

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра Компьютерных систем и технологий

**КУРСОВАЯ РАБОТА**

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

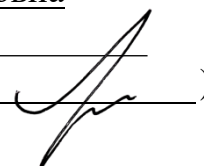
на тему: «АСК-анализ рекомендованных цен автомобилей»

Выполнила студентка группы: ИТ32341 Мицкевич Ирина Ураловна

\ Допущен к защите

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

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен

(дата)

Оценка

отлично

Краснодар  
2025

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

**Факультет прикладной информатики**

**РЕЦЕНЗИЯ  
на курсовую работу**

Студентки Мицкевич Ирины Ураловны  
курса 2 очной формы обучения группы ИТ32341  
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»  
Наименование темы «АСК-анализ рекомендованных цен автомобилей»  
Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор  
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

**Оценка качества выполнения курсовой работы**

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

Достоинства работы \_\_\_\_\_

Недостатки работы \_\_\_\_\_

Итоговая оценка при защите \_\_\_\_\_ отлично

Рецензент \_\_\_\_\_ (Е. В. Луценко)

«10» апреля 2025 г.

## РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 88 страниц, 41 рисунок, 16 таблиц, 49 литературных источников.

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

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа рекомендованных цен автомобилей.

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

## **АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ РЕКОМЕНДОВАННЫХ ЦЕН АВТОМОБИЛЕЙ**

Мицкевич Ирина Ураловна  
студентка группы ИТ32341  
*Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия*

Современный автомобильный рынок характеризуется высокой степенью конкуренции, разнообразием моделей и комплектаций, а также значительным влиянием как экономических, так и поведенческих факторов на формирование цен. Рекомендованные производителями цены на автомобили (рекомендуемые розничные цены) играют важную роль в ценообразовании и позиционировании продукции, однако они могут существенно отличаться от фактических цен на рынке под влиянием различных факторов: рыночной конъюнктуры, инфляции, курса валют, региона продажи, уровня спроса и предложения, сезонных колебаний, маркетинговых стратегий, а также предпочтений потребителей. Исследование закономерностей формирования рекомендованных цен автомобилей представляет собой актуальную задачу, решение которой требует комплексного анализа большого количества гетерогенных данных. Для этой цели эффективно применять подходы системно-когнитивного анализа, позволяющие выявлять и формализовать причинно-следственные связи между различными параметрами, влияющими на цену автомобиля. В данной статье для анализа эмпирических данных предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований, для выработки практических рекомендаций и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

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

## **AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF CARS MSRP**

Mitskevich Irina Uralovna  
student of the ITZ2341 group  
*Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia*

The modern automotive market is characterized by a high degree of competition, a variety of models and configurations, as well as a significant influence of both economic and behavioral factors on price formation. Recommended car prices (recommended retail prices) play an important role in product pricing and positioning, but they may differ significantly from actual market prices due to various factors: market conditions, inflation, exchange rates, region of sale, supply and demand, seasonal fluctuations, marketing strategies, and consumer preferences. The study of the patterns of formation of recommended car prices is an urgent task, the solution of which requires a comprehensive analysis of a large amount of heterogeneous data. For this purpose, it is effective to apply approaches of system-cognitive analysis, which allow to identify and formalize cause-and-effect relationships between various parameters that affect the price of a car. In this article, for the analysis of empirical data in the field of fruit growing, it is proposed to use Automated system cognitive Analysis (ASC-analysis) and its software tools - the intelligent Eidos system. A detailed numerical example is given. This example contains many different visual tabular and graphical output forms and can be used to teach the application of ASC-analysis and the Eidos system for scientific research in fruit growing, to develop practical recommendations and substantiate scientific provisions on the mechanisms of causal relationships in this subject area.

Keywords: ASC-ANALYSIS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS"

# СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)</b> .....	<b>7</b>
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ .....	7
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ .....	7
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	7
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	8
<b>2. METHODS (МЕТОДЫ)</b> .....	<b>8</b>
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ .....	8
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ .....	9
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	9
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	11
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ .....	18
<b>3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)</b> .....	<b>20</b>
<b>3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ     КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ</b> .....	<b>20</b>
3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	20
3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	21
<b>3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ</b> .....	<b>21</b>
3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	21
3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	22
<b>3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ.     МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ</b> .....	<b>28</b>
3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	28
3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	36
<b>3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ</b> .....	<b>39</b>
3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	39
3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	39
<b>3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ</b> .....	<b>42</b>
3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	42
3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	42
<b>3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ</b> .....	<b>43</b>
3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	43
3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний» .....	43
3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	44
3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	45
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос» .....	46
<b>3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ</b> .....	<b>49</b>
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ .....	49
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	49
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос».....	50
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» .....	52
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	52
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос» .....	55
<b>3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ</b> ....	<b>56</b>
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	56
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	56
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	56
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	58

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	58
3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	58
3.8.3. <i>Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал</i> .....	60
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	60
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	60
3.8.4. <i>Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны</i> .....	62
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	62
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	63
3.8.5. <i>Нелокальная нейронная сеть</i> .....	65
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	65
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	65
3.8.6. <i>3D-интегральные когнитивные карты</i> .....	66
3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	66
3.8.6.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	66
3.8.7. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i> .....	67
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	67
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	68
3.8.8. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i> .....	70
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	70
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	70
3.8.9. <i>Когнитивные функции</i> .....	72
3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	72
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	72
3.8.10. <i>Значимость описательных шкал и их градаций</i> .....	81
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	81
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	82
3.8.11. <i>Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i> .....	84
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области .....	84
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе .....	85
<b>4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)</b> .....	<b>87</b>
<b>5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)</b> .....	<b>88</b>
<b>REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)</b> .....	<b>88</b>

## **1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)**

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

Современный автомобильный рынок характеризуется высокой степенью конкуренции, разнообразием моделей и комплектаций, а также значительным влиянием как экономических, так и поведенческих факторов на формирование цен. Рекомендованные производителями цены на автомобили (рекомендуемые розничные цены) играют важную роль в ценообразовании и позиционировании продукции, однако они могут существенно отличаться от фактических цен на рынке под влиянием различных факторов: рыночной конъюнктуры, инфляции, курса валют, региона продажи, уровня спроса и предложения, сезонных колебаний, маркетинговых стратегий, а также предпочтений потребителей.

Исследование закономерностей формирования рекомендованных цен автомобилей представляет собой актуальную задачу, решение которой требует комплексного анализа большого количества гетерогенных данных. Для этой цели эффективно применять подходы системно-когнитивного анализа, позволяющие выявлять и формализовать причинно-следственные связи между различными параметрами, влияющими на цену автомобиля.

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

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

Объект исследования (моделирования) – рекомендуемая цена автомобиля.

Предмет исследования – выявление причинно-следственных зависимостей рекомендуемой цены автомобиля от различных характеристик автомобиля.

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

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные (факторы, влияющие на объект моделирования), имеют очень низкую степень формализации, т.к. формализуются в виде *лингвистических* (категориальных) переменных. При этом зависимая переменная измеряется в числовой шкале.

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 (формализуемых) в разных типах шкал и разных единицах измерения.

Решение в данной работе **проблемы сопоставимости** при выявлении причинно-следственных зависимости рекомендуемой цены автомобиля от различных характеристик автомобиля, делает данную работу **актуальной**.

#### **1.4. Цель работы**

**Целью** работы является решение поставленной проблемы.

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

## **2. METHODS (МЕТОДЫ)**

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

Из специфики поставленной проблемы сопоставимости обработки в одной модели исходных, представленных в разных типах шкал числовых и текстовых (лингвистических) и в разных единицах измерения, 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 большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

2. Метод решения проблемы не должен предъявлять чрезмерно жестких требований к исходным данным, которые практически невозможно выполнить, а должен обеспечивать обработку тех данных, которые реально есть.

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



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

Поиск в Internet математических методов и реализующих их программных систем, *одновременно* удовлетворяющих всем требованиям, обоснованным в п.2.1 данной работы показал, что альтернатив Автоматизированному системно-когнитивному анализу и его программному инструментарию – системе «Эйдос» в настоящее время практически нет [1-4].

## 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 в 2001 году. На тот момент этот термин вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Гугле находится около 23000 сайтов с этим сочетанием слов<sup>2</sup>.*

*Примечание: Ниже приведено очень краткое описание АСК-анализа и системе «Эйдос». Это описание может выглядеть как нескромность и самовосхваление. Но автор просит читателей понять его правильно. Это сделано исключительно для тех довольно многочисленных читателей, которые впервые слышат об этом методе и системе.*

### АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 706 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано 45 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получено 34 патента РФ на системы искусственного

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

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

интеллекта, 360 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)<sup>3</sup> [5, 6, 7].

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, психологическими и медицинским наукам, еще несколько докторских и кандидатских диссертаций по техническим, экономическим, филологическим и медицинским наукам с применением АСК-анализа находятся в стадии выхода на защиту.

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 [1-47];
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных [32];
- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений [31];
- Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов [44].

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [5] и страничка в РесечГейт [6] и РИНЦ [7], 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).

<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")

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

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

На сайте автора размещены тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях [26-47].

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 [8]. Сама метризация номинальных шкал достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал [8]. Для работы с лингвистическими переменными применяются стандартные возможности АСК-анализа [5].

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

Конечно, на системе «Эйдос» как говорят «Свет клином не сошелся». Существует много очень достойных систем искусственного интеллекта. Чтобы лично убедиться в этом достаточно самостоятельно осуществить поиск в Internet, просто посмотреть файлы: [NCKR-1](#), [NCKR-2](#), [NCKR-3](#), [NCKR-4](#) или пройти по ссылкам: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/dotnet/machine-learning/how-does-mldotnet-work>, <http://chat.openai.com/>, <https://poe.com/>, <https://neural-university.ru/>, <https://dzen.ru/a/ZCKZRKvrlEMBWOк8>, <https://ora.ai/>, <https://ora.ai/explore?path=trending>, <https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos>, <https://poe.com/Aidos-X>, <https://rudalle.ru/>, <https://bard.google.com/>, <https://chatbot.theb.ai/>, <https://problembo.com/ru/services> (может пригодиться - почта на 10 минут: <https://10minutemail.net/>), <https://poe.com/GPT-3.5-Turbo-Instruct>, <https://www.seaart.ai/home>, <https://ui.chatai.com/>.

И все же Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++» отличается от большинства из этих систем, по крайней мере, некоторыми из следующих своих параметров:

- 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>) и имеет 6 автоматизированных программных интерфейсов (API) ввода данных из внешних источников данных различных типов: таблиц, текстов и графики. Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени в процессе создания моделей и их использования для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее модели (автоматические системы работают без такого участия человека);

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

искусственного интеллекта и программирования: 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 интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 392, соответственно: [http://lc.kubagro.ru/Source\\_data\\_applications/WebAppls.htm](http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm))

- ([http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf), [http://lc.kubagro.ru/Presentation\\_LutsenkoEV.pdf](http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf));

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

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

- чтобы самостоятельно освоить систему Эйдос достаточно скачать со страницы: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm> и установить полную версию систему, а затем в режиме 1.3 скачать и установить из Эйдос-облака одно из интеллектуальных облачных Эйдос-приложений ([http://lc.kubagro.ru/Source\\_data\\_applications/WebAppls.htm](http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm)) и выполнять его, следуя описанию приложения. Обычно это файл readme.pdf в папке: c:\Aidos-X\AID\_DATA\Inp\_data. Для изучения лучше выбирать самые новые приложения, автором которых является проф.Е.В.Луценко. Кроме того 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) есть более 300 полутора-часовых видео-занятий (на русском языке) и много других учебных материалов и примеров описания интеллектуальных-Эйдос-приложений.

