M.2 2TB	2	10	4	23	28	33		
Corsair Force MP600 2TB	2	10	2	23	28	33		
Gigabyte AORUS NVMe Gen4 M.2 1TB	2	9	4	23	28	33		
Corsair Force MP600 1TB	2	9	2	23	28	33		
Corsair MP600 CORE	2	10	2	23	28	33		
WD Blue SN570 1TB	1	8	21	23	28	33		
INTEL SSDPEKNU020T2	1	10	7	23	28	33		
Micron 3400 NVMe 512GB	2	8	11	23	27	33		
CT2000P5SSD8	1	9	3	23	28	33		
WD Green SN350 1TB	1	8	21	23	28	33		

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

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

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

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

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

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

**Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.**

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

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

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

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

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

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

**Таблица 6 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)**

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

**Таблица 7 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)**

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

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

Затем на основе таблиц 6 и 7 с использованием **частных критериев, знаний**, приведенных таблице 8, рассчитываются матрицы семи системно-когнитивных моделей (таблица 12).

В таблице 11 приведены формулы:

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

И это сравнение в таблицах 6 и 7 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 8), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равное 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 8– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»**

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
<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)		$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} \text{ – фактическая частота;}$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} \text{ – теоретическая частота.}$
<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>ABS</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	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу		

### Обозначения к таблице:

$i$  – значение прошлого параметра;  
 $j$  - значение будущего параметра;  
 $N_{ij}$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра;  
 $M$  – суммарное число значений всех прошлых параметров;  
 $W$  - суммарное число значений всех будущих параметров.  
 $N_i$  – количество встреч  $i$ -м значения прошлого параметра по всей выборке;  
 $N_j$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра по всей выборке;  
 $N$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра по всей выборке.  
 $I_{ij}$  – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения  $i$ -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее  $j$ -му значению будущего параметра;  
 $\psi$  – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;  
 $P_i$  – безусловная относительная частота встречи  $i$ -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;  
 $P_j$  – условная относительная частота встречи  $i$ -го значения прошлого параметра при  $j$ -м значении будущего параметра.

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

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

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

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

Таблица 5 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 9 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 8), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

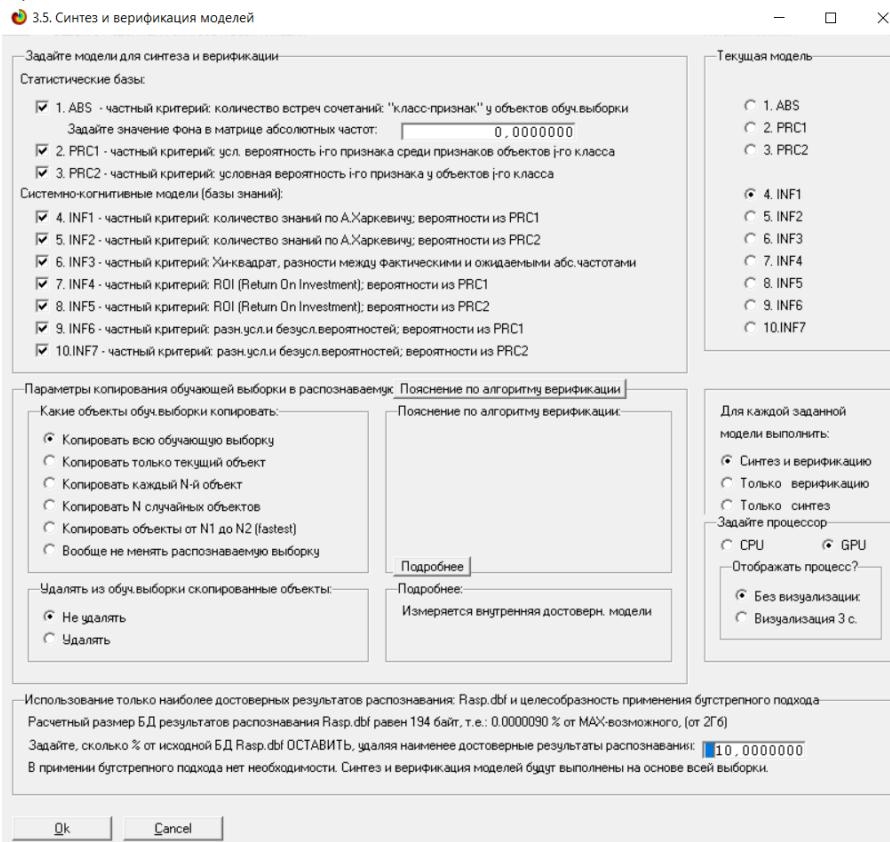
*Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 9).*

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 10):

**Таблица 10 – Уточнение терминологии АСК-анализа**

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
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 (рисунок 8):

**Рисунок 8. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей**

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 9-12:



5.5. Модель: "Б. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными"									
Код производителя	Наименование испытательной шкалы и гравиции	1. ШЕНА ЗА ГБ, \$ 1/5 (0.0100000, 0.1200000)	2. ШЕНА ЗА ГБ, \$ 2/5 (0.1200000, 0.2200000)	3. ШЕНА ЗА ГБ, \$ 3/5 (0.2200000, 0.4400000)	4. ШЕНА ЗА ГБ, \$ 4/5 (0.4400000, 0.6500000)	5. ШЕНА ЗА ГБ, \$ 5/5 (0.6500000, 0.8600000)	6. ШЕНА, \$1/5 2/5 (47.9100000, 71.0000000)	7. ШЕНА, \$2/5 (47.9100000, 71.0000000)	8. ШЕНА, \$3/5 (71.0000000, 107.7400000)
1.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-1/21-ADATA	-5.659	1.912	-1.089	-2.360	7.196	-0.777	0.116	0.276
2.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-2/21-Sonnet	-11.094	-0.459	-3.501	-2.742	17.796	-9.177	-3.287	1.879
3.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-3/21-Crucial	-5.490	-1.765	-1.501	3.764	4.993	-10.961	-10.145	0.131
4.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-4/21-Gigabyte	-1.698	5.847	-0.500	-1.247	-2.401	-0.392	0.571	-0.374
5.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-5/21-Hitachi	24.012	-0.918	-7.002	-3.484	-13.408	20.647	2.426	1.757
6.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-6/21-HP	-1.351	10.291	-2.118	-3.820	-3.002	2.009	-2.034	2.031
7.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-7/21-Intel	-22.756	-13.813	-4.325	14.505	26.390	-21.543	-9.810	-2.410
8.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-8/21-Kingston	-10.964	-5.201	-5.324	1.494	19.996	-5.975	-3.094	0.085
9.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-9/21-Lexar	-0.958	3.331	-0.853	0.281	-1.801	0.204	4.185	-1.786
10.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-10/21-Maxtor	-2.045	-0.597	4.117	-0.674	-0.801	4.206	0.176	-0.778
11.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-11/21-Micron	-3.568	0.105	2.676	0.989	-0.202	-3.190	-3.236	-1.168
12.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-12/21-Mushkin	-5.526	0.436	3.823	0.269	0.998	-1.986	-2.051	0.954
13.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-13/21-OCZ	-8.939	-6.604	-5.442	0.148	20.797	-4.181	-3.270	-0.137
14.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-14/21-Patriot	-6.396	3.694	-2.001	1.505	3.197	2.216	-0.858	-1.748
15.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-15/21-Plextor	-11.529	-4.830	-4.913	0.876	20.396	-8.576	-7.690	-4.518
16.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-16/21-SAMSUNG	-35.776	-10.408	38.261	32.144	-24.221	-21.080	12.355	-4.797
17.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-17/21-SanDisk	-7.529	1.170	10.087	0.076	-4.604	-2.576	-0.690	3.402
18.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-18/21-Seagate	45.912	-1.052	-4.446	-11.788	-28.625	20.544	18.866	6.883
19.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-19/21-TOSHIBA	7.545	5.034	-2.826	-1.742	-8.011	31.064	-0.239	-3.784
20.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-20/21-Transcend	-9.354	-6.975	-0.854	9.786	7.397	-2.580	2.327	-2.534
21.0	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-21/21-Western Digital	72.997	20.609	-13.152	-38.227	-42.227	11.952	5.236	8.310
22.0	ТИП НАКОПИТЕЛЯ-2/2-HDD	155.747	9.640	-36.131	-50.185	-79.071	100.400	34.517	3.342
23.0	ТИП НАКОПИТЕЛЯ-2/2-SSD	-155.964	-9.576	36.426	49.994	79.121	-100.350	-34.469	-3.290
24.0	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-1/5-(0.5726000, 119.2000000)	-106.591	-74.881	-30.890	45.402	166.960	19.225	20.165	5.756
									-1.902

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

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

### 3.4. Задача-4. Верификация моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [12].

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

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

В соответствии с критерием достоверности F-мерой Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF2 с интегральным критерием: «Семантический резонанс знаний»: F=0.842 (1-й рисунок 13).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф. Е. В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF5 (ROI) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: L1=0.920 (2-й рисунок 13).

**Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.**

3.4. Обобщ форма по достоверностей при разнинт.хрит. Текущая модель: "INF1"

Название 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	Полнота модели	Л1-мера Ван Рибергена	Сумма между уровнями след. истинно-положительных решений (STP)	Сумма между уровнями след. истинно-отрицательных решений (STN)	Сумма между уровнями след. истинно-положительных решений (STP)
1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сопоставлений "класс".	Корреляция общих частот с обр.	3698	3692	45	1435	6	0.720	0.998	0.837	1910 649	2.796	523
<b>1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сопоставлений "класс".</b>	<b>Сумма общих частот по признаку:</b>	<b>3698</b>	<b>3698</b>	<b>45</b>	<b>1400</b>	<b>0.714</b>	<b>1.000</b>	<b>0.833</b>	<b>2011 219</b>		<b>629</b>	
2. РР1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция общих частот с обр.	3698	3692	45	1435	6	0.720	0.998	0.837	1910 649	2.796	523
3. РР1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма общих частот по признаку:	3698	3698		1480		0.714	1.000	0.833	2176 007		685
3. РР2 - частный критерий: усл. вероятность иго признака.	Корреляция общих частот с обр.	3698	3692	45	1435	6	0.720	0.998	0.837	1910 576	2.796	523
3. РР2 - частный критерий: усл. вероятность иго признака.	Сумма общих частот по признаку:	3698	3698		1480		0.714	1.000	0.833	2174 873		685
<b>4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.</b>	<b>Семантический резонанс ана.</b>	<b>3698</b>	<b>3214</b>	<b>758</b>	<b>722</b>	<b>0.817</b>	<b>0.869</b>	<b>0.842</b>	<b>1051 656</b>	<b>227 375</b>	<b>137</b>	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	3698	2687	1054	426	1011	0.863	0.727	0.789	400 617	276 111	36
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс ана.	3698	3214	758	722	0.817	0.869	0.842	1051 707	227 375	137	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	3698	2691	1049	431	1007	0.862	0.728	0.789	400 604	276 053	36
6. INF3 - частный критерий: Хизвардат, различия между фактами.	Семантический резонанс ана.	3698	2950	893	587	748	0.834	0.798	0.815	1272 984	222 747	185
6. INF3 - частный критерий: Хизвардат, различия между фактами.	Сумма знаний	3698	2950	893	587	748	0.834	0.798	0.815	795 103	139 294	85
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятн.	Семантический резонанс ана.	3698	2828	900	580	870	0.830	0.765	0.794	836 571	161 469	91
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятн.	Сумма знаний	3698	3035	848	632	663	0.828	0.821	0.824	746 668	134 788	81
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятн.	Семантический резонанс ана.	3698	2828	900	580	870	0.830	0.765	0.794	836 527	181 449	91
<b>8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятн.</b>	<b>Сумма знаний</b>	<b>3698</b>	<b>3034</b>	<b>848</b>	<b>632</b>	<b>664</b>	<b>0.828</b>	<b>0.820</b>	<b>0.824</b>	<b>746 926</b>	<b>134 795</b>	<b>81</b>
9. INF6 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, вер.	Семантический резонанс ана.	3698	2941	897	583	757	0.835	0.795	0.814	1271 305	231 273	185
9. INF6 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, вер.	Сумма знаний	3698	2950	898	591	748	0.833	0.798	0.815	847 247	145 559	93
10. INF7 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, ве.	Семантический резонанс ана.	3698	2942	896	584	756	0.834	0.796	0.815	1272 583	231 485	185
10. INF7 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, ве.	Сумма знаний	3698	2960	888	592	738	0.833	0.800	0.817	846 479	145 365	93

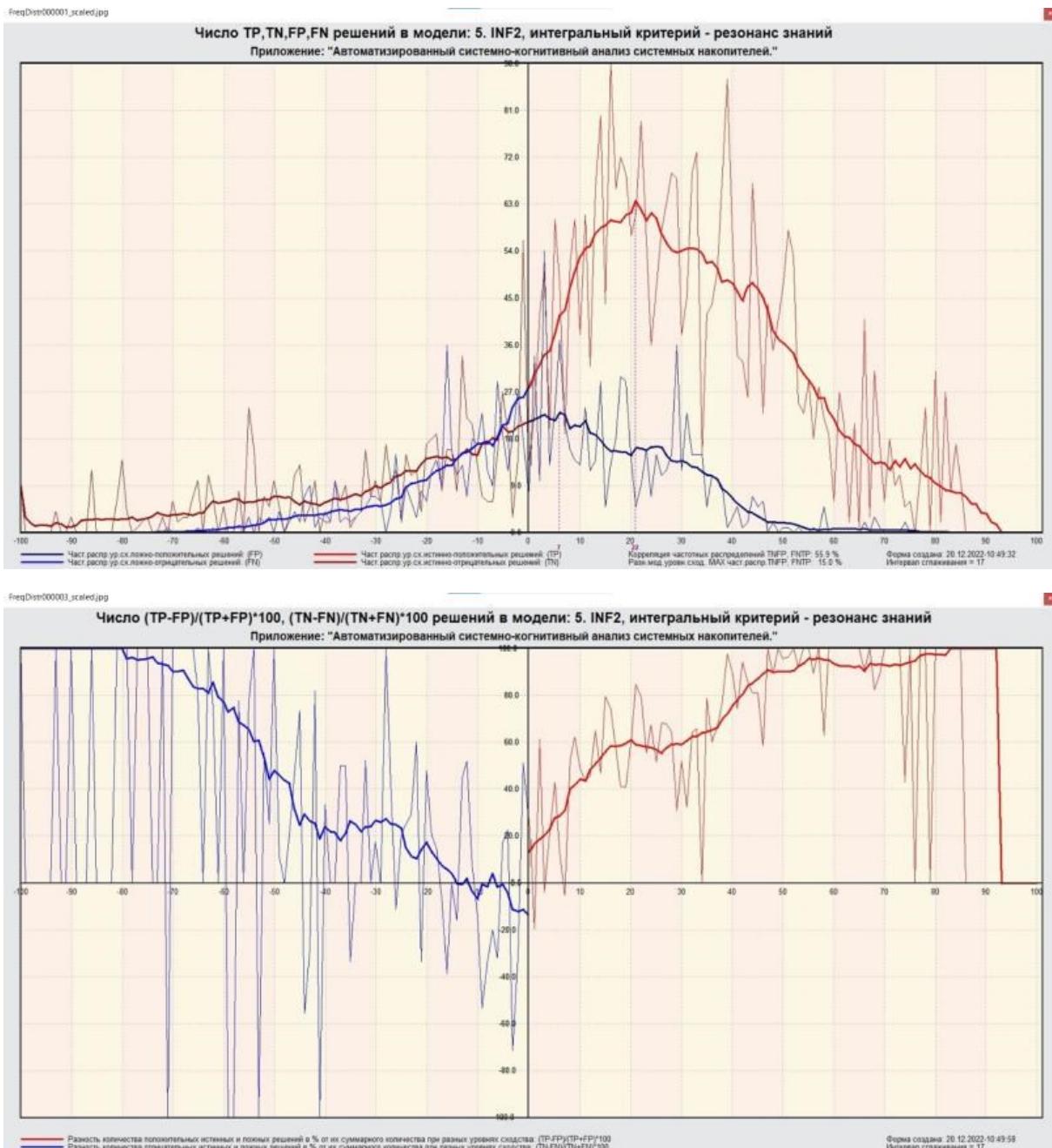
3.4. Обобщ форма по достоверностей при разнинт.хрит. Текущая модель: "INF1"

Название модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма между уровнями след. истинно-положительных решений (STP)	Сумма между уровнями след. истинно-отрицательных решений (STN)	S-Полож. модели	S-Точность модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний между уровнями след. истинно-отрицательных решений	Средний между уровнями след. истинно-положительных решений
1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сопоставлений "класс".	Корреляция общих частот с обр.	337	1910 649	2.796	523 965	0.442	0.785	1.000
<b>1. АБ5 - частный критерий: количество встреч сопоставлений "класс".</b>	<b>Сумма общих частот по признаку:</b>	<b>333</b>	<b>2011 219</b>		<b>629 094</b>		<b>0.762</b>	<b>1.000</b>
2. РР1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция общих частот с обр.	337	1910 649	2.796	523 965	0.442	0.785	1.000
3. РР1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма общих частот по признаку:	333	2176 007		605 500		0.760	1.000
3. РР2 - частный критерий: усл. вероятность иго признака.	Корреляция общих частот с обр.	337	1910 576	2.796	523 939	0.442	0.785	1.000
3. РР2 - частный критерий: усл. вероятность иго признака.	Сумма общих частот по признаку:	333	2174 873		685 121		0.760	1.000
<b>4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.</b>	<b>Семантический резонанс ана.</b>	<b>342</b>	<b>1051 656</b>	<b>227 375</b>	<b>137 026</b>	<b>84 649</b>	<b>0.885</b>	<b>0.926</b>
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	342	400 617	276 111	36 944	93 333	0.916	0.811
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Семантический резонанс ана.	342	1051 707	227 375	137 030	84 650	0.885	0.926
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в.	Сумма знаний	342	400 604	276 053	36 919	93 346	0.916	0.811
6. INF3 - частный критерий: Хизвардат, различия между фактами.	Семантический резонанс ана.	342	1272 984	222 747	185 802	160 415	0.873	0.888
6. INF3 - частный критерий: Хизвардат, различия между фактами.	Сумма знаний	342	795 103	139 294	85 141	74 407	0.903	0.914
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн.	Семантический резонанс ана.	342	836 571	181 469	91 640	101 847	0.901	0.891
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн.	Сумма знаний	342	746 668	134 788	81 873	47 699	0.900	0.940
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн.	Семантический резонанс ана.	342	836 527	181 449	91 636	101 835	0.901	0.891
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн.	Сумма знаний	342	746 926	134 735	81 858	47 737	0.901	0.846
9. INF6 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, вер.	Семантический резонанс ана.	342	1271 305	231 273	185 067	163 430	0.873	0.886
9. INF6 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, вер.	Сумма знаний	342	847 247	145 599	93 910	80 418	0.900	0.913
10. INF7 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, ве.	Семантический резонанс ана.	342	1272 583	231 485	165 220	163 692	0.873	0.879
10. INF7 - частный критерий: разн. усл и безул.вероятностей, ве.	Сумма знаний	342	846 479	145 365	93 754	80 398	0.900	0.907

Рисунок 13. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 14 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF5.

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



**Рисунок 14. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наименее достоверной по L1-мере проф. Е.В.Луценко СК-модели INF2**

На рисунках 15 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в работе вместо более детального описания данного режима.

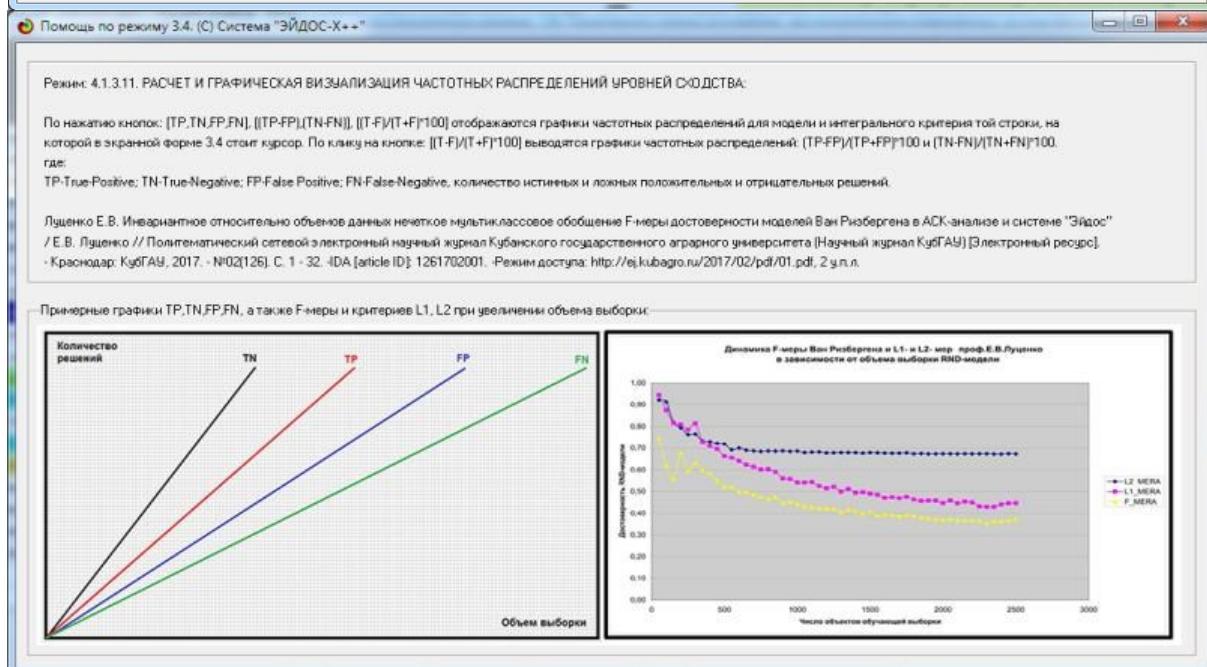
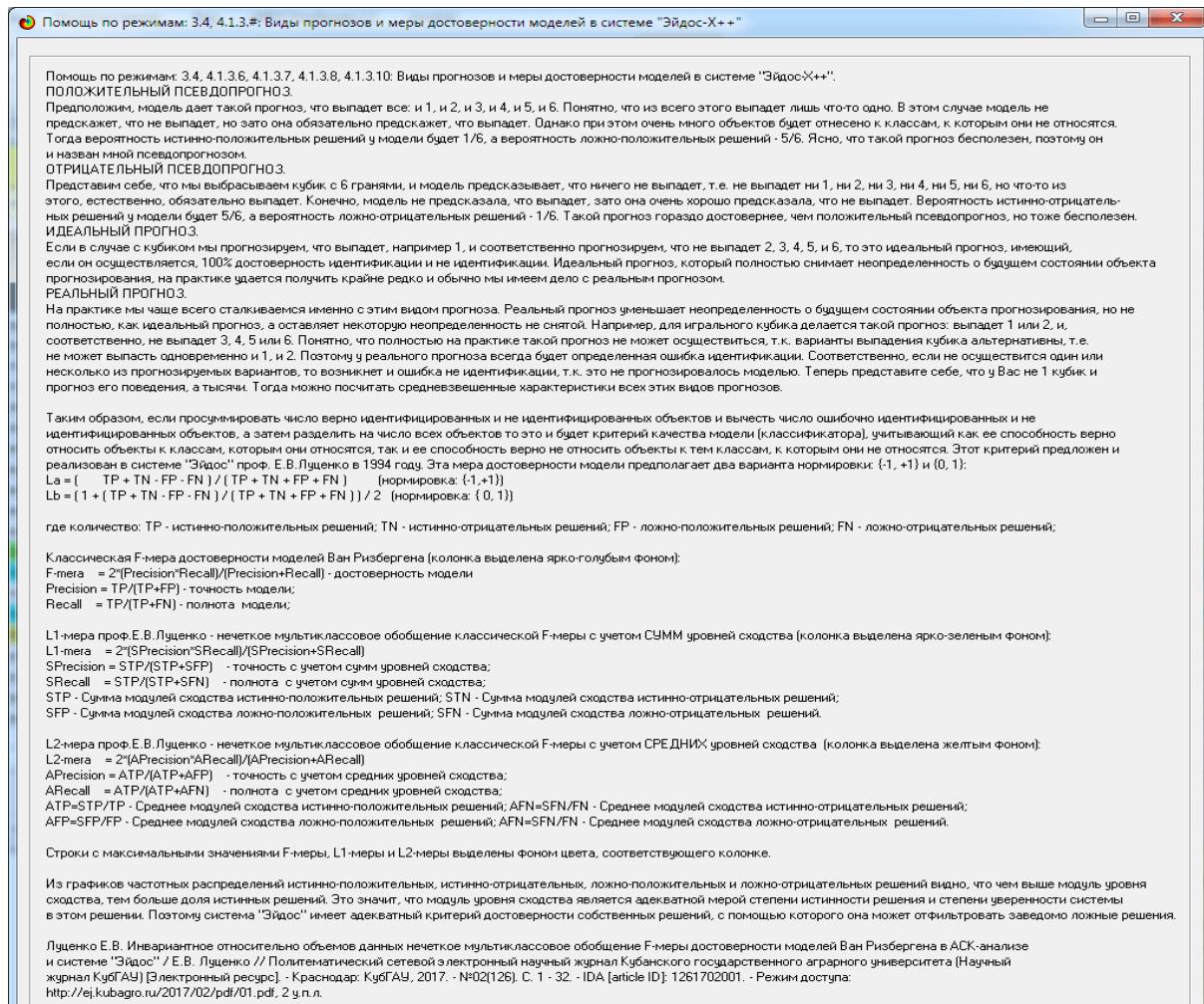


Рисунок 15. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

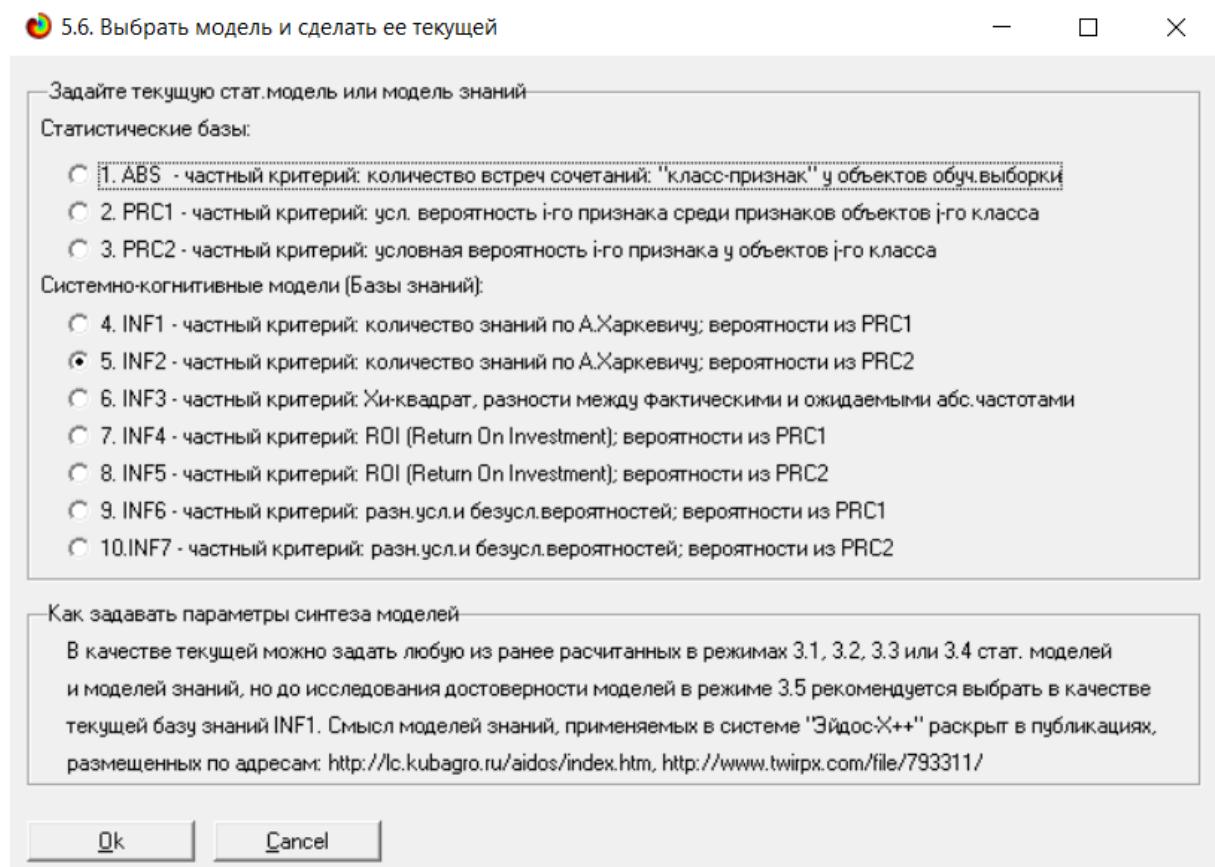
### 3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 16). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.