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



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

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение 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, т.е. поддерживать язык OpenGL);

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач идентификации, прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм 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 и является инструментом познания: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции, если эти эксперты уже есть, а если их еще нет, то она все равно дает верные результаты познания, что будет признано будущими экспертами, когда они появятся;

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить те данные, которые есть, и, тем самым, преобразовать их в информацию, а

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

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.

We are briefly describing a new innovative method of artificial intelligence: Automated system-cognitive analysis (ASC-analysis), which has its own software tools – intelligent system called "Eidos" (open source software).

[http://lc.kubagro.ru/aidos/Neural\\_networks\\_for\\_all\\_tasks.jpg](http://lc.kubagro.ru/aidos/Neural_networks_for_all_tasks.jpg) **B**

**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).

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, 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 xbase++ 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»: 2022 год.* С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке xBase++eXpress++Advantage Database Server (ADS), обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge).

*6-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2023 года по настоящее время.* С 2023 развитие системы «Эйдос» будет осуществляться на языках Питон (Python), а также [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#).

[Скачать и запустить систему «Эйдос-X++» \(самую новую на текущий момент версию\) или обновление системы до текущей версии.](#) Это наиболее полная на данный момент незащищенная от несанкционированного копирования портативная (portable) версия системы (не требующая инсталляции) с полными [исходными текстами](#) текущей версии (за исключением ключей доступа к ftp-серверу системы «Эйдос» и ключей лицензионного программного обеспечения), находящаяся в полном открытом бесплатном доступе (около 180 Мб). Обновление имеет объем около 10 Мб. [Кредо](#). Лаборатория в [ResearchGate](#) по АСК-анализу и системе «Эйдос».

[Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения](#)<sup>7</sup>

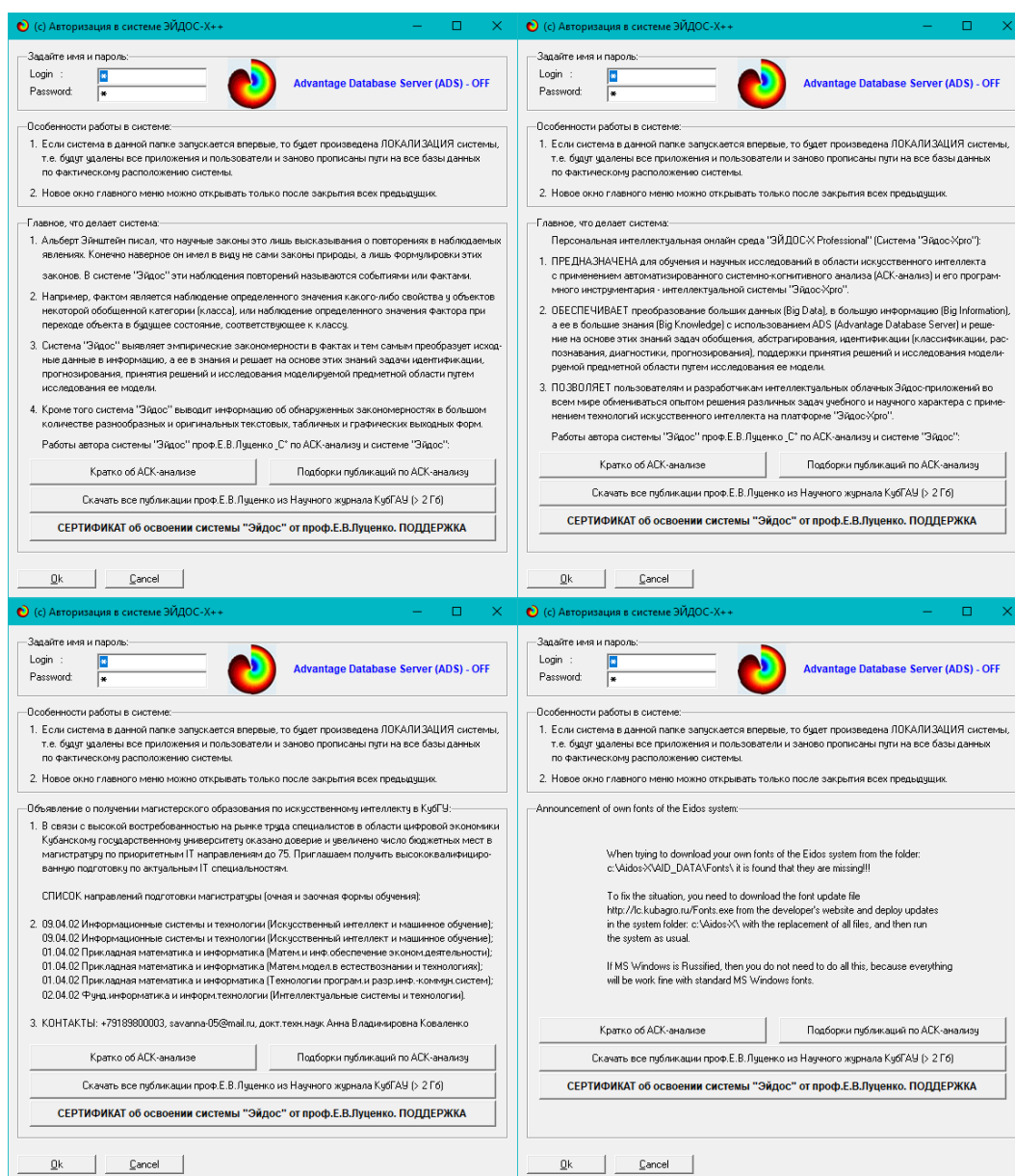
На рисунке 1 приведена титульная видеogramма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – титульные видеogramмы текущей версии системы «Эйдос» (их в настоящее время 7 и они меняются по очереди при каждом запуске системы):

---

<sup>7</sup> [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)



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



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



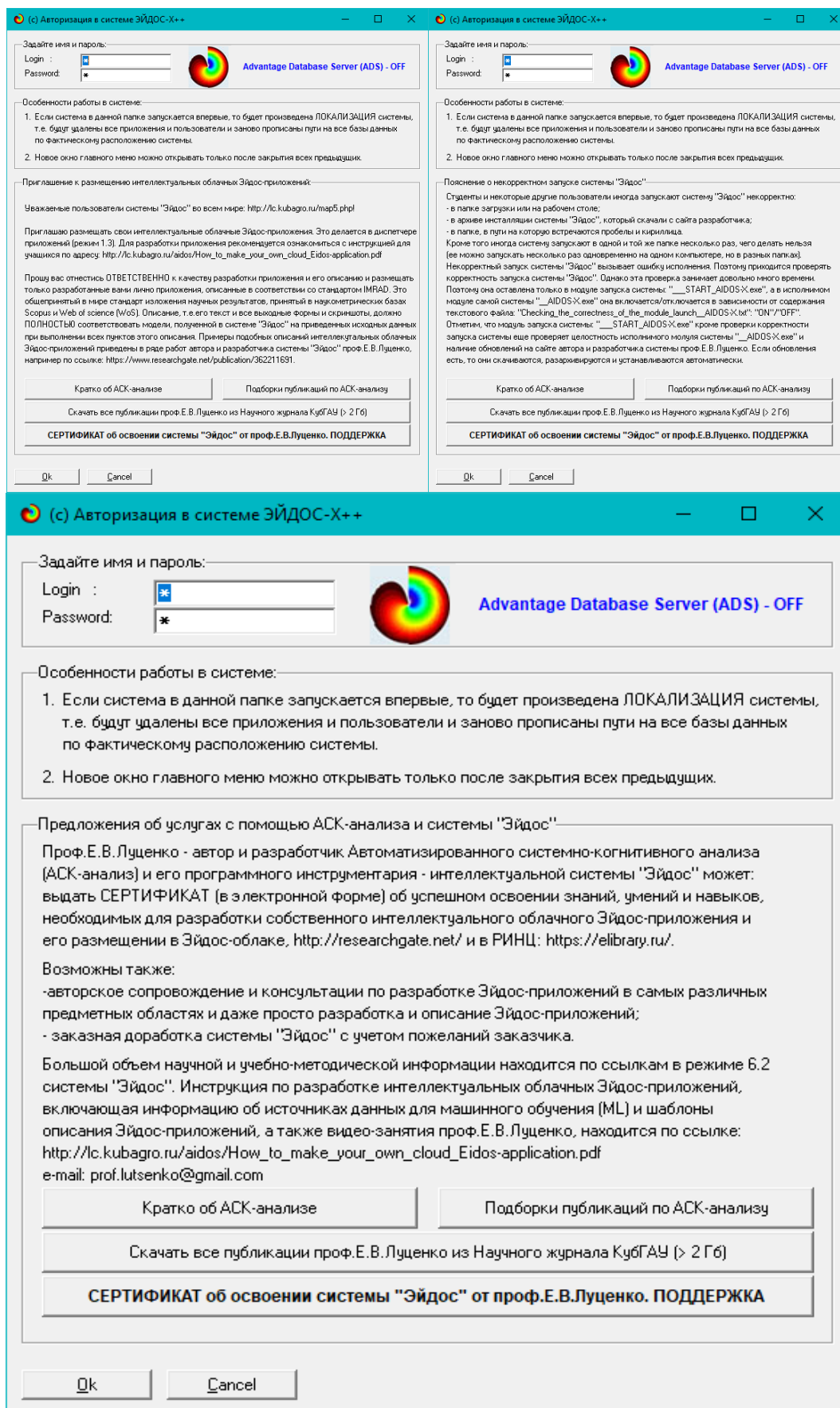


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

## 2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

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:*

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

8.2) кластерно-конструктивный анализ классов;

8.3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

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

8.5) нелокальная нейронная сеть;

8.6) 3d-интегральные когнитивные карты;

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

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

8.9) когнитивные функции;

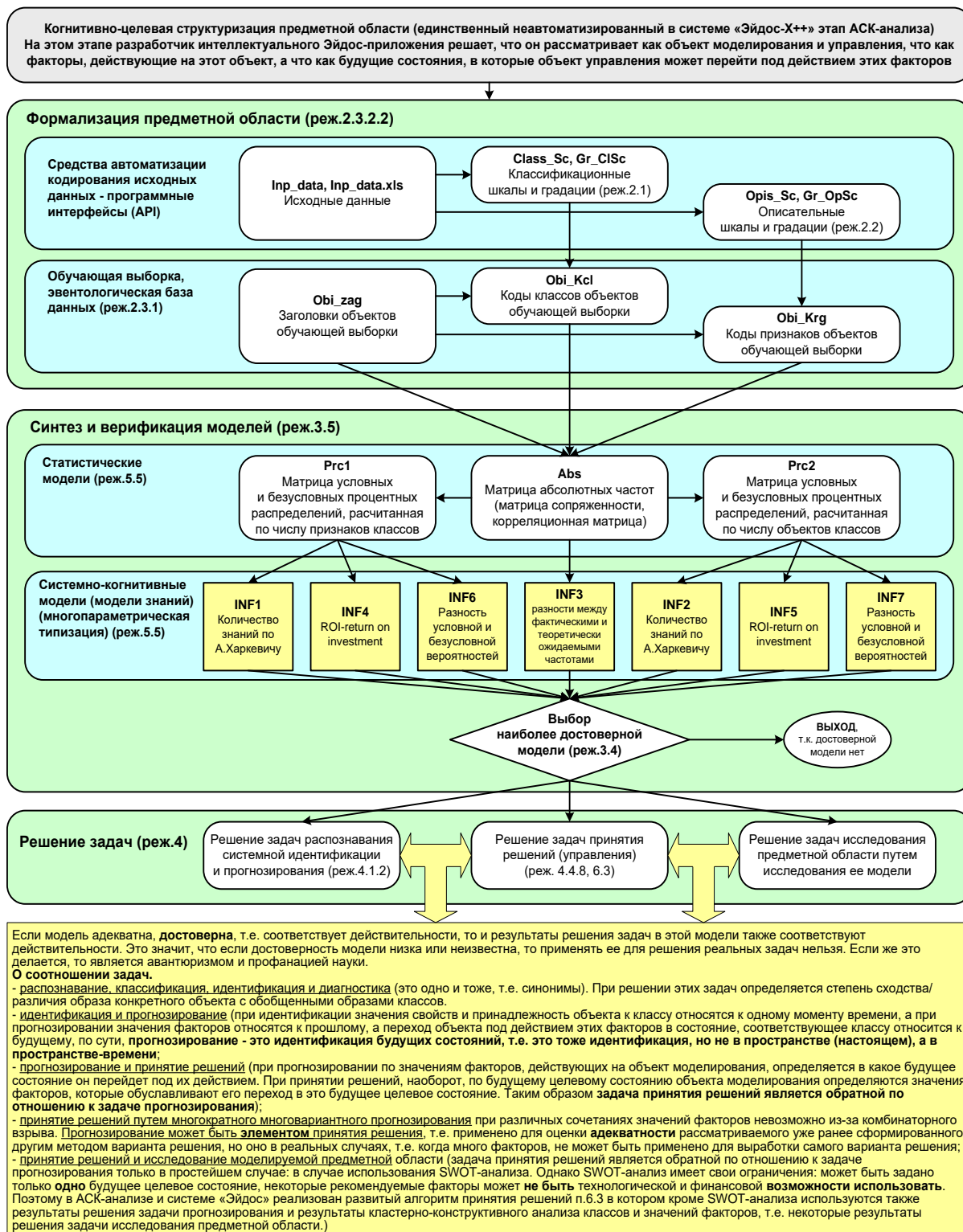
8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

8.11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

Для данной работы особое значение имеет решение подзадачи 8.1, т.к. она позволяет детально исследовать влияние каждого значения каждого фактора на рекомендуемую цену автомобиля.

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

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



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

### 3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

##### 3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

##### Статичная интерпретация и терминология:

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

##### Динамичная интерпретация и терминология:

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

##### Обобщающая терминология:

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

### 3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступает рекомендуемая цена автомобиля, в качестве *факторов*: марка, модель, год, тип топлива, мощность двигателя, количество цилиндров в двигателе, тип трансмиссии, привод, количество дверей, категория на рынке, размер, стиль, расход на трассе, расход в городе, популярность (таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов: рекомендуемая цена автомобиля (таблица 2):

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

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	MAKE
2	MODEL
3	YEAR
4	ENGINE FUEL TYPE
5	ENGINE HP
6	ENGINE CYLINDERS
7	TRANSMISSION TYPE
8	DRIVEN_WHEELS
9	NUMBER OF DOORS
10	MARKET CATEGORY
11	VEHICLE SIZE
12	VEHICLE STYLE
13	HIGHWAY MPG
14	CITY MPG
15	POPULARITY

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

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

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	MSRP

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

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

## 3.2. Задача-2. Формализация предметной области

### 3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

На этапе формализации предметной области разрабатываются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем исходные данные кодируются с их использованием, в результате чего получается обучающая выборка. Обучающая выборка, по сути, представляет собой исходные данные, *нормализованные* с помощью классификационных и описательных шкал и градаций. Этим самым подготавливается все

необходимое для выполнения следующего этапа АСК-анализа: синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей.

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

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований и решения практических задач в самых различных предметных областях и направлениях науки, практически везде, где человек применяет естественный интеллект [48, 49].

### 3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Исходные данные представлены в таблице 3:

Таблица 3 – Excel-таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

Obs#	Make	Model	Year	Engine Fuel Type	Engine	Engin	Transmiss	Driven_Wheels	Numbe	Market Category	Vehicle Size	Vehicle Styl	highwa	city m	Populz	MSRP
1	BMW	1 Series M	2011	premium unleaded (re	335	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Factory Tuner,Lux	Compact	Coupe	26	19	3916	46135
2	BMW	1 Series	2011	premium unleaded (re	300	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,Performan	Compact	Convertible	28	19	3916	40650
3	BMW	1 Series	2011	premium unleaded (re	300	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,High-Perfc	Compact	Coupe	28	20	3916	36350
4	BMW	1 Series	2011	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,Performan	Compact	Coupe	28	18	3916	29450
5	BMW	1 Series	2011	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury	Compact	Convertible	28	18	3916	34500
6	BMW	1 Series	2012	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,Performan	Compact	Coupe	28	18	3916	31200
7	BMW	1 Series	2012	premium unleaded (re	300	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,Performan	Compact	Convertible	26	17	3916	44100
8	BMW	1 Series	2012	premium unleaded (re	300	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,High-Perfc	Compact	Coupe	28	20	3916	39300
9	BMW	1 Series	2012	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury	Compact	Convertible	28	18	3916	36900
10	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury	Compact	Convertible	27	18	3916	37200
11	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	300	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,High-Perfc	Compact	Coupe	28	20	3916	39600
12	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,Performan	Compact	Coupe	28	19	3916	31500
13	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	300	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,Performan	Compact	Convertible	28	19	3916	44400
14	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury	Compact	Coupe	28	19	3916	37200
15	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	230	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,Performan	Compact	Coupe	28	19	3916	31500
16	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	320	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,High-Perfc	Compact	Convertible	25	18	3916	48250
17	BMW	1 Series	2013	premium unleaded (re	320	6	MANUAL	rear wheel drive	2	Luxury,High-Perfc	Compact	Coupe	28	20	3916	43550
18	Audi	100	1992	regular unleaded	172	6	MANUAL	front wheel drive	4	Luxury	Midsize	Sedan	24	17	3105	2000
19	Audi	100	1992	regular unleaded	172	6	MANUAL	front wheel drive	4	Luxury	Midsize	Sedan	24	17	3105	2000
20	Audi	100	1992	regular unleaded	172	6	AUTOMAT	all wheel drive	4	Luxury	Midsize	Wagon	20	16	3105	2000

Таблица 3 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одно наблюдение с определенным сочетанием значений факторов и определенной рекомендуемой ценой;

– каждое *наблюдение* описывается одновременно *двумя* способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические и числовые переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон в таблице 3), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. рекомендуемой ценой. Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «*онтологией*» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «*фрейм-экземпляр*»;

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

– колонки со 17-й по 17-ю – это классификационные шкалы – это шкалы *числового* типа описывающие *результаты* действия факторов в различных единицах измерения (таблица 3), в данном случае рекомендуемая цена автомобиля. В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в *натуральном* и *стоимостном* выражении [8]: например *количество* и *качество* продукции, *прибыль* и *рентабельность*. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 2-й по 16-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 3). Эти шкалы имеют числовой и текстовый тип и их градациями являются лингвистические и числовые переменные;

– при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. 2-й вариант и будет использован в данной работе.

Математическая модель системы «Эйдос» обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных (фрагментированных) зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет чрезмерно жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 3.

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

**2.3.2 Программные интерфейсы с внешними базами данных**

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

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

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

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

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случаев Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "lnp\_data.xls" в систему "Эйдос" с терминалами АСК-АНАЛИЗ и СИСТЕМЫ "ЭЙДОС".

Цель: представить собой способ формализации предметной области. Используются числовые и текстовые шкалы, при этом текстовые могут быть номинальными и порядковыми. Номинальные шкалы задаются только отношениями множественности и неэквивалентности, на порядковых кроме того еще отношения "больше", "меньше", а на числовых - кроме того могут выполняться все арифметические операции. Каждый объект выборки (наблюдения) описан с одной стороны своими признаками, а с другой - принадлежностью к некоторым объединениям категорий (классам). Такая структура описания позволяет проводить операции по агрегированию и делению базовой для всех наблюдений представлений значений в АСК-анализе и системе "Эйдос": используются три интерпретации шкал и градаций: универсальной, статической и динамической:

- универсальной интерпретации: признаки - это градации описательных шкал;
- в статической интерпретации: описательные шкалы - это свойства, а градации (признаки) - это степень выраженности этого свойства;
- в динамической интерпретации: описательные шкалы - это факторы, а градации (признаки) - это значения факторов;

- универсальной интерпретации: классы - это градации классификационных шкал;

- в статической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации объединяющих категорий (классов), к которым в настоящий момент по отношению к признакам относятся состояния объекта; модификации;

- в динамической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации объединяющих категорий (классов), к которым в будущем времени по отношению к признакам относятся состояния объекта; прогнозирования или управления;

**ПРОФИЛАКТИКА ОШИБОК В ФАЙЛЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ:**

- 1-я строка файла "lnp\_data.xls" должна содержать наименования колонок на латинском 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 и неактивные символы не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.е. они будут в выходящей форме, а не как есть будет добавляться наименование градаций. В числовые шкалы надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ОДИНАДЦАТЬ.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длиннее, до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel-2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних версиях до 1048576 строк и 12384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (дискретные значения 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. пробелом), то столбец присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по 10-й являются классификационными шкалами (высочайшим параметром) и содержат данные о классах (базисной структуре объекта управления), к которым принадлежит объект обучающей выборки.
- Столбцы с 11-й по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значений факторов), характеризующие объект обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INF\_NAME.TXT стандарта MS DOS (unicode), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОВАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждой числовой столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются и интерпретируются значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждый УНИКАЛЬНЫЙ интервал или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных lnp\_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам сведениям числовым или уникальным текстовым значениям классов с градациями классификационной шкалы и коды признаков, соответствующие фактам сведениям числовым или уникальным текстовым значениям признаков с градациями описательной шкалы.
- Расположенная выборка формируется на основе файла INF\_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в файлах, и базы расположенной выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INF\_RASP были пустыми. Структура файла INF\_RASP должна быть также же, как INF\_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ соответствовать 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

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 5. Желпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»**

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



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

Задайте параметры:

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

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:   
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:   
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