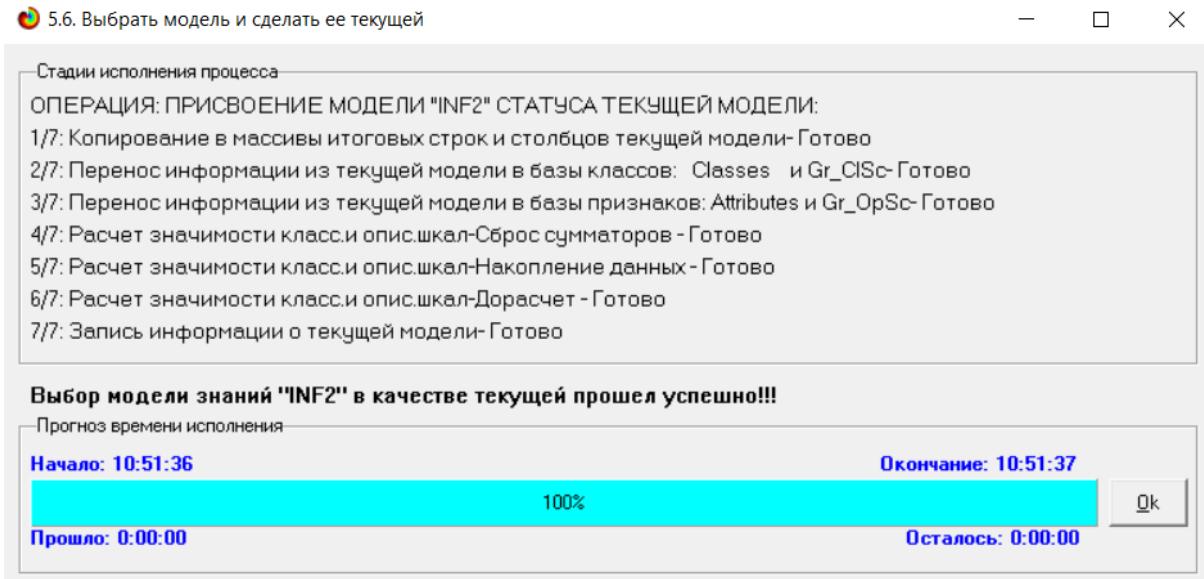


Рисунок 16. Задание СК-модели INF2 в качестве текущей

### **3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование**

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

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

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда с разработкой и реализацией в системе «Эйдос» высокоеффективных 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<sup>9</sup> в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

### **3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»**

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

### **3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»**

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

---

<sup>9</sup> В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

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

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

где:

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

$\sigma_j$  – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;  $\sigma_l$  – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

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

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

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

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

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}. \text{ Поэтому по своей сути он также является скалярным}$$

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

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}, \text{ Это позволяет предложить неограниченное}$$

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

### **3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев**

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

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

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

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

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

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

На рисунках 16 приведены экranные формы режима идентификации и прогнозирования 4.1.2 системы «Эйдос»:

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

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

и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [13, 14] и в ряде других<sup>10</sup>.

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 17):

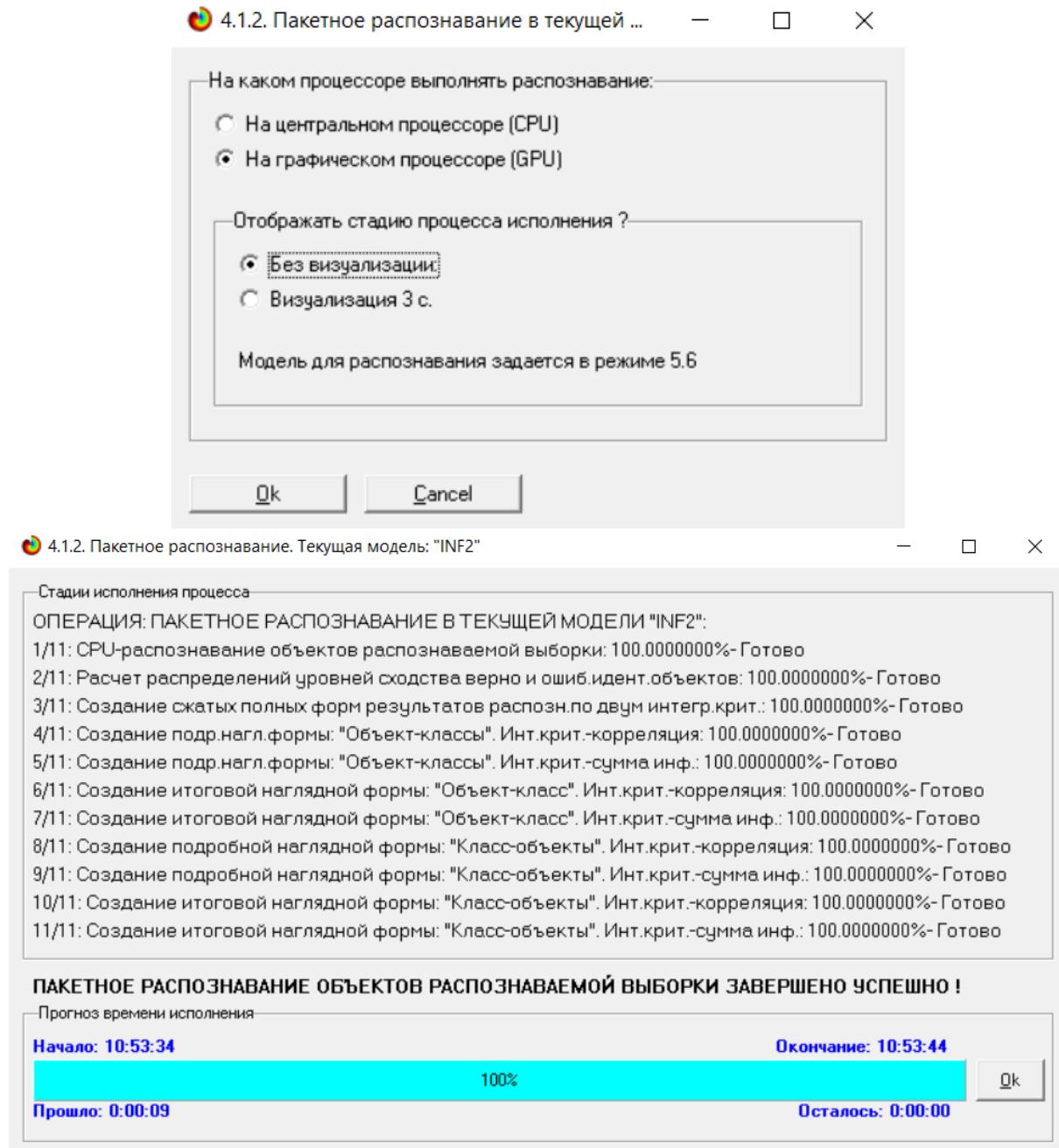
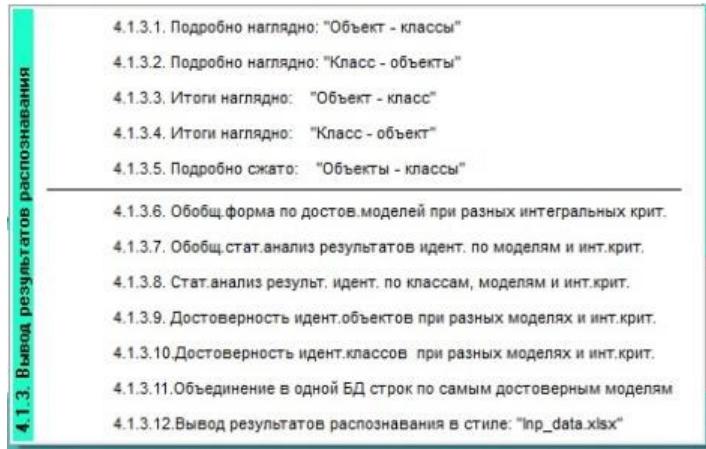


Рисунок 17. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

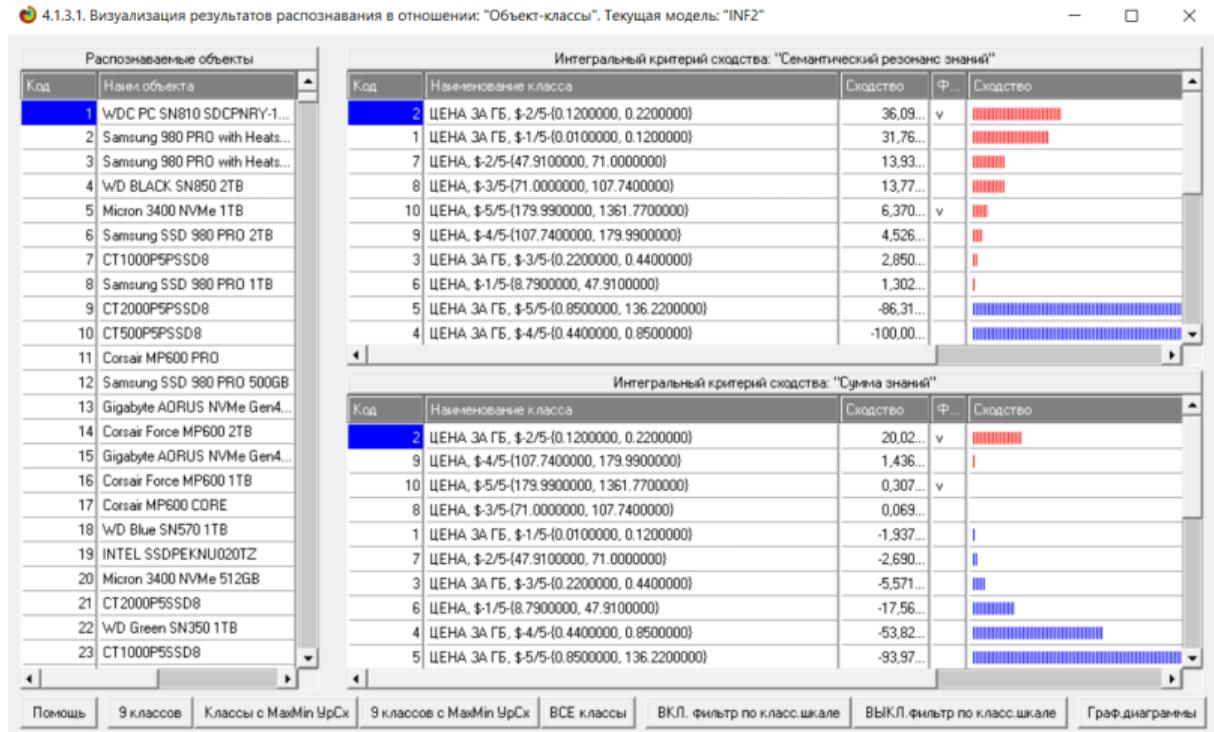
По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 12 (рисунок 18):

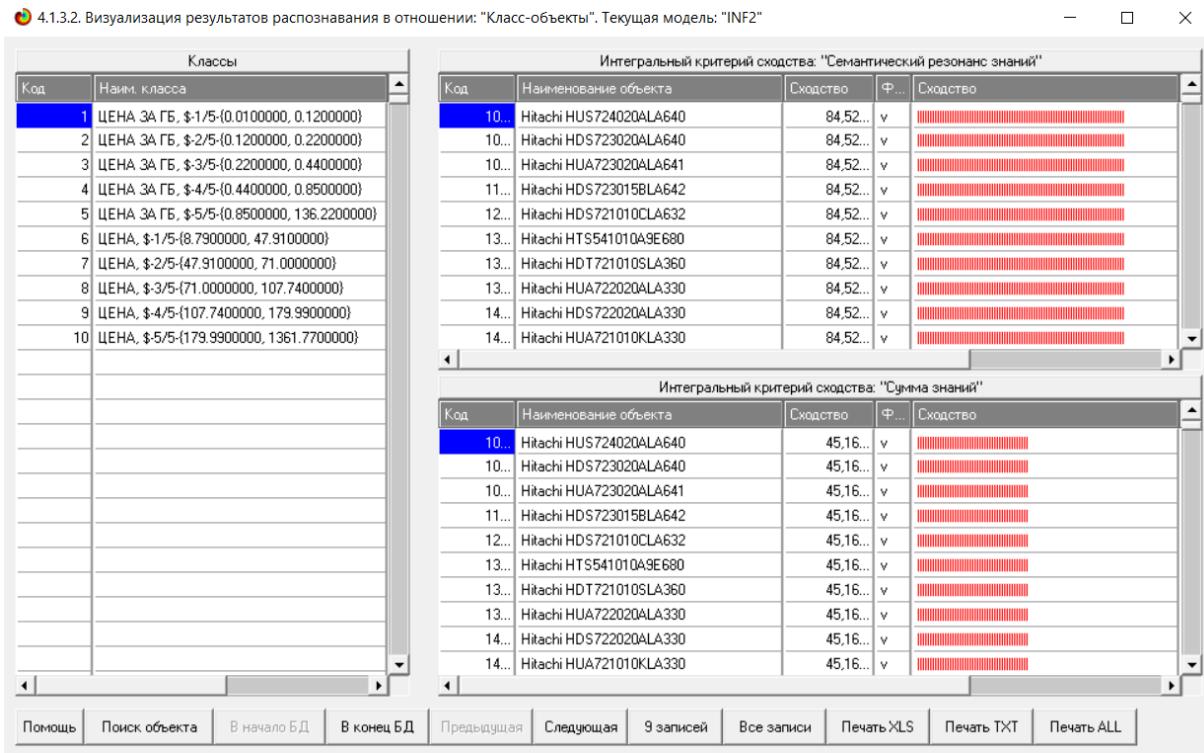
<sup>10</sup> См., например: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_Scenario\\_ASC-analysis.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm)



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

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 19):





**Рисунок 19. Некоторые экranные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»**

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

### 3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

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

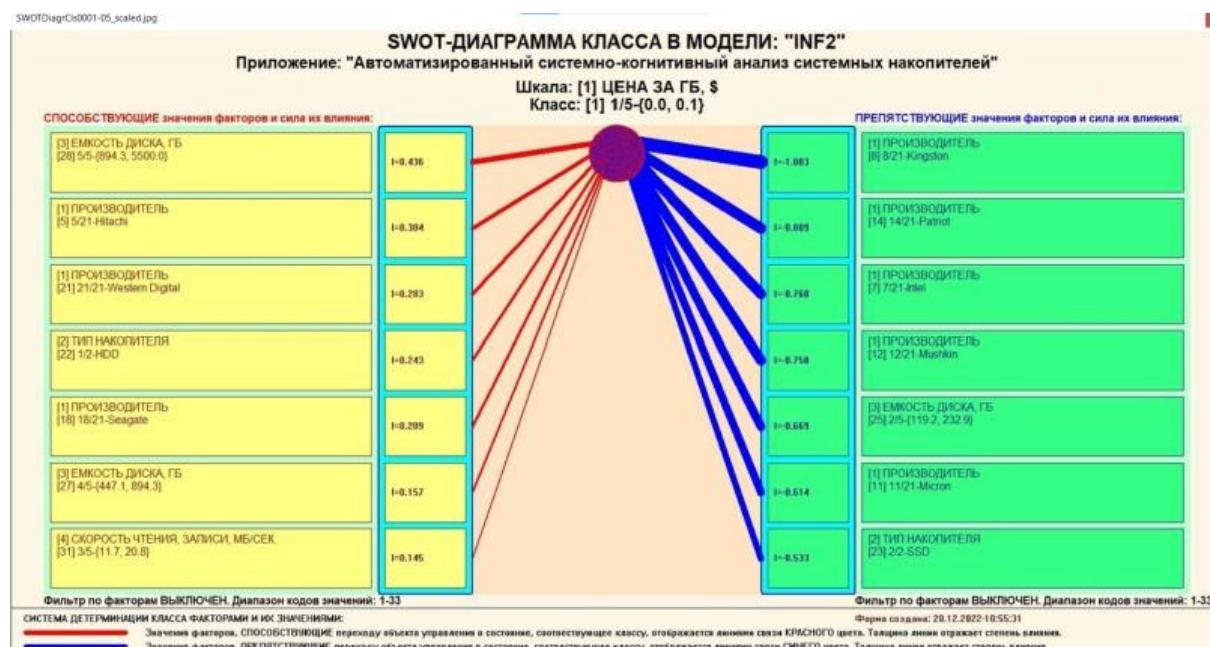
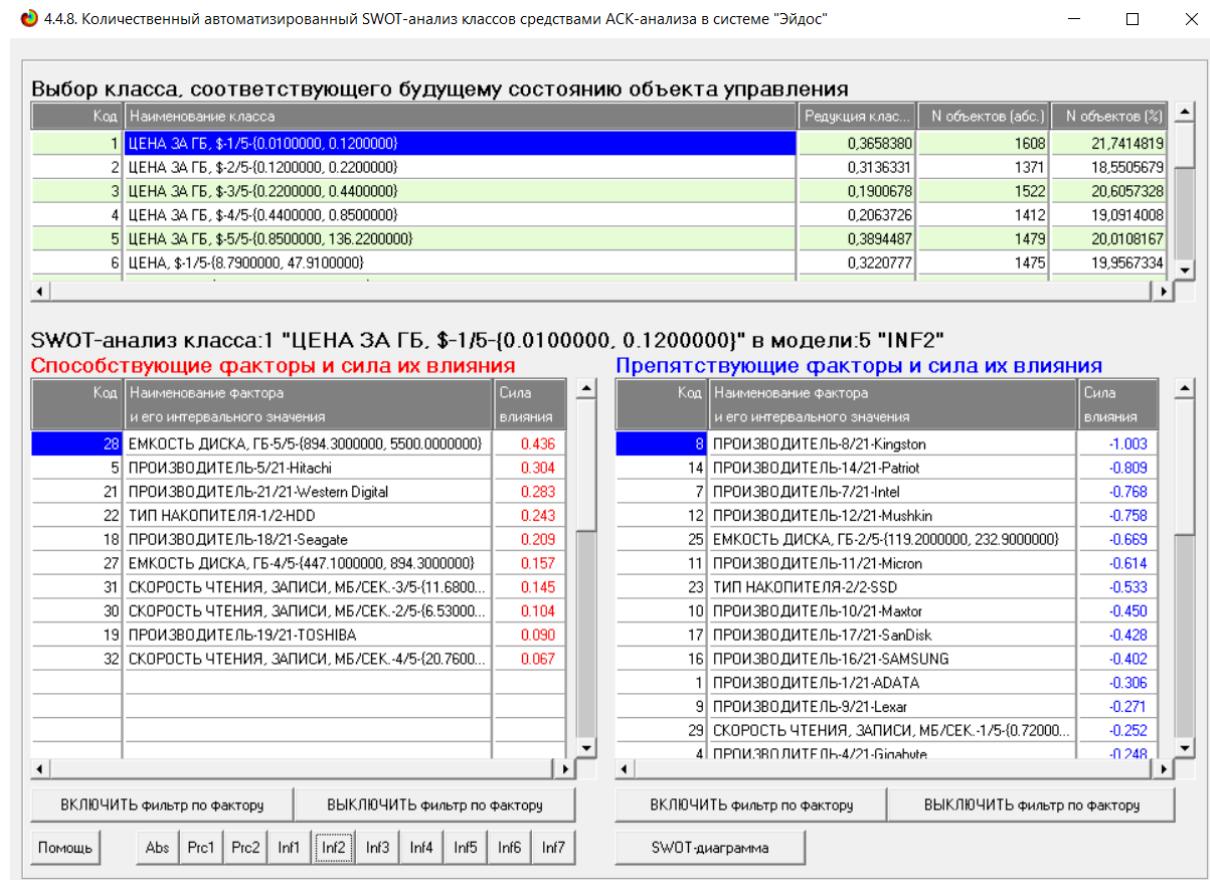
– при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;

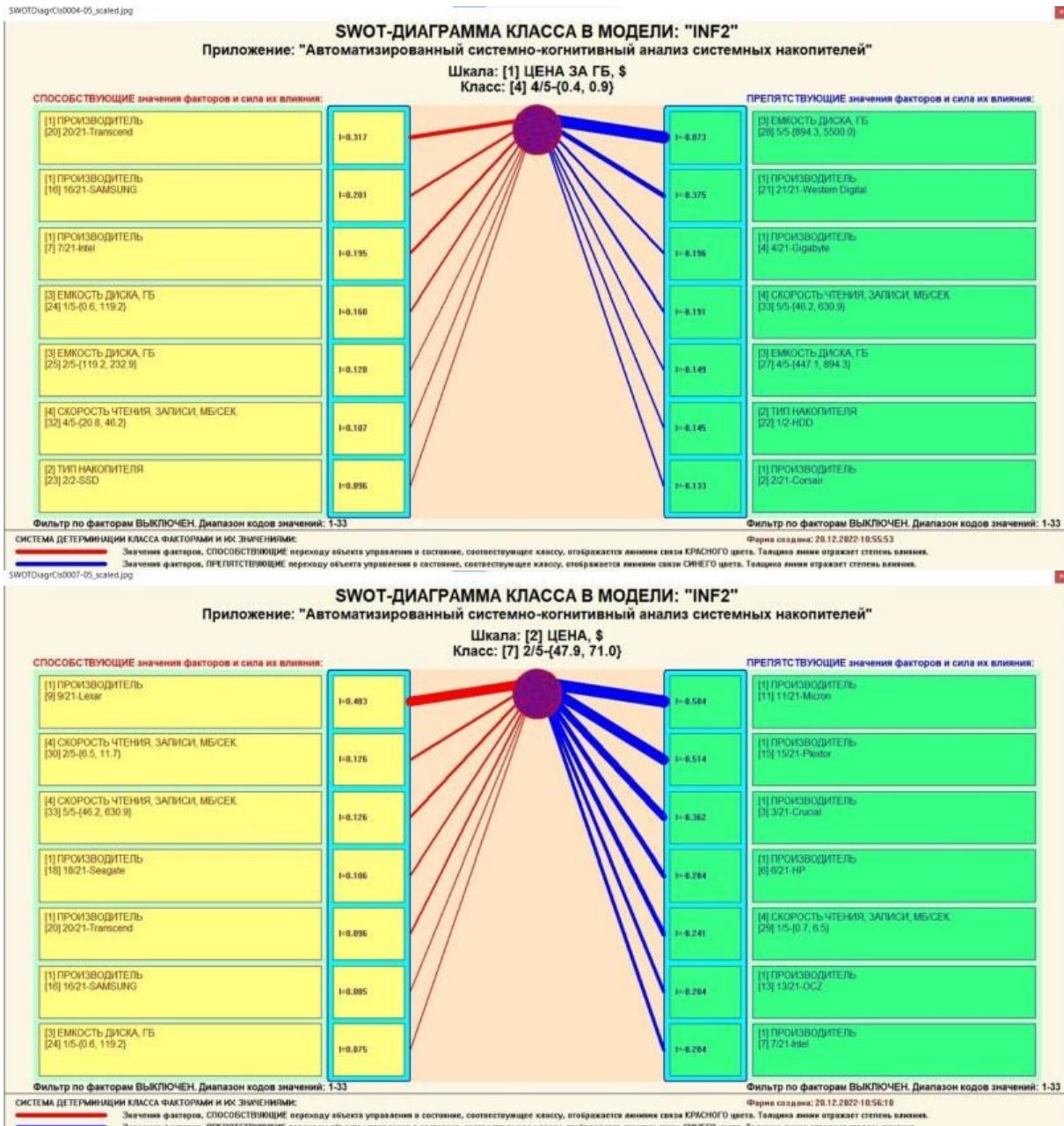
– при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

Таким образом, задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [15] (рисунки 20).

Выходные формы, приведенные на рисунках 20, интуитивно понятны и не требуют особых комментариев. Отметим лишь, что на SWOT-диаграммах наглядно показаны знак и сила влияния каждого значения фактора на переход объекта моделирования в состояние,

соответствующее классу, выбранному в верхнем окне. Знак показан цветом, а сила влияния – толщиной линии.





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

На первом рисунке 20 приведена экранная форма задания в диалоге параметров отображения SWOT-диаграммы. На этой экранной форме в верхнем окне пользователь курсором выбирает исследуемый класс, внизу слева задает модель для исследования, а справа внизу задает отображать ли SWOT-диаграмму. Кроме того, пользователь может включить или выключить фильтры по факторам и посмотреть помощь по режиму. При включении фильтра по фактору, на котором стоит курсор, на экранных формах отображается влияние только значения этого фактора.

Слева на SWOT-диаграмме приведены значения факторов, способствующих переходу объекта моделирования в состояние,

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

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

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [13, 14, 16] и в ряде других работ.

**Приведем этот алгоритм и в данной работе (рисунок 21).**

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

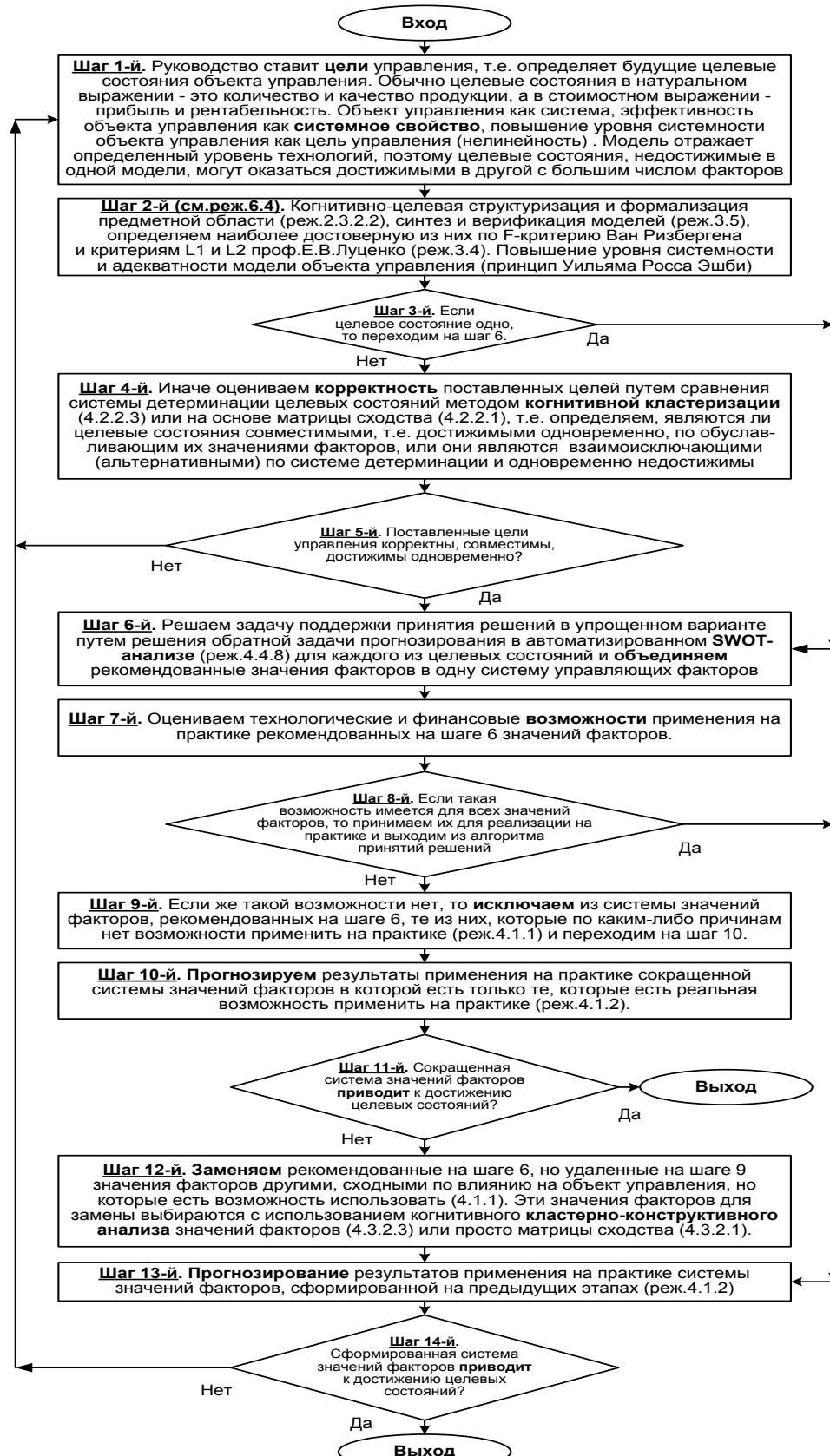


Рисунок 21. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

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

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

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

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

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

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

**Шаг 10-й.** Прогнозируем результаты применения на практике сокращенной системы значений факторов в которой есть только те, которые есть реальная возможность применить на практике (реж.4.1.2).

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

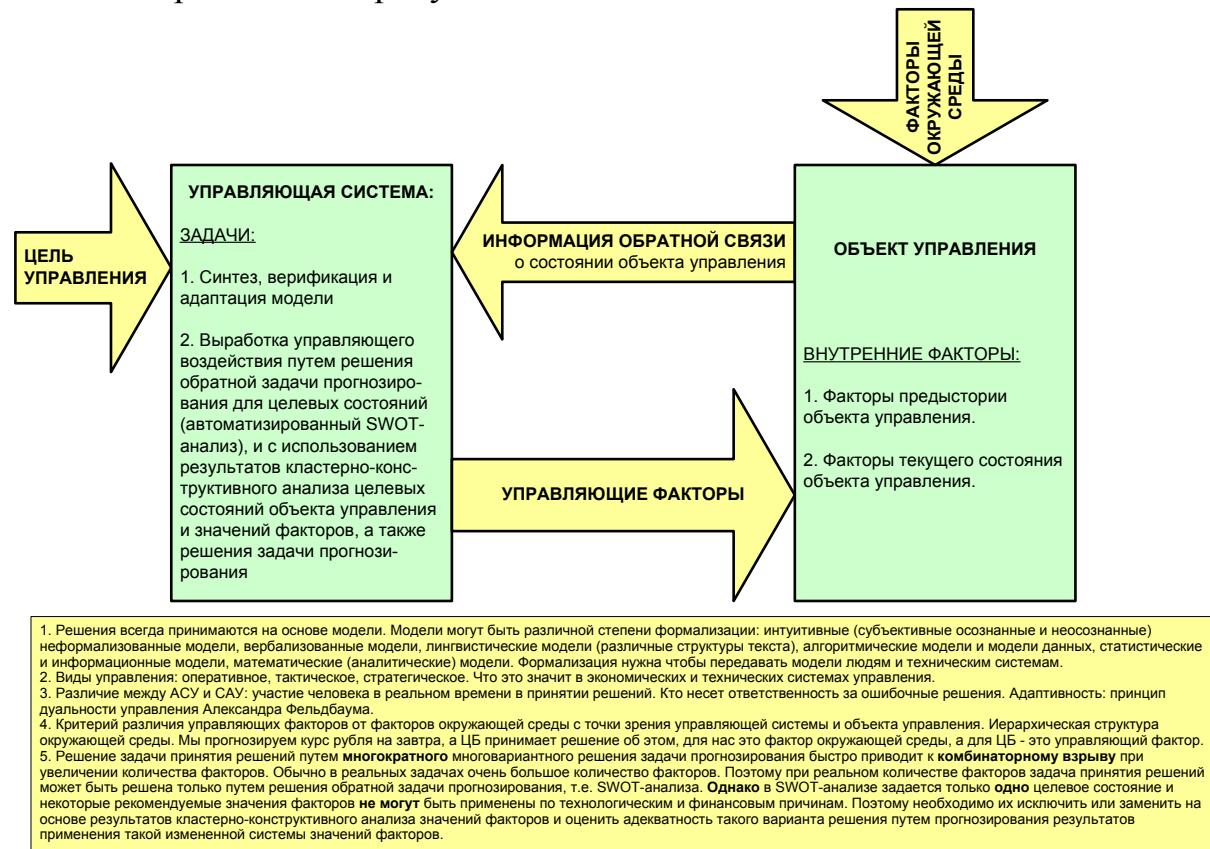
**Шаг 12-й.** **Заменяем** рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием

когнитивного кластерно-конструктивного анализа значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) [19].