Не применять сценарный метод АСК-анализа       Применить сценарный метод АСК-анализа

**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: (адаптивные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [3 классов x 69 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	1	3	3,00	7	35	5,00
Текстовые	0	0	0,00	8	34	4,25
ВСЕГО:	1	3	3,00	15	69	4,60

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

В классификационных шкалах:       В описательных шкалах:

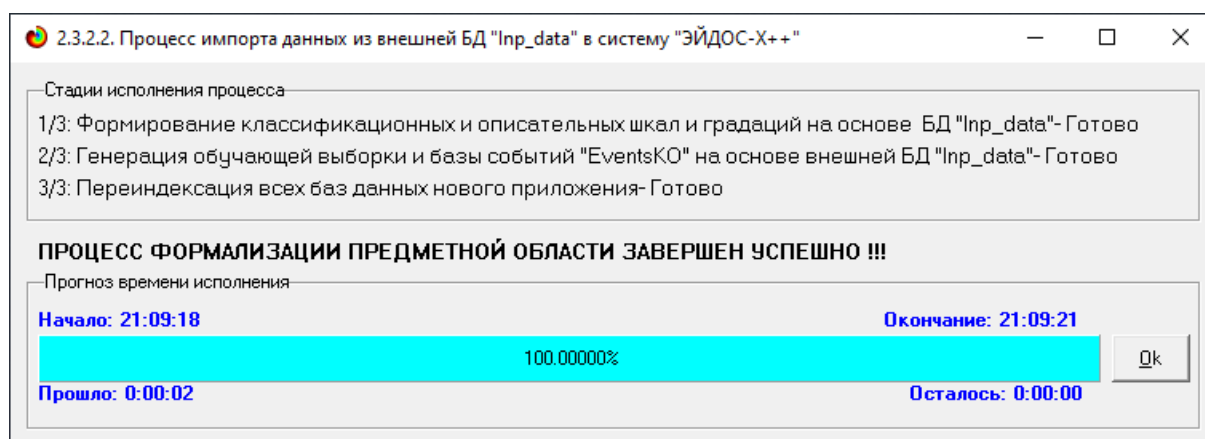


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

В таблицах 4, 5, 6 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на рисунках 6.

Отметим, что суммарное количество градаций на 2-м рисунке 6 и в таблице 5 может не совпадать, если в некоторых описательных шкалах есть градации «Пробел» или нули, которые в соответствии с параметрами на 1-м рисунке 6 рассматривается не как значащие, а как *отсутствие данных*.

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

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}
2	MSRP-Среднее: 2/3-{21995.0000000, 32850.0000000}
3	MSRP-Большое: 3/3-{32850.0000000, 51050.0000000}

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

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	MAKE-1/5-Audi
2	MAKE-2/5-BMW
3	MAKE-3/5-Chrysler
4	MAKE-4/5-FIAT
5	MAKE-5/5-Mercedes-Benz

6	MODEL-1/7-100.0000000
7	MODEL-2/7-200.0000000
8	MODEL-3/7-1 Series
9	MODEL-4/7-1 Series M
10	MODEL-5/7-124 Spider
11	MODEL-6/7-190-Class
12	MODEL-7/7-2 Series

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

**Таблица 6 – Обучающая выборка (фрагмент)**

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17
1	2	9	14	20	26	29	33	36	37	42	49	52	56	62	68	3
2	2	8	14	20	26	29	33	36	37	47	49	51	56	62	68	3
3	2	8	14	20	26	29	33	36	37	46	49	52	56	62	68	3
4	2	8	14	20	24	29	33	36	37	47	49	52	56	61	68	2
5	2	8	14	20	24	29	33	36	37	45	49	51	56	61	68	3
6	2	8	14	20	24	29	33	36	37	47	49	52	56	61	68	2
7	2	8	14	20	26	29	33	36	37	47	49	51	56	60	68	3
8	2	8	14	20	26	29	33	36	37	46	49	52	56	62	68	3
9	2	8	14	20	24	29	33	36	37	45	49	51	56	61	68	3
10	2	8	15	20	24	29	33	36	37	45	49	51	56	61	68	3
11	2	8	15	20	26	29	33	36	37	46	49	52	56	62	68	3
12	2	8	15	20	24	29	33	36	37	47	49	52	56	62	68	2
13	2	8	15	20	26	29	33	36	37	47	49	51	56	62	68	3
14	2	8	15	20	24	29	33	36	37	45	49	51	56	62	68	3
15	2	8	15	20	24	29	33	36	37	47	49	52	56	62	68	2
16	2	8	15	20	26	29	33	36	37	46	49	51	56	61	68	3
17	2	8	15	20	26	29	33	36	37	46	49	52	56	62	68	3
18	1	6	13	21	22	29	33	35	39	45	50	53	55	60	66	1
19	1	6	13	21	22	29	33	35	39	45	50	53	55	60	66	1
20	1	6	13	21	22	29	32	34	39	45	50	54	55	60	66	1
21	1	6	13	21	22	29	33	35	39	45	50	53	55	60	66	1
22	1	6	13	21	22	29	33	34	39	45	50	53	55	60	66	1
23	1	6	13	21	22	29	33	35	39	45	50	53	55	60	66	1
24	1	6	13	21	22	29	32	34	39	45	50	54	55	60	66	1
25	1	6	13	21	22	29	33	35	39	45	50	53	55	60	66	1

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\EventsКО.xlsx

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

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

#### **3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области**

Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и системно-когнитивные модели автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и интеллектуальной системы «Эйдос», подробно описаны в ряде монографий и статей автора [1-4]. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко, акцентируя внимание лишь на математической взаимосвязи коэффициента возврата инвестиций (ROI) с мерой  $\chi$ -квадрат Карла Пирсона и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

Отметим, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов). Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу).

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

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

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 7):

Таблица 7 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

На основе таблицы 7 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 8).

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

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

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

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

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

На практике часто встречается существенная *несбалансированность* данных, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 7) было бы очень неразумно (за исключением меры взаимосвязи хи-квадрат) и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 8) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему *несбалансированности* данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 7), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 8), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [8]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

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

В таблице 9 приведены формулы:

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

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

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

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
<b>ABS</b> , матрица абсолютных частот, $N_{ij}$ - фактическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $\bar{N}_{ij}$ - теоретическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $N_i$ – суммарное количество признаков в $i$ -й строке; $N_j$ – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в $j$ -м классе; $N$ – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	$N_{ij}$ – фактическая частота; $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.	
<b>PRC1</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество признаков по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>PRC2</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<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	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
<b>INF2</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект $j$ -го класса, то у него будет обнаружен $i$ -й признак.		
<b>INF3</b> , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	...	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу		
<b>INF6</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу		

**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;

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

Таблица 10 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 9), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом  $N_j$  рассматривается как суммарное количество или признаков, или объектов обучающей выборки в  $j$ -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы (таблица 11).

Таблица 11– Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

	Способ сравнения	Нормировка не требуется	Нормировка к 0 путем взятия логарифма	Нормировка к 0 путем вычитания 1
Сравнение фактических и теоретических абсолютных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF3, $\chi^2$ -квадрат Карла Пирсона	---	---
Сравнение условных и безусловных относительных частот	Путем деления	---	INF1, INF2, Александра Харкевича	INF4, INF5, Коэффициент возврата инвестиций ROI
	Путем вычитания	INF6, INF7	---	---



Обратим особое внимание на то, что сравнение фактических и теоретических абсолютных частот путем деления приводит при нормировках к нулю (что нужно для применения аддитивных интегральных критериев) путем взятия логарифма и путем вычитания 1 к **тем же самым** моделям, что и сравнение условных и безусловных относительных частот путем деления с теми же самыми способами нормировки. Таким образом, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и провести нормировку к 0 путем взятия логарифма и путем вычитания 1, то получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Других же системно-когнитивных моделей, рассчитываемых на основе приведенных статистических моделей просто нет. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра. ***Под конфигуратором В.А.Лефевр понимал минимальный полный набор понятийных шкал или конструкторов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области [4]<sup>9</sup>***. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

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

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

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

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний.

---

9 См. 1.2.1.2.1.1. Определение понятия конфигуратора, [http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06\\_lec/index.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos06_lec/index.htm)

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

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [8].

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

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

**Таблица 12 – Уточнение терминологии АСК-анализа**

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

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 12):

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры  $\chi$ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигурактор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Левефва, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

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

### 3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (рисунок 7):

**3.5. Синтез и верификация моделей**

— Задайте модели для синтеза и верификации —

Статистические базы:

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

Задайте источник данных для расчета модели ABS:

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

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот:

- 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Текущая модель:

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

— Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (бутстрепный подход): —

— Какие объекты обуч. выборки копировать: —

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

— Удалять из обуч. выборки скопированные объекты: —

- Не удалять
- Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Подробнее

Измеряется внутренняя достоверн. модели

Выполнить:

- Синтез и верификацию
- Только верификацию
- Только синтез (xBase++)
- Только синтез (Python)

Задайте процессор:

- CPU  GPU

Задайте алгоритм:

- Классика - дольше
- Упрощенно-быстрее

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

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 376244 байт, т.е.: 0.0175202 % от MAX-возможного. (от 2Гб)

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

В применении бутстрепного подхода нет необходимости. Синтез и верификация моделей будут выполнены на основе всей выборки.

---

**3.5. Синтез и верификация моделей**

— Стадии исполнения процесса —

Шаг 1-й из 11: Копирование обучающей выборки в распознаваемую - Готово

Шаг 2-й из 11: Синтез стат. модели "ABS" (расчет матрицы абсолютных частот) - Готово

Шаг 3-й из 11: Синтез стат. моделей "PRC1" и "PRC2" (усл. безуслов. % распр.) - Готово

Шаг 4-й из 11: Синтез моделей знаний: INF1-INF7 - Готово

НАЧАЛО ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ИСПОЛНЕНИЕ:-----

Шаг 5-й из 11: Задание модели "INF7" в качестве текущей - Готово

Шаг 6-й из 11: Пакетное распознавание в модели "INF7" - Готово

Шаг 7-й из 11: Измерение достоверности модели: "Inf7" - Интегральный критерий: "Сумма знаний" - Готово

КОНЕЦ ЦИКЛА ПО ЧАСТНЫМ И ИНТЕГРАЛЬНЫМ КРИТЕРИЯМ - ГОТОВО:-----

Шаг 8-й из 11: Объединение БД DostRsp# в БД DostRasp - Готово

Шаг 9-й из 11: Печать сводной формы по результатам верификации моделей - Готово

Шаг 10-й из 11: Создание формы: "Достоверность идент. классов в различных моделях" - Готово

Шаг 11-й из 11: "Присвоение заданной модели: Inf1 статуса текущей" - Готово

**Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей успешно завершены !!!**

— Прогноз времени исполнения —

Начало: 21:10:03 Окончание: 21:10:14

100.00000%

Прошло: 0:00:11 Осталось: 0:00:00

Рисунок 7. 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 8-11:

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MSRP МАЛОЕ: 1/3 (2000 000000, 21995 000000)	2. MSRP СРЕДНЕЕ: 2/3 (21995 000000, 33950 000000)	3. MSRP БОЛЬШОЕ: 3/3 (33950 000000, 51050 000000)	Единица	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	MAKE-1/5:Audi	21.0			21.0	7.00	12.12
2.0	MAKE-2/5:BMW		6.0	28.0	34.0	11.33	14.74
3.0	MAKE-3/5:Chrysler	3.0	20.0		23.0	7.67	10.79
4.0	MAKE-4/5:FIAT		3.0		3.0	1.00	1.73
5.0	MAKE-5/5:Mercedes-Benz	6.0			6.0	2.00	3.46
6.0	MODEL-1/7-100.000000	15.0			15.0	5.00	8.66
7.0	MODEL-2/7-200.000000	9.0	20.0		29.0	9.67	10.02
8.0	MODEL-3/7-1 Series		4.0	12.0	16.0	5.33	6.11
9.0	MODEL-4/7-1 Series M			1.0	1.0	0.33	0.58
10.0	MODEL-5/7-124 Spider		3.0		3.0	1.00	1.73
11.0	MODEL-6/7-190-Class	6.0			6.0	2.00	3.46
12.0	MODEL-7/7-2 Series		2.0	15.0	17.0	5.67	8.14
13.0	YEAR-Очень мало: 1/5 (1990.000000, 1993.000000)	22.0			22.0	7.33	12.70
14.0	YEAR-Мало: 2/5 (1993.000000, 2012.000000)	5.0	2.0	7.0	14.0	4.67	2.52
15.0	YEAR-Средне: 3/5 (2012.000000, 2016.000000)	2.0	16.0	13.0	31.0	10.33	7.37
16.0	YEAR-Большое: 4/5 (2016.000000, 2017.000000)	1.0	11.0	8.0	20.0	6.67	5.13
17.0	YEAR-Очень большое: 5/5 (2017.000000, 2017.000000)						
18.0	ENGINE_FUEL_TYPE-1/4:flex-fuel (unleaded/E85)	3.0	20.0		23.0	7.67	10.79
19.0	ENGINE_FUEL_TYPE-2/4:premium unleaded (recommended)		3.0	8.0	11.0	3.67	4.04
20.0	ENGINE_FUEL_TYPE-3/4:premium unleaded (required)		6.0	20.0	26.0	8.67	10.26
21.0	ENGINE_FUEL_TYPE-4/4:regular unleaded	27.0			27.0	9.00	15.59
22.0	ENGINE_HP-Очень мало: 1/5 (130.000000, 172.000000)	25.0	3.0		28.0	9.33	13.65
23.0	ENGINE_HP-Мало: 2/5 (172.000000, 194.000000)	3.0	13.0		16.0	5.33	6.81
24.0	ENGINE_HP-Средне: 3/5 (194.000000, 230.000000)	2.0	4.0	4.0	10.0	3.33	1.15
25.0	ENGINE_HP-Большое: 4/5 (230.000000, 295.000000)		9.0	7.0	16.0	5.33	4.73
26.0	ENGINE_HP-Очень большое: 5/5 (295.000000, 335.000000)			17.0	17.0	5.67	9.81
27.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень мало: 1/5 (4.000000, 4.000000)	6.0	18.0	7.0	31.0	10.33	6.66
28.0	ENGINE_CYLINDERS-Мало: 2/5 (4.000000, 5.000000)	6.0			6.0	2.00	3.46
29.0	ENGINE_CYLINDERS-Средне: 3/5 (5.000000, 6.000000)	18.0	11.0	21.0	50.0	16.67	5.13
30.0	ENGINE_CYLINDERS-Большое: 4/5 (6.000000, 6.000000)						
31.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень большое: 5/5 (6.000000, 6.000000)						
32.0	TRANSMISSION_TYPE-1/2-AUTOMATIC	10.0	21.0	15.0	46.0	15.33	5.51
33.0	TRANSMISSION_TYPE-2/2-MANUAL	20.0	8.0	13.0	41.0	13.67	6.03
34.0	DRIVEN_WHEELS-1/3-all wheel drive	10.0	7.0	7.0	24.0	8.00	1.73
35.0	DRIVEN_WHEELS-2/3-front wheel drive	14.0	13.0		27.0	9.00	7.81
36.0	DRIVEN_WHEELS-3/3-rear wheel drive	6.0	9.0	21.0	36.0	12.00	7.94
37.0	NUMBER_OF_DOORS-Очень мало: 1/5 (2.000000, 2.000000)		9.0	28.0	37.0	12.33	14.29
38.0	NUMBER_OF_DOORS-Мало: 2/5 (2.000000, 2.000000)						
39.0	NUMBER_OF_DOORS-Средне: 3/5 (2.000000, 4.000000)	30.0	20.0		50.0	16.67	15.28

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MSRP МАЛОЕ: 1/3 (2000 000000, 21995 000000)	2. MSRP СРЕДНЕЕ: 2/3 (21995 000000, 33950 000000)	3. MSRP БОЛЬШОЕ: 3/3 (33950 000000, 51050 000000)	Безуслов. вероятн.	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	MAKE-1/5:Audi	70.000			24.138	23.333	40.431
2.0	MAKE-2/5:BMW		20.690	100.000	39.080	40.230	52.803
3.0	MAKE-3/5:Chrysler	10.000	68.966		26.437	26.322	37.284
4.0	MAKE-4/5:FIAT		10.345		3.448	3.448	5.989
5.0	MAKE-5/5:Mercedes-Benz	20.000			6.897	6.667	11.564
6.0	MODEL-1/7-100.000000	50.000			17.241	16.667	28.884
7.0	MODEL-2/7-200.000000	30.000	68.966		33.333	32.989	34.596
8.0	MODEL-3/7-1 Series		13.793	42.857	18.391	18.883	21.894
9.0	MODEL-4/7-1 Series M			3.571	1.149	1.190	2.079
10.0	MODEL-5/7-124 Spider		10.345		3.448	3.448	5.989
11.0	MODEL-6/7-190-Class	20.000			6.897	6.667	11.564
12.0	MODEL-7/7-2 Series		6.897	53.571	19.540	20.156	29.160
13.0	YEAR-Очень мало: 1/5 (1990.000000, 1993.000000)	73.333			25.287	24.444	42.356
14.0	YEAR-Мало: 2/5 (1993.000000, 2012.000000)	16.667	6.897	25.000	16.092	16.188	9.078
15.0	YEAR-Средне: 3/5 (2012.000000, 2016.000000)	6.667	55.172	46.429	35.632	36.089	25.870
16.0	YEAR-Большое: 4/5 (2016.000000, 2017.000000)	3.333	37.931	28.571	22.989	23.279	17.912
17.0	YEAR-Очень большое: 5/5 (2017.000000, 2017.000000)						
18.0	ENGINE_FUEL_TYPE-1/4:flex-fuel (unleaded/E85)	10.000	68.966		26.437	26.322	37.284
19.0	ENGINE_FUEL_TYPE-2/4:premium unleaded (recommended)		10.345	28.571	12.644	12.972	14.482
20.0	ENGINE_FUEL_TYPE-3/4:premium unleaded (required)		20.690	71.429	29.885	30.706	36.769
21.0	ENGINE_FUEL_TYPE-4/4:regular unleaded	90.000			31.034	30.000	51.978
22.0	ENGINE_HP-Очень мало: 1/5 (130.000000, 172.000000)	83.333	10.345		32.184	31.226	45.438
23.0	ENGINE_HP-Мало: 2/5 (172.000000, 194.000000)	10.000	44.828		18.391	18.276	23.548
24.0	ENGINE_HP-Средне: 3/5 (194.000000, 230.000000)	6.667	13.793	14.286	11.494	11.582	4.280
25.0	ENGINE_HP-Большое: 4/5 (230.000000, 295.000000)		31.034	25.000	18.391	18.678	16.471
26.0	ENGINE_HP-Очень большое: 5/5 (295.000000, 335.000000)			60.714	19.540	20.238	35.070
27.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень мало: 1/5 (4.000000, 4.000000)	20.000	62.069	25.000	35.632	35.690	22.998
28.0	ENGINE_CYLINDERS-Мало: 2/5 (4.000000, 5.000000)	20.000			6.897	6.667	11.564
29.0	ENGINE_CYLINDERS-Средне: 3/5 (5.000000, 6.000000)	60.000	37.931	75.000	57.471	57.644	18.663
30.0	ENGINE_CYLINDERS-Большое: 4/5 (6.000000, 6.000000)						
31.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень большое: 5/5 (6.000000, 6.000000)						
32.0	TRANSMISSION_TYPE-1/2-AUTOMATIC	33.333	72.414	53.571	52.874	53.106	19.561
33.0	TRANSMISSION_TYPE-2/2-MANUAL	66.667	27.586	46.429	47.126	46.894	19.561
34.0	DRIVEN_WHEELS-1/3-all wheel drive	33.333	24.138	25.000	27.586	27.490	5.095
35.0	DRIVEN_WHEELS-2/3-front wheel drive	46.667	44.828		31.034	30.498	26.445
36.0	DRIVEN_WHEELS-3/3-rear wheel drive	20.000	31.034	75.000	41.379	42.011	29.113
37.0	NUMBER_OF_DOORS-Очень мало: 1/5 (2.000000, 2.000000)		31.034	100.000	42.529	43.678	51.202
38.0	NUMBER_OF_DOORS-Мало: 2/5 (2.000000, 2.000000)						
39.0	NUMBER_OF_DOORS-Средне: 3/5 (2.000000, 4.000000)	100.000	68.966		57.471	56.322	51.202