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

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

Приведенный выше развитый алгоритм принятия решений может быть применен в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос». Принципиальная схема подобной системы приведена на рисунке 22:



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

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

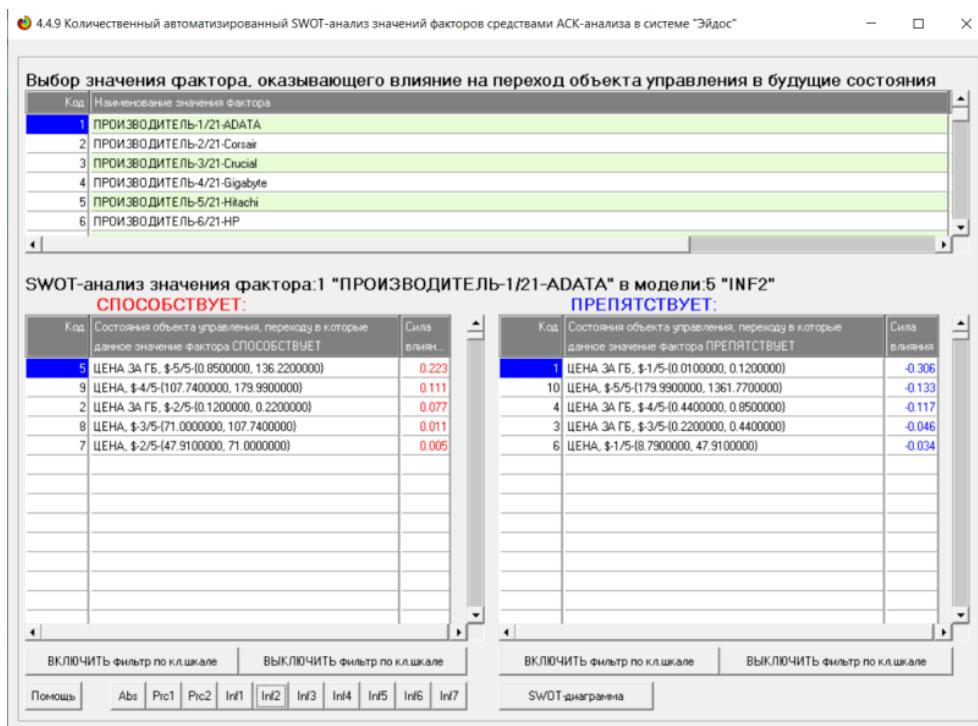
Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических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

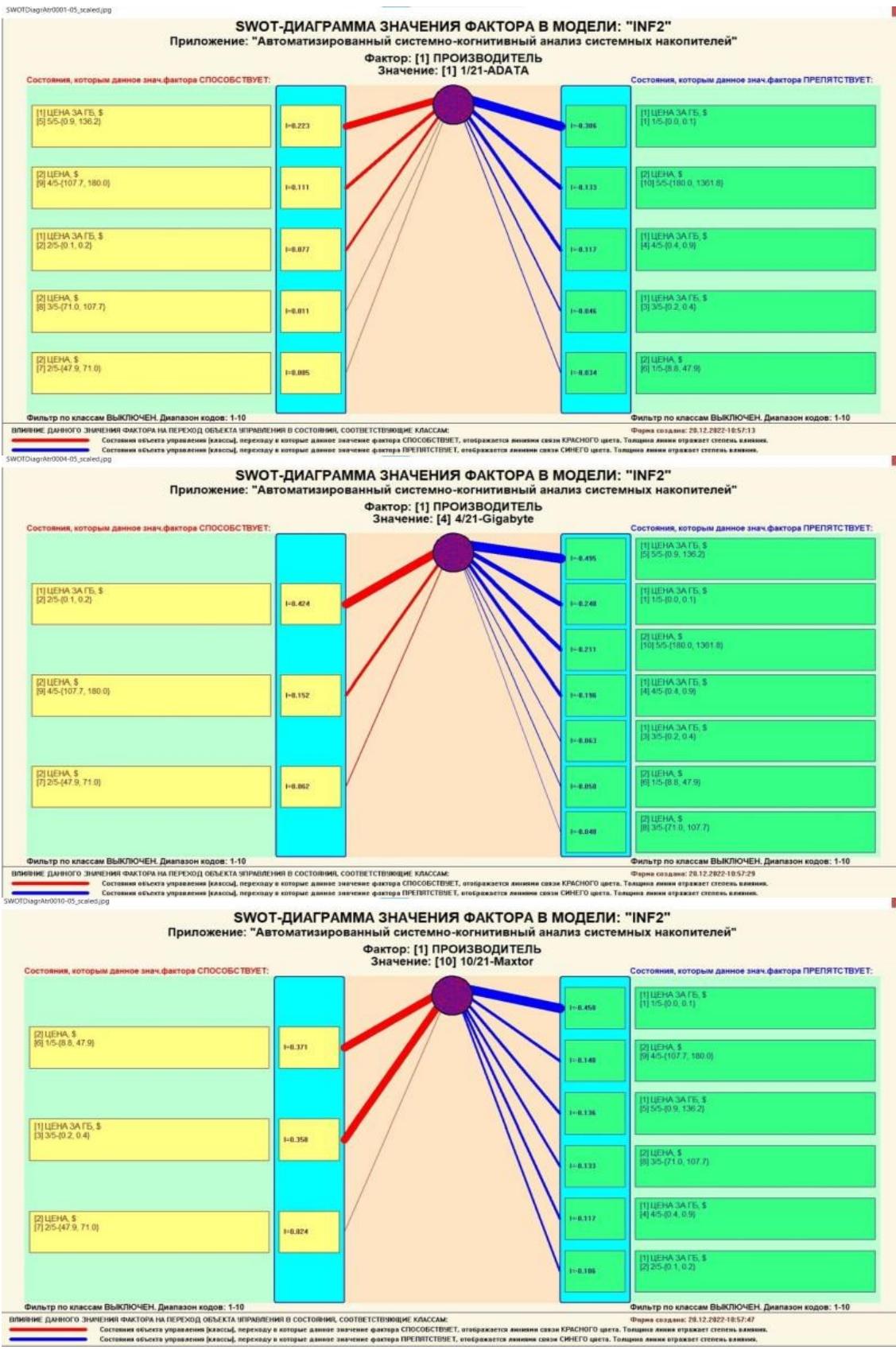
### 3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели

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

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

Инвертированные SWOT-диаграммы для каждого значения фактора, которые представляют собой лингвистические переменные, приведены ниже на рисунке 23:





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

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. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

### **3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов**

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 24) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

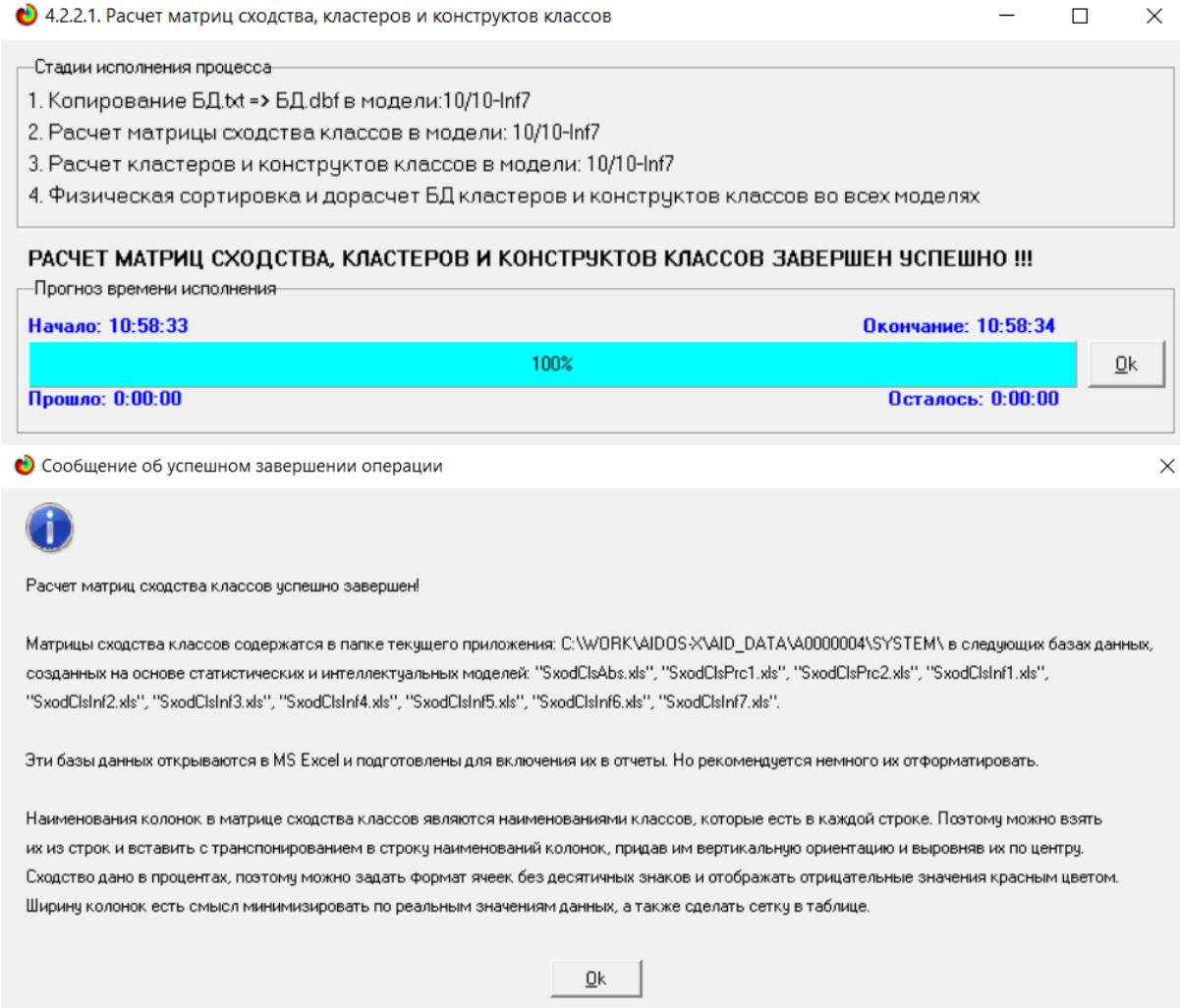
- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 25);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате **когнитивной (истинной) кластеризации классов** (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 26);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 27).

Эта матрица сходства (таблица 11) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

На рисунке 24 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

The dialog box has the following sections and settings:

- Top Bar:** Includes a logo, window title, and standard minimize, maximize, and close buttons.
- Section 1: Статистические базы (Statistical Bases)**
  - Checkboxes for three criteria: 1. ABS, 2. PRC1, and 3. PRC2.
  - A "Пояснение по режиму" (Explanation by mode) button is located to the right.
- Section 2: Системно-когнитивные модели (Базы знаний) (Systemic-Cognitive Models (Knowledge Bases))**
  - Checkboxes for ten models: INF1 through INF7, and PRC1 and PRC2.
- Section 3: Задайте диапазон кодов классов (подматрицу) для анализа: (Set the range of class codes (submatrix) for analysis:)**
  - Two input fields: one containing "1" and another containing "10".
- Bottom Buttons:**
  - Ok
  - Cancel



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

**Таблица 11 – Матрица сходства классов в СК-модели INF2 (не полностью)**

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3	N4
1	1	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-1/5-{0.010000, 0.120000}	100,000000	-5,3758766	-38,5163779	-49,1953432
2	1	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-2/5-{0.120000, 0.220000}	-5,3758766	100,000000	15,4492366	-39,4528475
3	1	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-3/5-{0.220000, 0.440000}	-38,5163779	15,4492366	100,000000	22,3519109
4	1	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-4/5-{0.440000, 0.850000}	-49,1953432	-39,4528475	22,3519109	100,0000000
5	1	ЦЕНА ЗА ГБ, \$-5/5-{0.850000, 136.220000}	-35,0350877	-61,8258696	-19,1725348	66,3011548
6	2	ЦЕНА, \$-1/5-{8.7900000, 47.9100000}	23,8462121	26,6914312	14,9971686	-10,7575075
7	2	ЦЕНА, \$-2/5-{47.910000, 71.0000000}	17,4157673	17,9970788	7,5976004	-6,6605567
8	2	ЦЕНА, \$-3/5-{71.000000, 107.7400000}	6,6689124	21,8074212	8,6302881	-8,7444285
9	2	ЦЕНА, \$-4/5-{107.740000, 179.9900000}	-42,5120893	1,4180043	14,7067634	3,0648809
10	2	ЦЕНА, \$-5/5-{179.990000, 1361.7700000}	-26,0918262	-30,7046007	-9,5185391	10,9531180