Рисунок 9. Статистическая модель «PRC2», матрица условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MSRP МАЛОЕ 1/3 (2000.000000, 21995.000000)	2. MSRP СРЕДНЕЕ 2/3 (21995.000000, 32850.000000)	3. MSRP БОЛЬШОЕ 3/3 (32850.000000, 51050.000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат
1.0	MAKE-1/5-Audi	0.235			0.235	0.078	0.136
2.0	MAKE-2/5-BMW		-0.141	0.208	0.067	0.022	0.175
3.0	MAKE-3/5-Chrysler	-0.215	0.212		-0.003	-0.001	0.213
4.0	MAKE-4/5-FIAT		0.243		0.243	0.081	0.140
5.0	MAKE-5/5-Mercedes-Benz	0.235			0.235	0.078	0.136
6.0	MODEL-1/7-100.000000	0.235			0.235	0.078	0.136
7.0	MODEL-2/7-200.000000	-0.023	0.161		0.137	0.046	0.100
8.0	MODEL-3/7-1 Series		-0.064	0.187	0.123	0.041	0.130
9.0	MODEL-4/7-1 Series M			0.250	0.250	0.083	0.145
10.0	MODEL-5/7-124 Spider		0.243		0.243	0.081	0.140
11.0	MODEL-6/7-190-Class	0.235			0.235	0.078	0.136
12.0	MODEL-7/7-2 Series		-0.230	0.223	-0.007	-0.002	0.226
13.0	YEAR-Очень мало: 1/5 (1990.000000, 1993.000000)	0.235			0.235	0.078	0.136
14.0	YEAR-Мало: 2/5 (1993.000000, 2012.000000)	0.009	-0.187	0.097	-0.082	-0.027	0.145
15.0	YEAR-Среднее: 3/5 (2012.000000, 2016.000000)	-0.370	0.097	0.058	-0.215	-0.072	0.259
16.0	YEAR-Большое: 4/5 (2016.000000, 2017.000000)	-0.427	0.111	0.048	-0.268	-0.089	0.294
17.0	YEAR-Очень большое: 5/5 (2017.000000, 2017.000000)						
18.0	ENGINE_FUEL_TYPE-1/4 flex fuel (unleaded/E85)	-0.215	0.212		-0.003	-0.001	0.213
19.0	ENGINE_FUEL_TYPE-2/4 premium unleaded (recommended)		-0.044	0.180	0.136	0.045	0.119
20.0	ENGINE_FUEL_TYPE-3/4 premium unleaded (required)		-0.081	0.193	0.111	0.037	0.141
21.0	ENGINE_FUEL_TYPE-4/4 regular unleaded	0.235			0.235	0.078	0.136
22.0	ENGINE_HP-Очень мало: 1/5 (130.000000, 172.000000)	0.210	-0.251		-0.041	-0.014	0.231
23.0	ENGINE_HP-Мало: 2/5 (172.000000, 184.000000)	-0.135	0.197		0.062	0.021	0.167
24.0	ENGINE_HP-Среднее: 3/5 (184.000000, 230.000000)	-0.120	0.040	0.048	-0.032	-0.011	0.095
25.0	ENGINE_HP-Большое: 4/5 (230.000000, 295.000000)		0.116	0.048	0.183	0.061	0.058
26.0	ENGINE_HP-Очень большое: 5/5 (295.000000, 335.000000)			0.250	0.250	0.083	0.145
27.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень мало: 1/5 (4.000000, 4.000000)	-0.128	0.123	-0.078	-0.083	-0.028	0.133
28.0	ENGINE_CYLINDERS-Мало: 2/5 (4.000000, 5.000000)	0.235			0.235	0.078	0.136
29.0	ENGINE_CYLINDERS-Среднее: 3/5 (5.000000, 6.000000)	0.010	-0.092	0.059	-0.023	-0.008	0.077
30.0	ENGINE_CYLINDERS-Большое: 4/5 (6.000000, 6.000000)						
31.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень большое: 5/5 (6.000000, 6.000000)						
32.0	TRANSMISSION_TYPE-1/2 AUTOMATIC	-0.102	0.069	0.003	-0.030	-0.010	0.086
33.0	TRANSMISSION_TYPE-2/2 MANUAL	0.077	-0.118	-0.003	-0.045	-0.015	0.098
34.0	DRIVEN_WHEELS-1/3 all wheel drive	0.042	-0.030	-0.022	-0.009	-0.003	0.039
35.0	DRIVEN_WHEELS-2/3 front wheel drive	0.090	0.091		0.171	0.057	0.050
36.0	DRIVEN_WHEELS-3/3 rear wheel drive	-0.161	-0.064	0.131	-0.093	-0.031	0.149
37.0	NUMBER_OF_DOORS-Очень мало: 1/5 (2.000000, 2.000000)		-0.070	0.189	0.119	0.040	0.134
38.0	NUMBER_OF_DOORS-Мало: 2/5 (2.000000, 3.000000)						
39.0	NUMBER_OF_DOORS-Среднее: 3/5 (2.000000, 4.000000)	0.122	0.040		0.163	0.054	0.062

Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «INF1», матрица информантностей (по А.Харкевичу) (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MSRP МАЛОЕ 1/3 (2000.000000, 21995.000000)	2. MSRP СРЕДНЕЕ 2/3 (21995.000000, 32850.000000)	3. MSRP БОЛЬШОЕ 3/3 (32850.000000, 51050.000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат
1.0	MAKE-1/5-Audi	13.759	-7.000	-6.759			11.915
2.0	MAKE-2/5-BMW	-11.724	-5.333	17.057			15.114
3.0	MAKE-3/5-Chrysler	-4.931	12.333	-7.402			10.752
4.0	MAKE-4/5-FIAT	-1.034	2.000	-0.966			1.732
5.0	MAKE-5/5-Mercedes-Benz	3.931	-2.000	-1.931			3.405
6.0	MODEL-1/7-100.000000	9.828	-5.000	-4.828			8.511
7.0	MODEL-2/7-200.000000	-1.000	10.333	-9.333			9.871
8.0	MODEL-3/7-1 Series	-5.517	-1.333	6.851			6.291
9.0	MODEL-4/7-1 Series M	-0.345	-0.333	0.678			0.587
10.0	MODEL-5/7-124 Spider	-1.034	2.000	-0.966			1.732
11.0	MODEL-6/7-190-Class	3.931	-2.000	-1.931			3.405
12.0	MODEL-7/7-2 Series	-5.862	-3.667	9.529			8.325
13.0	YEAR-Очень мало: 1/5 (1990.000000, 1993.000000)	14.414	-7.333	-7.080			12.483
14.0	YEAR-Мало: 2/5 (1993.000000, 2012.000000)	0.172	-2.667	2.494			2.585
15.0	YEAR-Среднее: 3/5 (2012.000000, 2016.000000)	-8.690	5.667	3.023			7.641
16.0	YEAR-Большое: 4/5 (2016.000000, 2017.000000)	-5.897	4.333	1.563			5.291
17.0	YEAR-Очень большое: 5/5 (2017.000000, 2017.000000)						
18.0	ENGINE_FUEL_TYPE-1/4 flex fuel (unleaded/E85)	-4.931	12.333	-7.402			10.752
19.0	ENGINE_FUEL_TYPE-2/4 premium unleaded (recommended)	-3.793	-0.667	4.460			4.167
20.0	ENGINE_FUEL_TYPE-3/4 premium unleaded (required)	-8.966	-2.667	11.633			10.555
21.0	ENGINE_FUEL_TYPE-4/4 regular unleaded	17.690	-9.000	-8.690			15.320
22.0	ENGINE_HP-Очень мало: 1/5 (130.000000, 172.000000)	15.345	-6.333	-9.011			13.356
23.0	ENGINE_HP-Мало: 2/5 (172.000000, 184.000000)	-2.517	7.667	-5.149			6.769
24.0	ENGINE_HP-Среднее: 3/5 (184.000000, 230.000000)	-1.448	0.667	0.782			1.256
25.0	ENGINE_HP-Большое: 4/5 (230.000000, 295.000000)	-5.517	3.667	1.851			4.864
26.0	ENGINE_HP-Очень большое: 5/5 (295.000000, 335.000000)	-5.862	-5.667	11.529			9.985
27.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень мало: 1/5 (4.000000, 4.000000)	-4.690	7.667	-2.977			6.695
28.0	ENGINE_CYLINDERS-Мало: 2/5 (4.000000, 5.000000)	3.931	-2.000	-1.931			3.405
29.0	ENGINE_CYLINDERS-Среднее: 3/5 (5.000000, 6.000000)	0.759	-5.667	4.908			5.328
30.0	ENGINE_CYLINDERS-Большое: 4/5 (6.000000, 6.000000)						
31.0	ENGINE_CYLINDERS-Очень большое: 5/5 (6.000000, 6.000000)						
32.0	TRANSMISSION_TYPE-1/2 AUTOMATIC	-5.862	5.667	0.195			5.767
33.0	TRANSMISSION_TYPE-2/2 MANUAL	5.862	-5.667	-0.195			5.767
34.0	DRIVEN_WHEELS-1/3 all wheel drive	1.724	-1.000	-0.724			1.500
35.0	DRIVEN_WHEELS-2/3 front wheel drive	4.690	4.000	-8.690			7.533
36.0	DRIVEN_WHEELS-3/3 rear wheel drive	-6.414	-3.000	9.414			8.329
37.0	NUMBER_OF_DOORS-Очень мало: 1/5 (2.000000, 2.000000)	-12.759	-3.333	16.092			14.711
38.0	NUMBER_OF_DOORS-Мало: 2/5 (2.000000, 3.000000)						
39.0	NUMBER_OF_DOORS-Среднее: 3/5 (2.000000, 4.000000)	12.759	3.333	-16.092			14.711

Рисунок 11. Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону) (фрагмент)

*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

#### 3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван 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 [9].