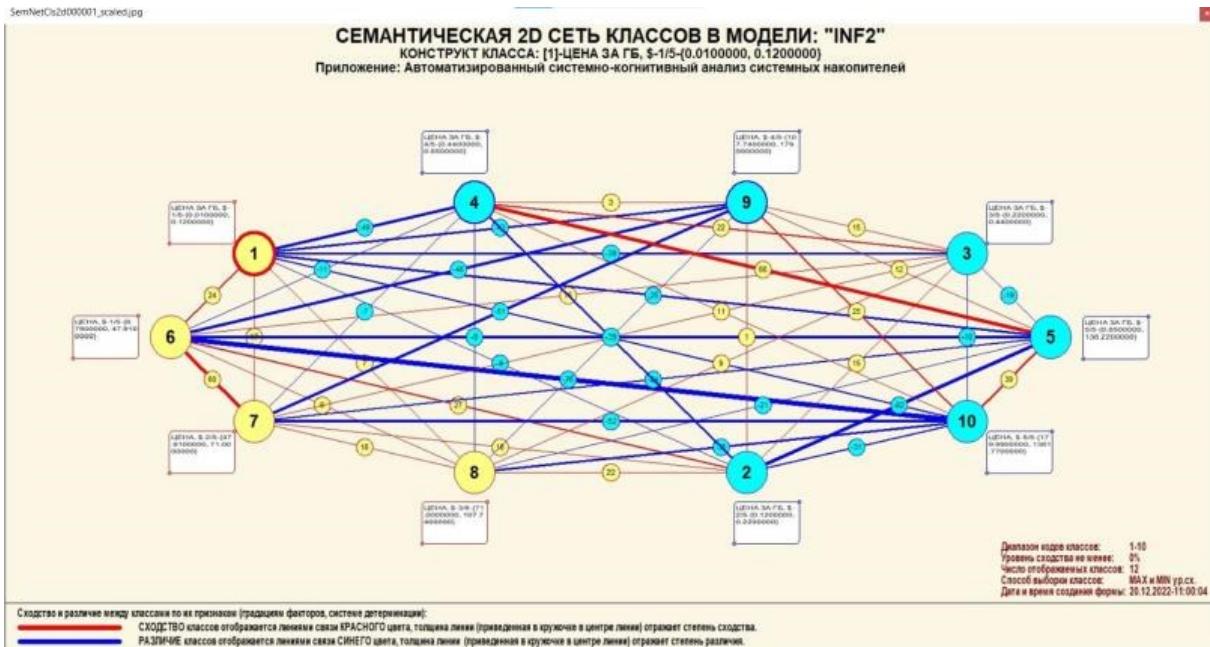


Рисунок 25. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

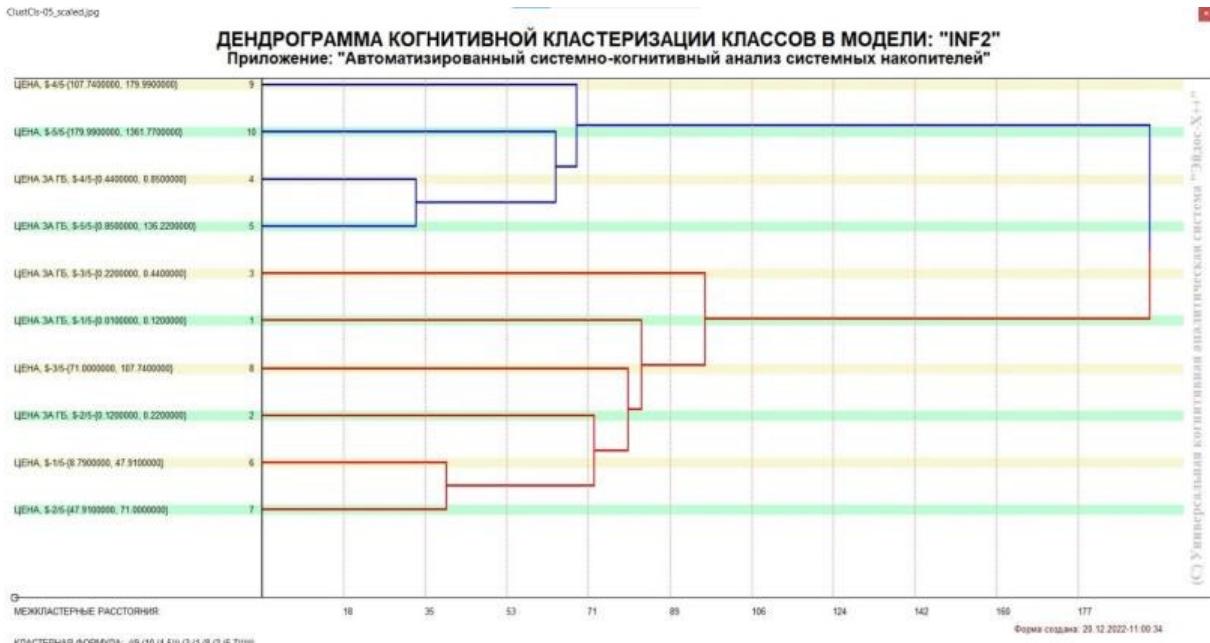


Рисунок 26. Аггрегативная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

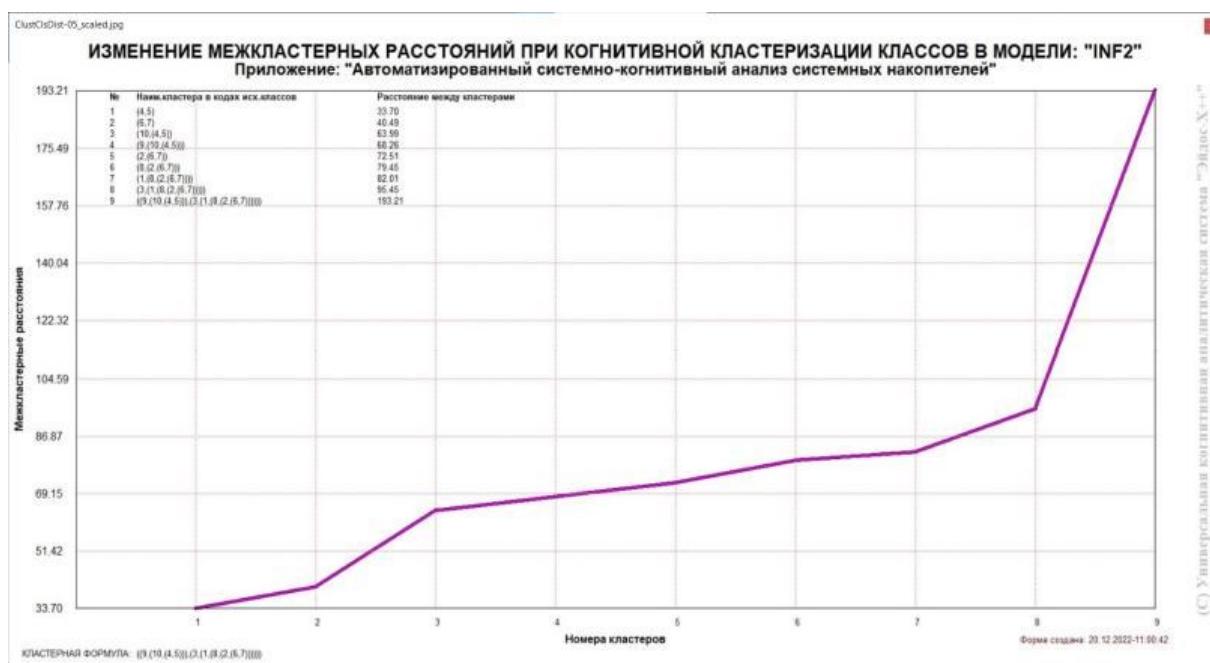


Рисунок 27. График изменения межклusterных расстояний. (режим 4.2.2.3)

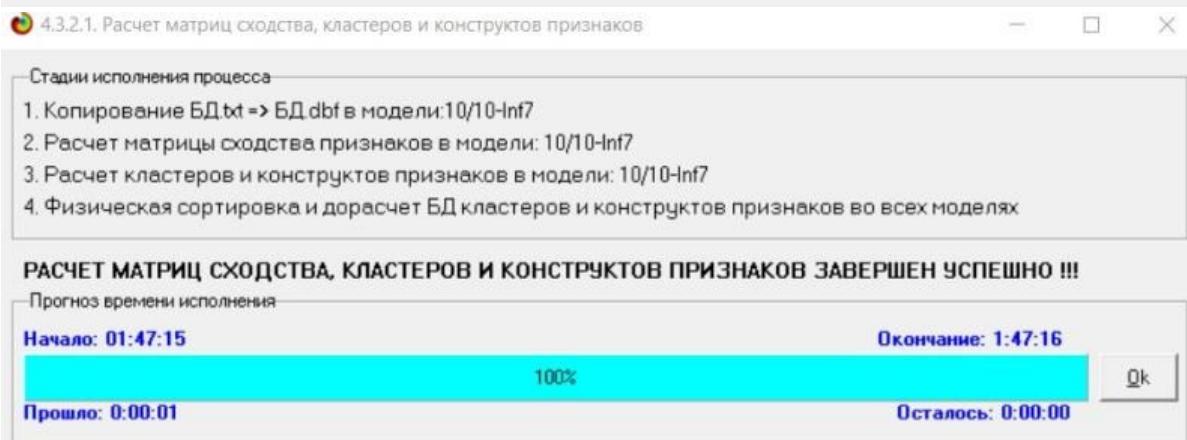
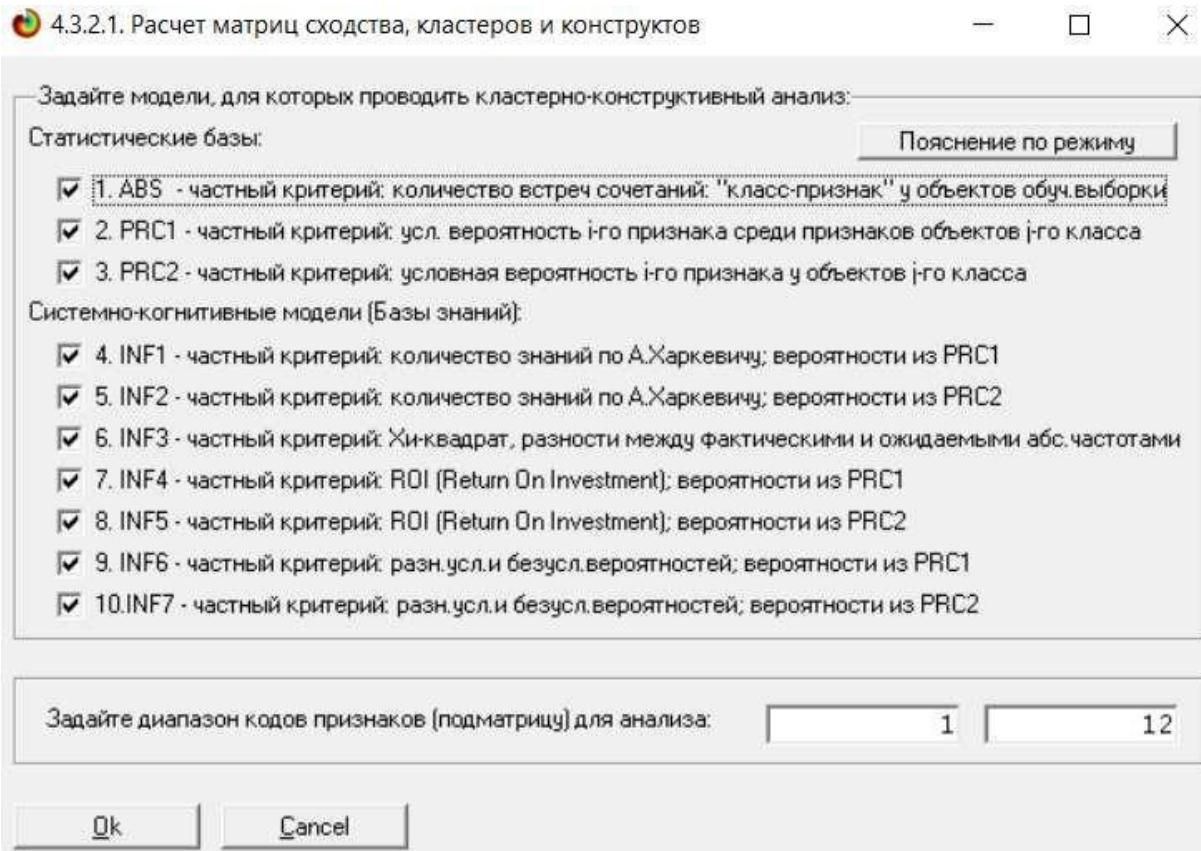
### 3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

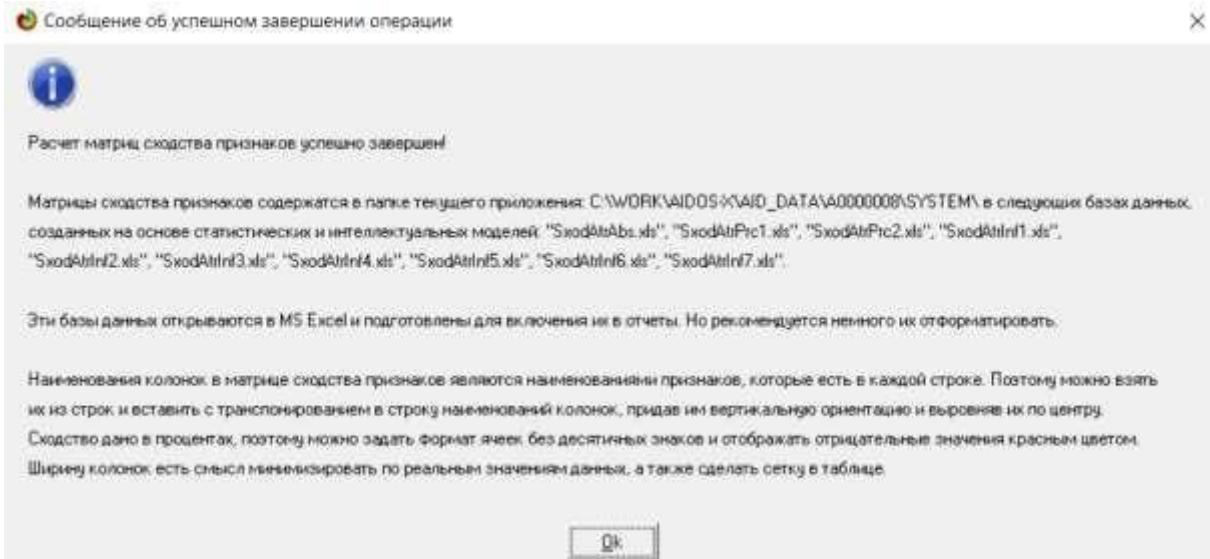
В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 28) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) (рисунок 28);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате **когнитивной (истинной) кластеризации признаков** (предложена автором в 2011 году в работе [19]) (режим 4.3.2.3) (рисунок 28);
- график изменения межклusterных расстояний (режим 4.3.2.3) (рисунок 30).