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

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

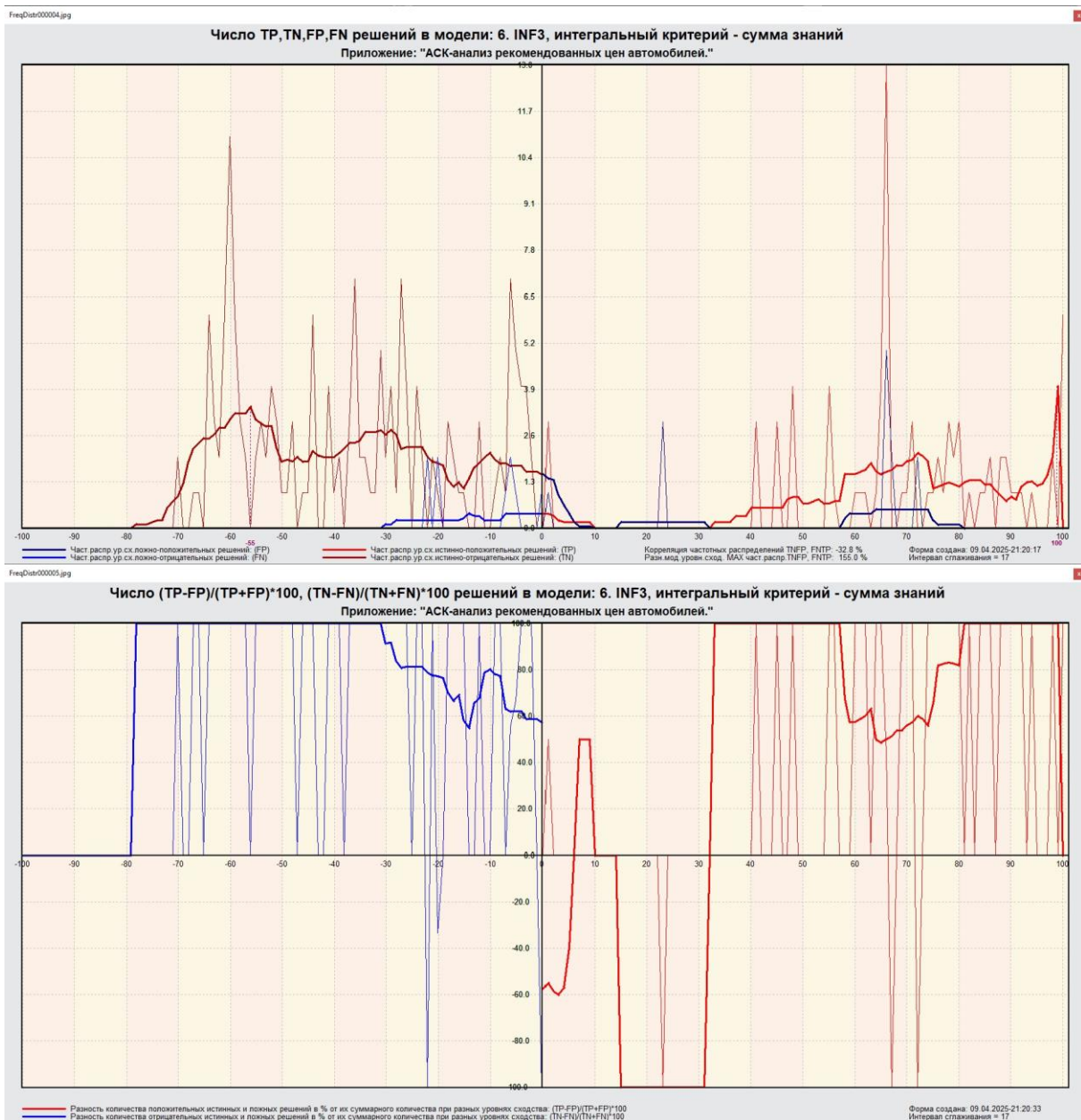
#### 3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.932** (рисунок 12). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	ложно-отрицательный (FN)	Точность модели	Полнота модели	Флера Ван Ризбергена	Сумма модел. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модел. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модел. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модел. уровней сход. ложно-отрицат. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч сометаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...		0.530	1.000	0.693	62.554	16.039	15.688		0.799	1.000	0.889
1. ABS - частный критерий: количество встреч сометаний "Клас...	Сумма абс. частот по признак...		0.333	1.000	0.500	65.139		48.785		0.572	1.000	0.728
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...		0.530	1.000	0.693	62.554	16.039	15.688		0.799	1.000	0.889
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сумма усл.отн. частот по при...		0.333	1.000	0.500	67.326		50.451		0.572	1.000	0.727
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...		0.530	1.000	0.693	62.554	16.039	15.688		0.799	1.000	0.889
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Сумма усл.отн. частот по при...		0.333	1.000	0.500	67.326		50.451		0.572	1.000	0.727
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	9	0.867	0.897	0.881	55.853	72.369	6.506	5.073	0.896	0.917	0.906
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	9	0.750	0.897	0.817	58.811	36.563	8.817	3.314	0.870	0.947	0.907
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	9	0.867	0.897	0.881	55.853	72.369	6.506	5.073	0.896	0.917	0.906
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	9	0.750	0.897	0.817	58.811	36.563	8.817	3.314	0.870	0.947	0.907
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактик...	Семантический резонанс зна...	9	0.857	0.897	0.876	58.546	64.835	7.554	1.429	0.886	0.976	0.929
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактик...	Сумма знаний	9	0.857	0.897	0.876	53.988	59.684	6.782	1.086	0.888	0.980	0.932
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	9	0.867	0.897	0.881	52.281	64.410	5.249	3.950	0.909	0.930	0.919
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	8	0.617	0.908	0.735	57.605	10.606	8.576	1.035	0.870	0.982	0.923
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	9	0.867	0.897	0.881	52.281	64.410	5.249	3.950	0.909	0.930	0.919
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	8	0.617	0.908	0.735	57.605	10.606	8.576	1.035	0.870	0.982	0.923
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	12	0.833	0.862	0.847	58.153	46.050	7.779	3.687	0.882	0.940	0.910
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	9	0.553	0.897	0.684	55.838	10.751	9.949	1.118	0.849	0.980	0.910
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	12	0.833	0.862	0.847	58.153	46.050	7.779	3.687	0.882	0.940	0.910
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	9	0.553	0.897	0.684	55.838	10.751	9.949	1.118	0.849	0.980	0.910

Рисунок 12. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 13 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко [9] СК-модели INF3.



**Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3 [9]**

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критерию достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3:

- отрицательные ложные решения в данной задаче вообще не встречаются, а в общем случае такие решения практически не встречаются за исключением очень небольшого количества случаев с очень низкими уровнями различия;

- *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.

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

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

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

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

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

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

Таких образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В. Лущенко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: (-1, +1) и (0, 1).  
 $L1 = (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)$  (нормировка: (-1, +1))  
 $L2 = (1 + TP + TN - FP - FN) / (1 + TP + TN + FP + FN) / 2$  (нормировка: (0, 1))

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

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

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

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

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

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

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

Резжим: 4.1.3.11. РАСЧЕТ И ГРАФИЧЕСКАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ЧАСТОТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ УРОВНЕЙ СХОДСТВА:

По нажатию кнопки: [(TP;TN;FP;FN), [(TP;FP);(TN;FN)], [(TP;FP)/(TP+FP)\*100] отображаются графики частотных распределений для модели и интегрального критерия той строки, на которой в экранной форме 3.4 стоит курсор. По клику на кнопки: [(TP;FP)/(TP+FP)\*100] выводятся графики частотных распределений: (TP;FP)/(TP+FP)\*100 и (TN;FN)/(TN+FN)\*100, где:  
TP: True-Positive; TN: True-Negative; FP: False Positive; FN: False-Negative, количество истинных и ложных положительных и отрицательных решений.

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

Примерные графики TP, TN, FP, FN, а также F-меры и критериев L1, L2 при увеличении объема выборки:

Количество решений

Объем выборки

Динамика F-меры Ван Ризбергера и L1- и L2- мер проф.Е.В.Лущенко в зависимости от объема выборки RND-модели

Число объектов обучающей выборки

Динамика F-меры Ван Ризбергера и L1- и L2- мер проф.Е.В.Лущенко в зависимости от объема выборки RND-модели

Число объектов обучающей выборки

Legend: L2-MER (blue), L1-MER (magenta), F-MER (yellow)

Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

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

#### 3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

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.

#### 3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

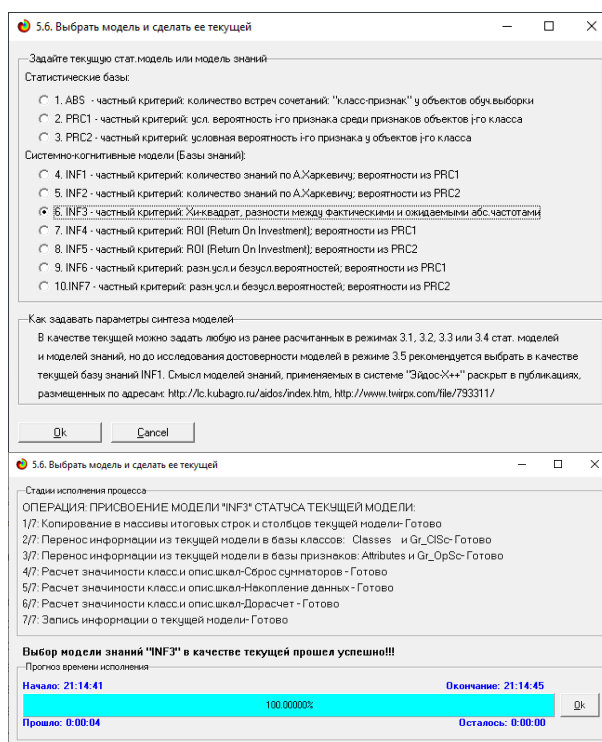


Рисунок 15. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

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

#### **3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области**

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

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

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

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны<sup>10</sup> в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

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

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

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

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

---

<sup>10</sup> В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

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).

### 3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

#### Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

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

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

Поэтому по своей сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в частности линейной интерполяции:

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

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

### 3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

*Во-вторых*, данный интегральный критерий является **фильтром**, подавляющим белый шум, который всегда присутствует в эмпирических исходных данных и в моделях, созданных на их основе. Это свойство

подавлять белый шум проявляется у данного критерия тем ярче, чем больше в модели градаций описательных шкал.

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

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

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов  $I_j$  разложения функции объекта  $L_i$  в ряд по функциям классов  $I_{ij}$ , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах [2, 3, 4].

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

### **3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»**

В АСК-анализе разработаны, а в системе «Эйдос» реализованы развитые методы прогнозирования, основанные на сценарном методе АСК-анализа или сценарном АСК-анализе [11]. Но в задачи данной работы не входит их подробное рассмотрение, тем более, что они подробно освещены и на теоретическом уровне, и с детальными численными примерами в работах [4-7, 11] и в ряде других [48].

Поэтому в данной работе рассмотрим стандартный несколько упрощенный вариант решения задачи идентификации и прогнозирования. Запустим режим 4.1.2 системы «Эйдос» (рисунок 16).

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

Из этих выходных форм рассмотрим только две: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 18).