Эта матрица сходства (таблица 12) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

На рисунке 28 представлены экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

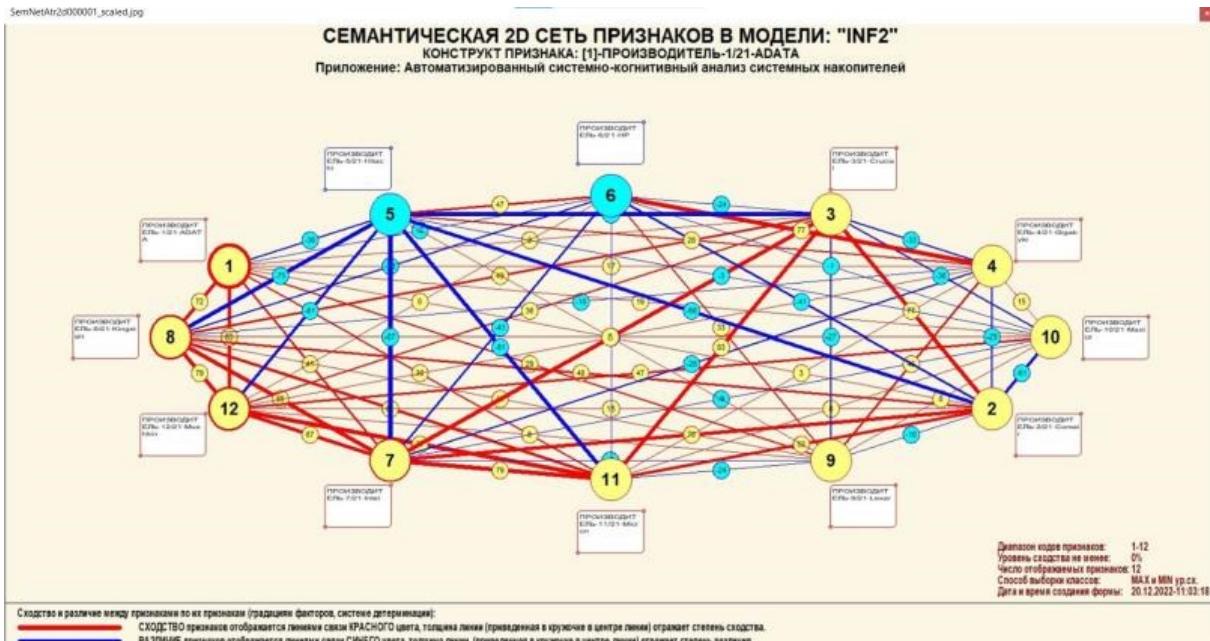




**Рисунок 28. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов**

**Таблица 12 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF2 (не полностью)**

KOD_ATR	KOD_OPSC	NAME_ATR	N1	N2	N3	N4	N5	N6
1	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-1/21-ADATA	100,000000	20,6261933	2,8863319	17,3029648	-35,5735872	-1,7
2	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-2/21-Corsair	20,6261933	100,000000	77,0382011	-29,4413387	-68,1549886	-40,8
3	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-3/21-Crucial	2,8863319	77,0382011	100,000000	-32,7657414	82,2045006	-23,7
4	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-4/21-Gigabyte	17,3029648	-29,4413387	-32,7657414	100,000000	28,1980025	76,9
5	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-5/21-Hitachi	-35,5735872	-68,1549886	-82,2045006	28,1980025	100,000000	47,2
6	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-6/21-HP	-1,7171423	-40,8786700	-23,7638651	76,9028033	47,2279121	100,0
7	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-7/21-Intel	41,4000631	70,3136075	77,1113191	-27,6645524	-86,6071770	-43,2
8	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-8/21-Kingston	72,4516603	39,5160311	48,522888	-18,0114488	-74,5982900	-27,8
9	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-9/21-Lexar	29,3355238	-9,6159134	-27,0132745	45,4257982	7,9426853	32,7
10	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-10/21-Maxtor	18,6880248	-61,0712211	-30,0055282	14,7365398	-3,4586683	-1,1
11	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-11/21-Micron	29,5352507	51,8871446	82,6758523	3,2458058	-80,5191500	-6,5
12	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-12/21-Mushkin	69,4731960	14,8262085	36,0302906	24,1158341	-61,4380926	0,3
13	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-13/21-OCZ	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
14	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-14/21-Patriot	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
15	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-15/21-Plextor	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
16	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-16/21-SAMSUNG	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
17	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-17/21-SanDisk	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
18	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-18/21-Seagate	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
19	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-19/21-TOSHIBA	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
20	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-20/21-Transcend	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
21	1	ПРОИЗВОДИТЕЛЬ-21/21-Western Digital	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
22	2	ТИП НАКОПИТЕЛЯ-1/2-HDD	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
23	2	ТИП НАКОПИТЕЛЯ-2/2-SSD	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
24	3	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-1/5-(0,5726000, 119,200000)	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
25	3	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-1/5-(119,2000000, 232,900000)	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
26	3	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-3/5-(232,900000, 447,100000)	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
27	3	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-4/5-(447,100000, 894,300000)	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0
28	3	ЕМКОСТЬ ДИСКА, ГБ-5/5-(894,300000, 5500,000000)	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,0



**Рисунок 29. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF2 (режим 4.3.2.2)**



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

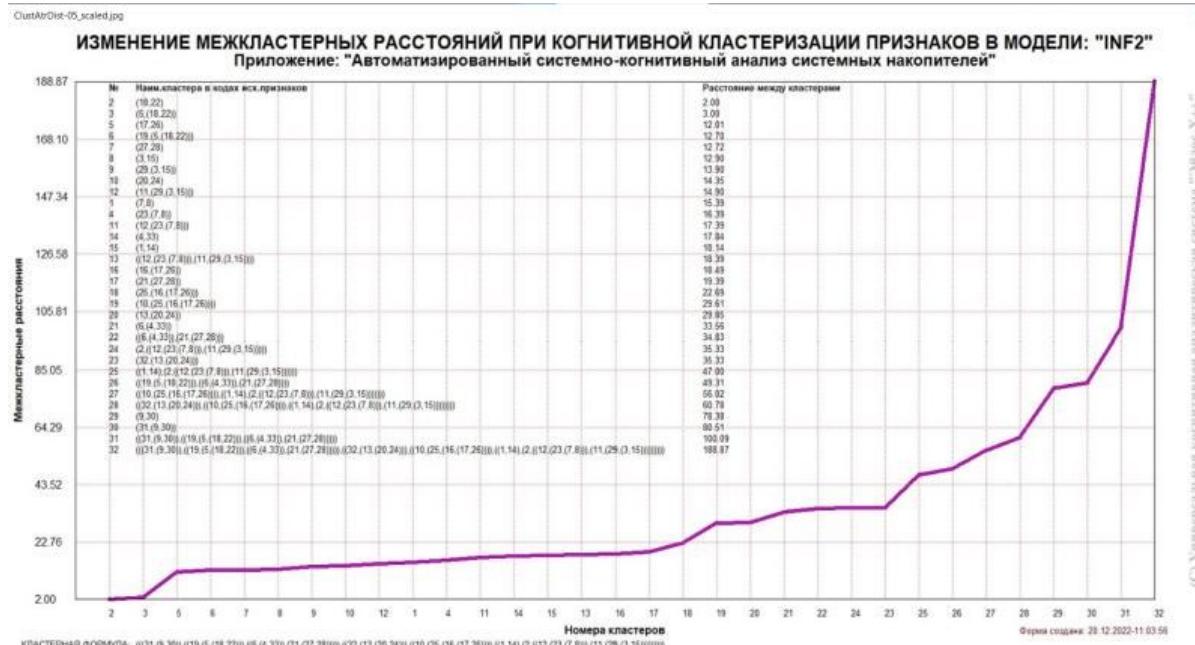


Рисунок 31. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

### 3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность. Это является очень важным свойством моделей системы «Эйдос», существенно облегчающим и упрощающим программную реализацию.

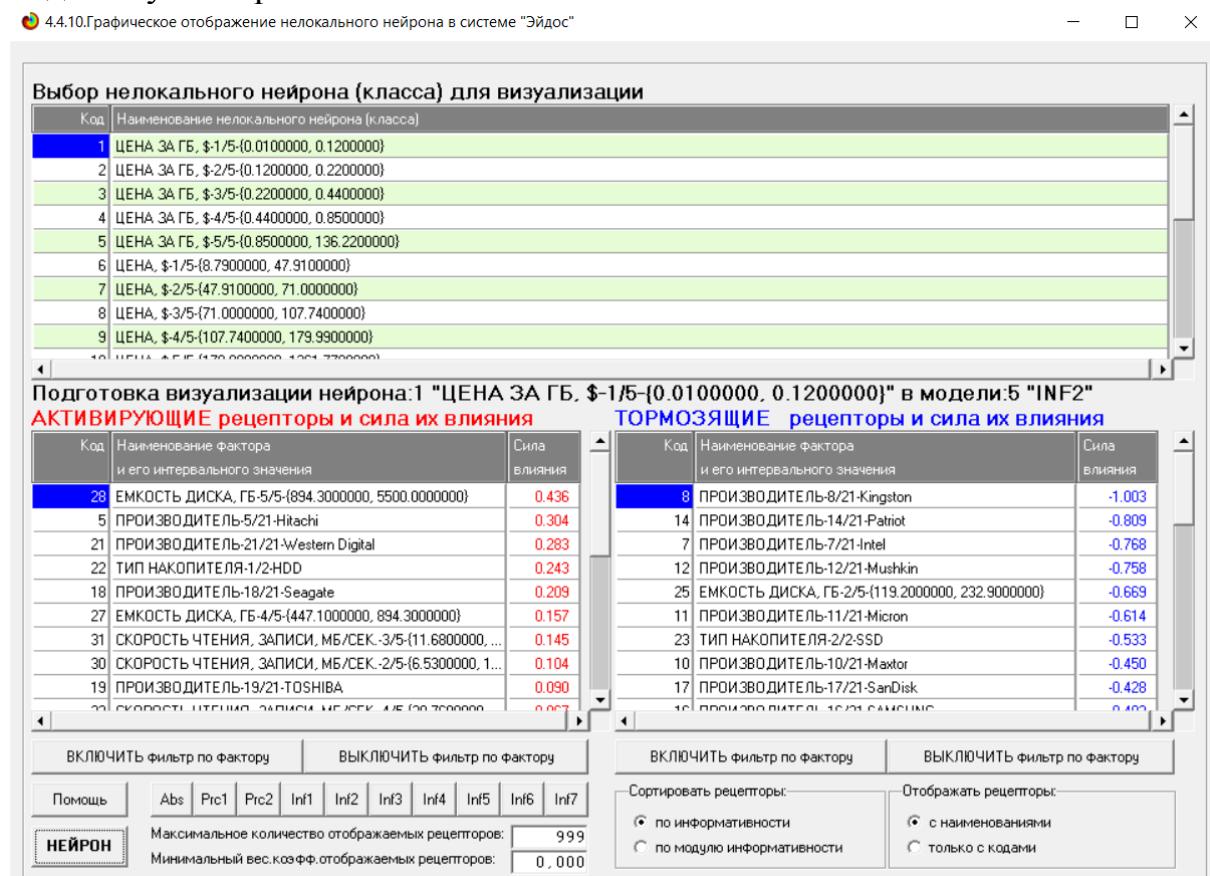
От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [20]:

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

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

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

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 32). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.



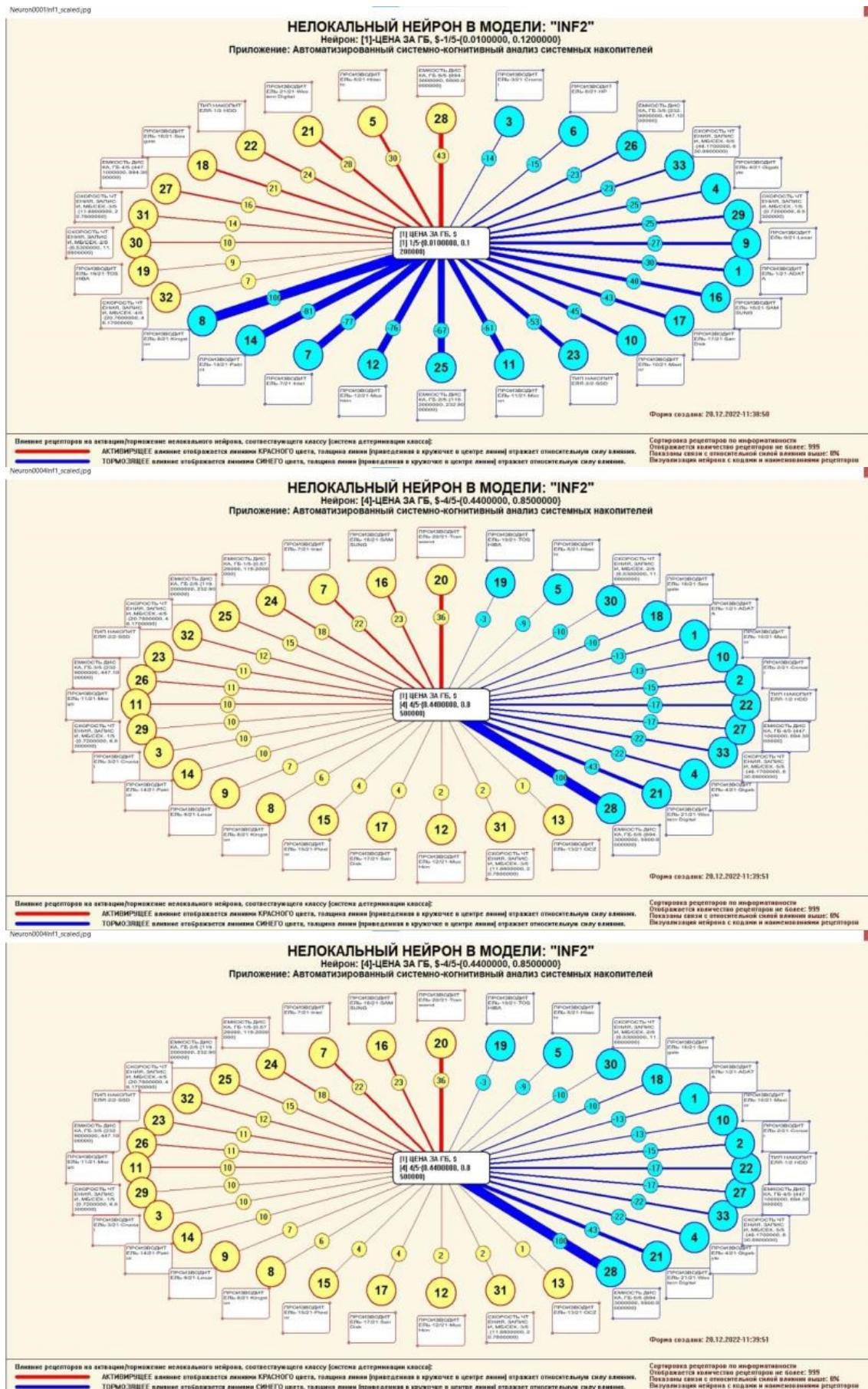


Рисунок 32. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

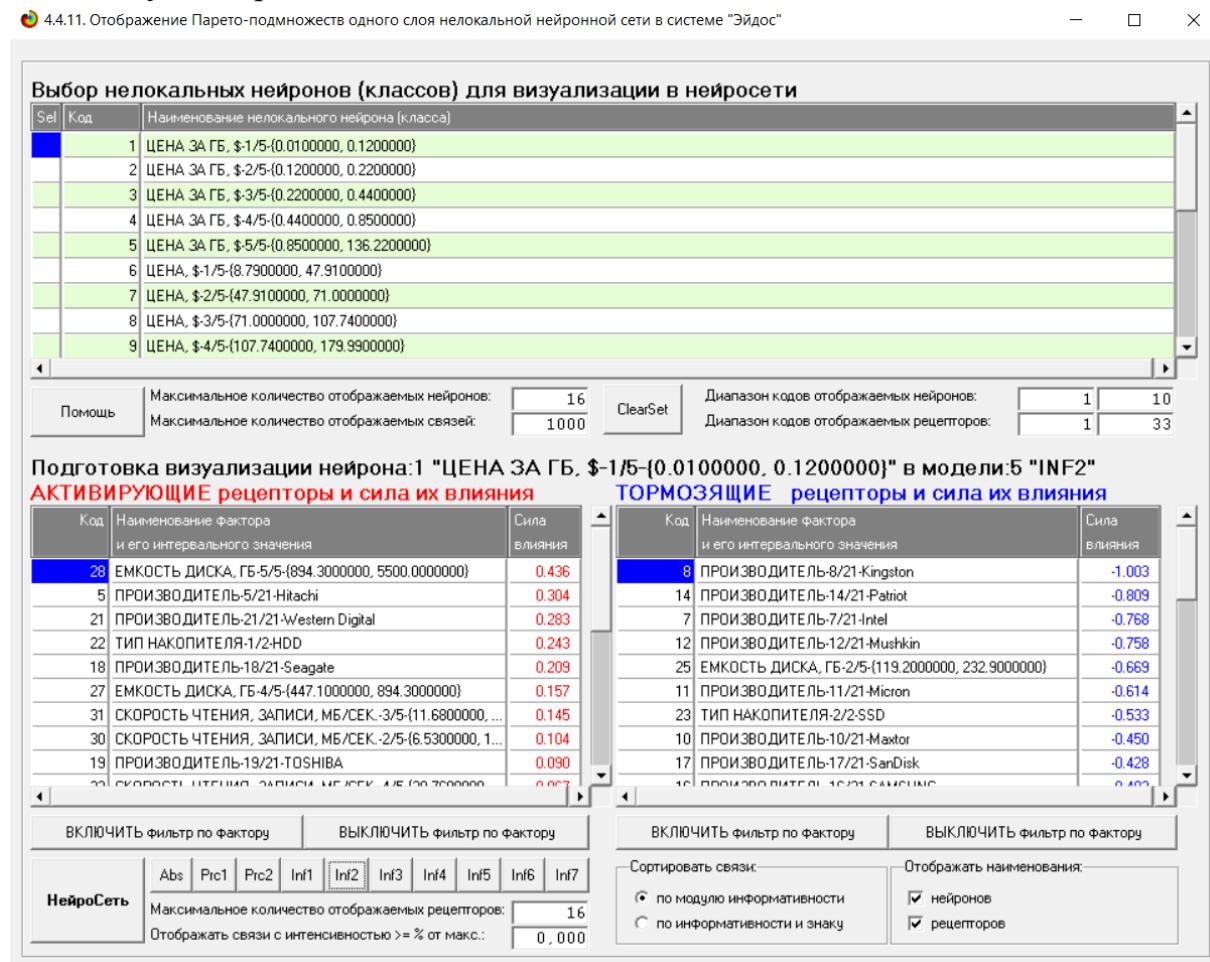
### 3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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

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

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

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 33). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.



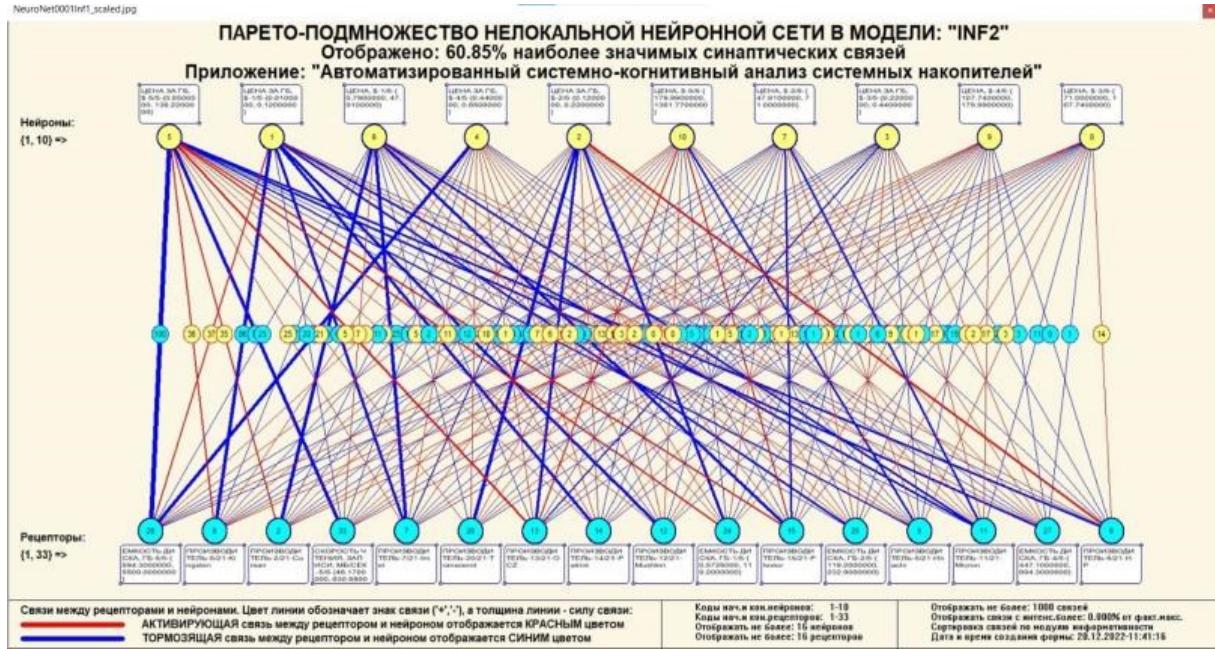


Рисунок 33. Нейронная сеть в СК-модели ABS

### 3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 25) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 29) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 33) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 34):

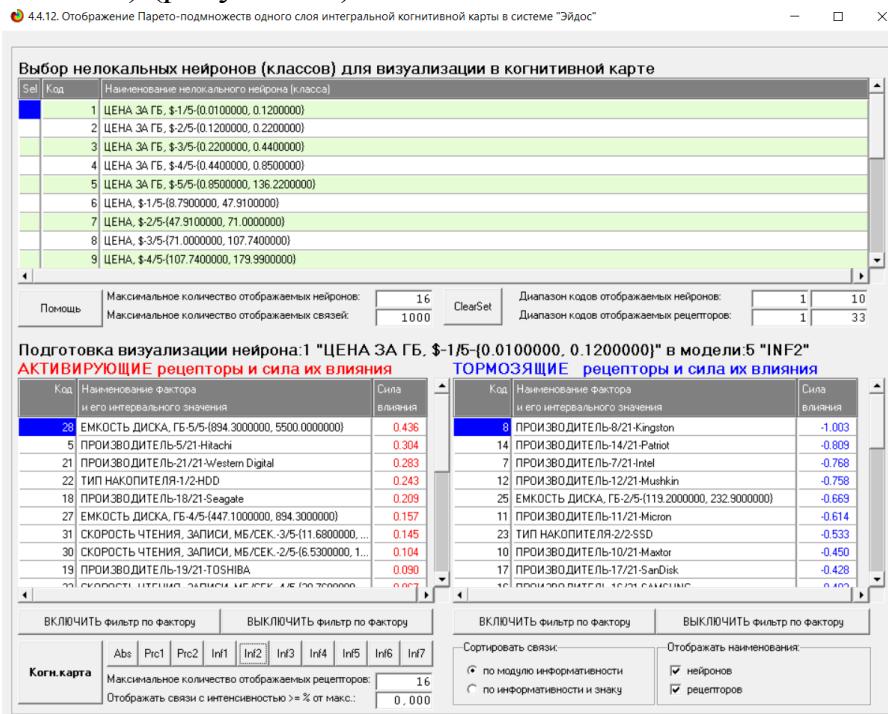




Рисунок 34. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

### 3.8.7. Значимость описательных шкал и их градаций

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

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

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

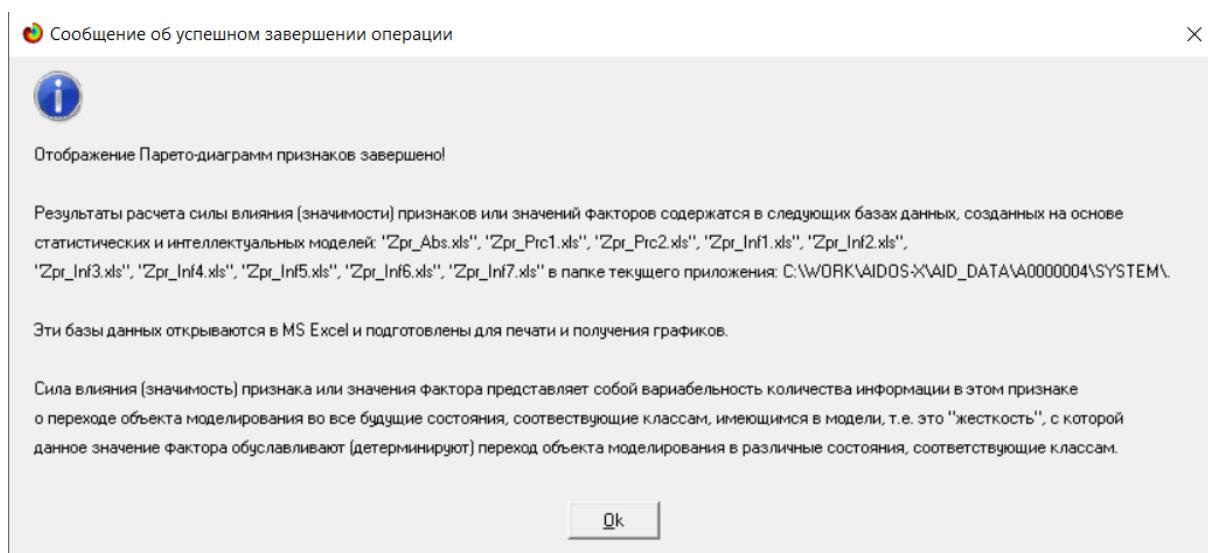
Если рассортировать все градации факторов (признаки) в порядке убывания селективной силы и получить сумму селективной силы системы значений факторов нарастающим итогом, то получим Парето-кривую.

На рисунке 35 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:



**Рисунок 35. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF2**

В таблице представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 35. Из таблицы видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.



**Рисунок 36. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях**

### 3.8.8. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

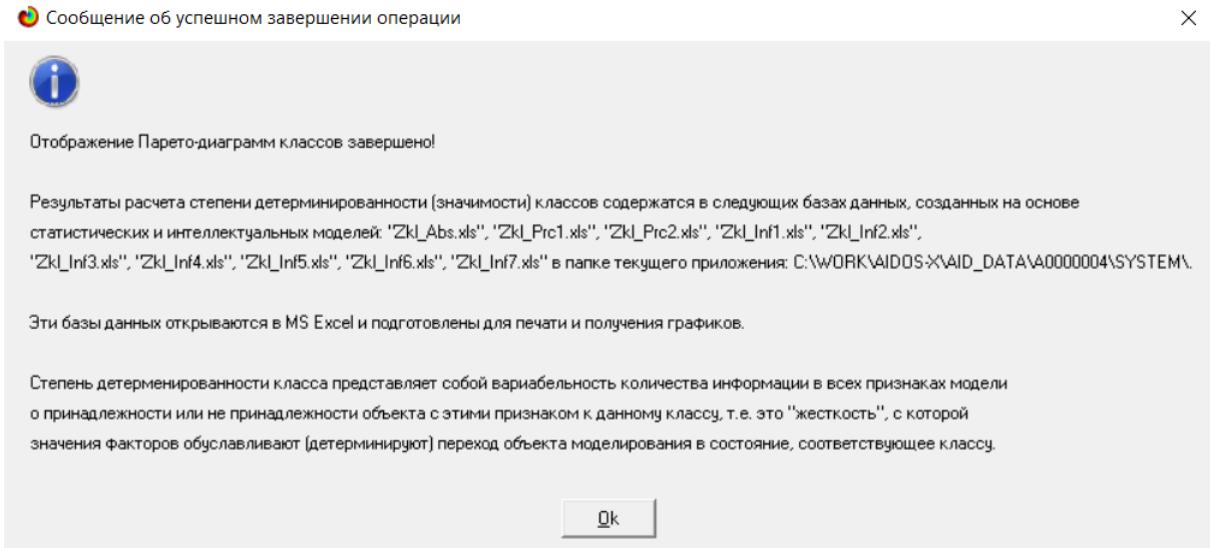
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью вариабельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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

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

На рисунках 37 приведены экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:





**Рисунок 37. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»**

#### 4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

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

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

Достижением данной работы является:

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

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

В качестве перспективы продолжения исследований можно было бы рекомендовать существенно увеличить объем исходных данных, количество исследуемых факторов, а также количество

классификационных шкал и их градаций (классов) для описания будущих состояний объекта моделирования.

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

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

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами автора в этой области [1-26].

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

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: [http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №343. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: [http://lc.kubagro.ru/aidos/How\\_to\\_make\\_your\\_own\\_cloud\\_Eidos-application.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf).

## 5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В работе решена задача выявления зависимости цен системных накопителей от их свойств. На основе знания этих зависимостей решены задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели. Спецификой данной задачи является то, что все независимые переменные являются числовыми переменными. Поэтому для решения данной задачи применяется числовой АСК-анализ, т.е. когнитивная математическая работа. Однако в работе присутствуют не только числовые шкалы, которые безусловно являются основой всей работы, но и текстовые.

Таким образом, в работе строится гибридная модель, включающая как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы. Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал[6]. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении тех или иных результатов влияния факторов.

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

## **REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)**

1. Работы проф.Е.В.Луценко & С° по тематике, связанной с АПК, частности с когнитивной агрономией: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_with\\_agricultural.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm)
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN 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 RZXZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по АСК-анализу текстов, т.е. по когнитивной математической лингвистике: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_ASK-analysis\\_of\\_texts.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm)
5. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_emergence.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm)
6. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.
7. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
8. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
9. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=123162](https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162).
10. Горпинченко, К. Н. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа) / К. Н. Горпинченко, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2013. – 168 с. – ISBN 978-5-94672-644-3. – EDN RAIMQL.
11. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
12. Луценко, Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2021. – 288 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22981.37608. – EDN ZQLITW.

13. Орлов, А. И. Анализ данных, информации и знаний в системной нечеткой интервальной математике / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2022. – 405 с. – ISBN 978-5-907550-62-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.15688.44802. – EDN OQULUW.
14. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами ACK-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-X++" / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.
15. Луценко, Е. В. Автоматизация функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе ACK-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления)1 / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 131. – С. 1-18. – DOI 10.21515/1990-4665-131-001. – EDN ZRXVFN.
16. Луценко, Е. В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2020. – № 163. – С. 100-134. – DOI 10.21515/1990-4665-163-009. – EDN SWKGWY.
17. Луценко, Е. В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 165. – С. 77-98. – DOI 10.13140/RG.2.2.11887.25761. – EDN UMTAMT.
18. Луценко, Е. В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе "Эйдос") / Е. В. Луценко, В. Е. Коржаков // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2011. – № 71. – С. 27-74. – EDN OIGYBB.
19. Луценко, Е. В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2003. – № 1. – С. 76-88. – EDN JWXLKT.
20. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.
21. Работы проф.Е.В.Луценко & С° по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_identification\\_presentation\\_and\\_use\\_of\\_knowledge.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm)
22. Пойа Дьердь. Математика и правдоподобные рассуждения. // под редакцией С.А.Яновской. Пер. с английского И.А.Вайнштейна., М., Наука, 1975 — 464 с., <http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm>
23. Луценко, Е. В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка - Абельсона / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный

научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2004. – № 5.  
– С. 14-35. – EDN JWXMKX.

24. Работы проф.Е.В.Луценко & C° по когнитивным функциям:  
[http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_functions.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm)

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

26. <https://www.kaggle.com/datasets/alanjo/ssd-and-hdd-benchmarks>