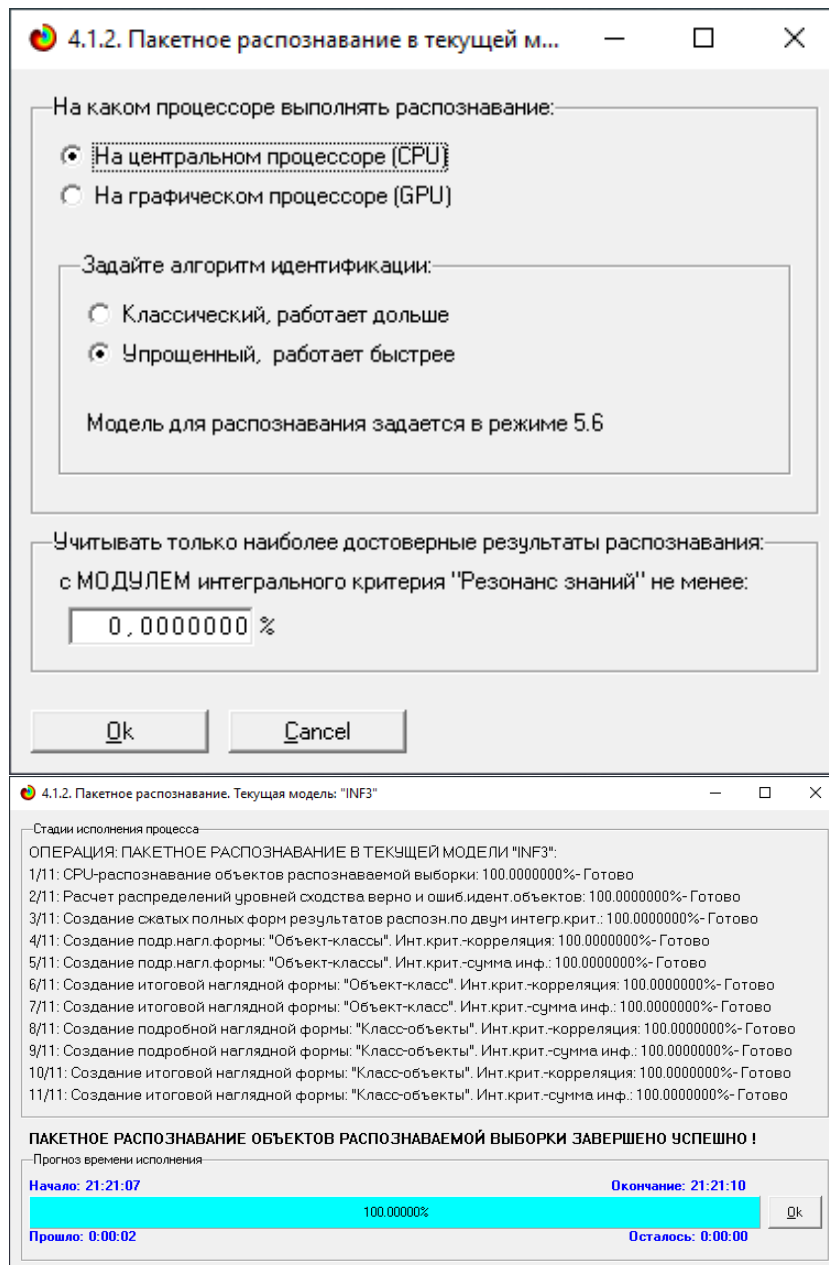


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

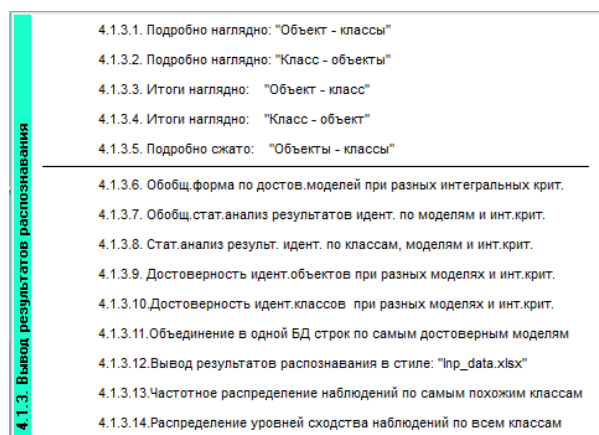
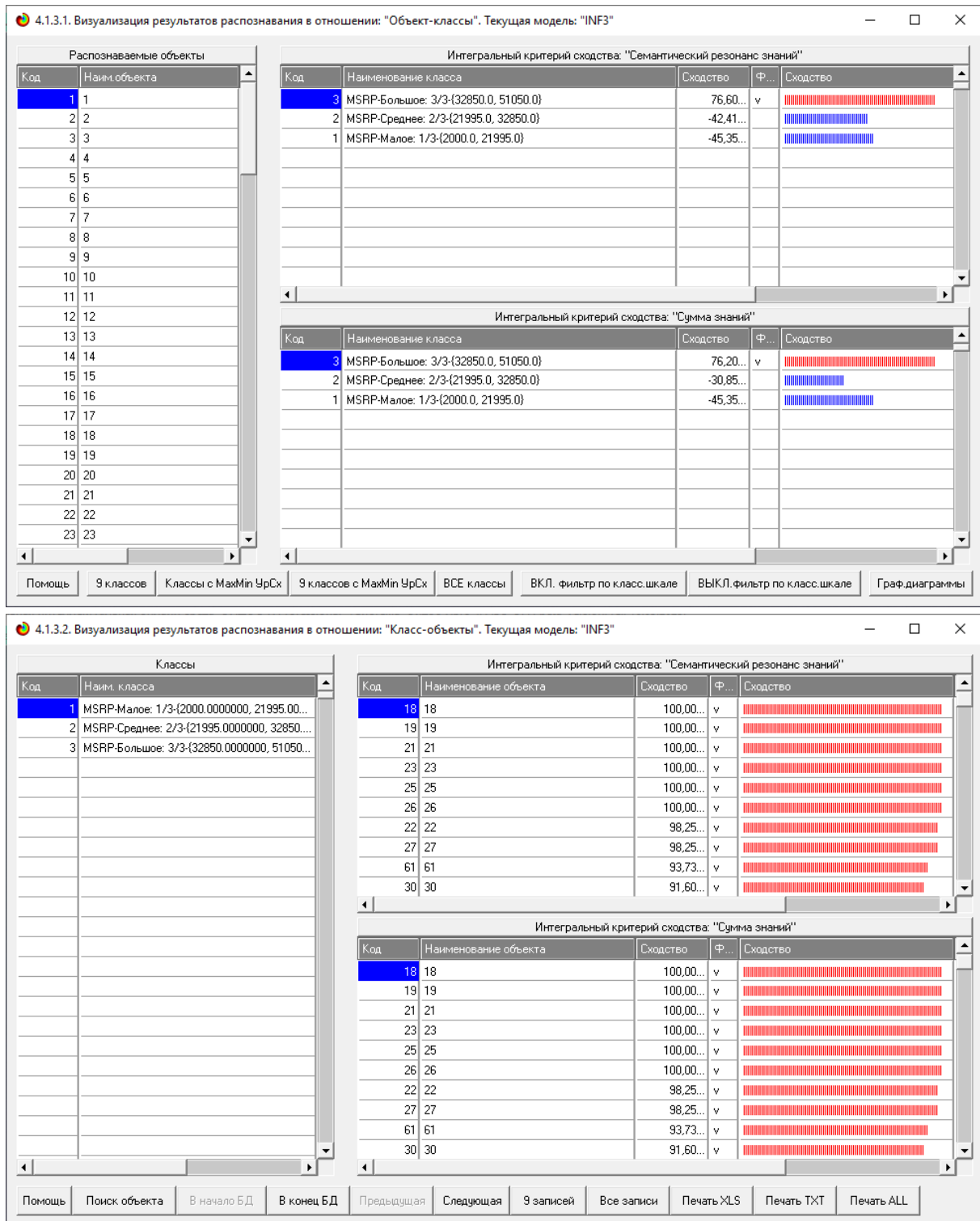


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования



**Рисунок 18. Некоторые экранные 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**

##### **3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области**

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

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

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

Таким образом, задача принятия решений является *обратной* по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [10] (рисунки 19).

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

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

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

Необходимо подчеркнуть, что в системе «Эйдос» SWOT-диаграммы формируются автоматически на основе статистических и системно-когнитивных моделей, созданных непосредственно на основе эмпирических данных, а не как обычно не формализуемым экспертным

путем на основе интуиции, опыта и профессиональной компетенции, т.е. практически «на глазок», а в некоторых случаях и вообще «от фонаря».

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

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

**Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления**

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}	7,2348686	450	34,4827586
2	MSRP-Среднее: 2/3-{21995.0000000, 32850.0000000}	5,2630169	435	33,3333333
3	MSRP-Большое: 3/3-{32850.0000000, 51050.0000000}	7,1971000	420	32,1839080

**SWOT-анализ класса: 1 "MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}" в модели: 6 "INF3"**

**Способствующие факторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
21	ENGINE FUEL TYPE-4/4-regular unleaded	17.690
60	CITY MPG-Очень малое: 1/5-{15.0000000, 17.0000000}	15.379
22	ENGINE HP-Очень малое: 1/5-{130.0000000, 172.0000...	15.345
13	YEAR-Очень малое: 1/5-{1990.0000000, 1993.0000000}	14.414
45	MARKET CATEGORY-4/7-Luxury	13.966
1	MAKE-1/5-Audi	13.759
55	HIGHWAY MPG-Очень малое: 1/5-{20.0000000, 24.000...	13.759
66	POPULARITY-Малое: 2/5-{1013.0000000, 3105.0000000}	13.759
39	NUMBER OF DOORS-Среднее: 3/5-{2.0000000, 4.0000...	12.759
6	MODEL-1/7-100.0000000	9.828
50	VEHICLE SIZE-2/2-Midsize	8.828
53	VEHICLE STYLE-3/4-Sedan	8.828
33	TRANSMISSION TYPE-2/2-MANUAL	5.862
35	DRIVEN_WHEELS-2/3-front wheel drive	4.690

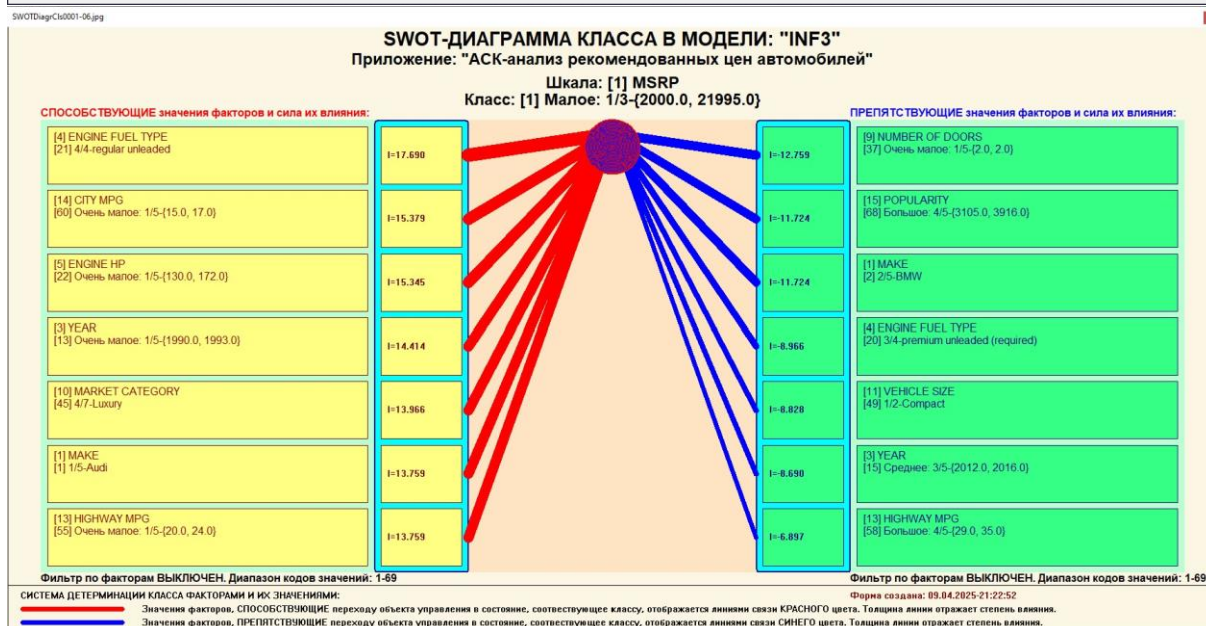
**Препятствующие факторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
37	NUMBER OF DOORS-Очень малое: 1/5-{2.0000000, 2.0...	-12.759
68	POPULARITY-Большое: 4/5-{3105.0000000, 3916.0000...	-11.724
2	MAKE-2/5-BMW	-11.724
20	ENGINE FUEL TYPE-3/4-premium unleaded (required)	-8.966
49	VEHICLE SIZE-1/2-Compact	-8.828
15	YEAR-Среднее: 3/5-{2012.0000000, 2016.0000000}	-8.690
58	HIGHWAY MPG-Большое: 4/5-{29.0000000, 35.0000000}	-6.897
51	VEHICLE STYLE-1/4-Convertible	-6.552
36	DRIVEN_WHEELS-3/3-rear wheel drive	-6.414
63	CITY MPG-Большое: 4/5-{20.0000000, 23.0000000}	-6.310
52	VEHICLE STYLE-2/4-Coupe	-6.207
16	YEAR-Большое: 4/5-{2016.0000000, 2017.0000000}	-5.897
32	TRANSMISSION TYPE-1/2-AUTOMATIC	-5.862
26	ENGINE HP-Очень большое: 5/5-{295.0000000, 335.00...	-5.862

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

SWOT-диаграмма



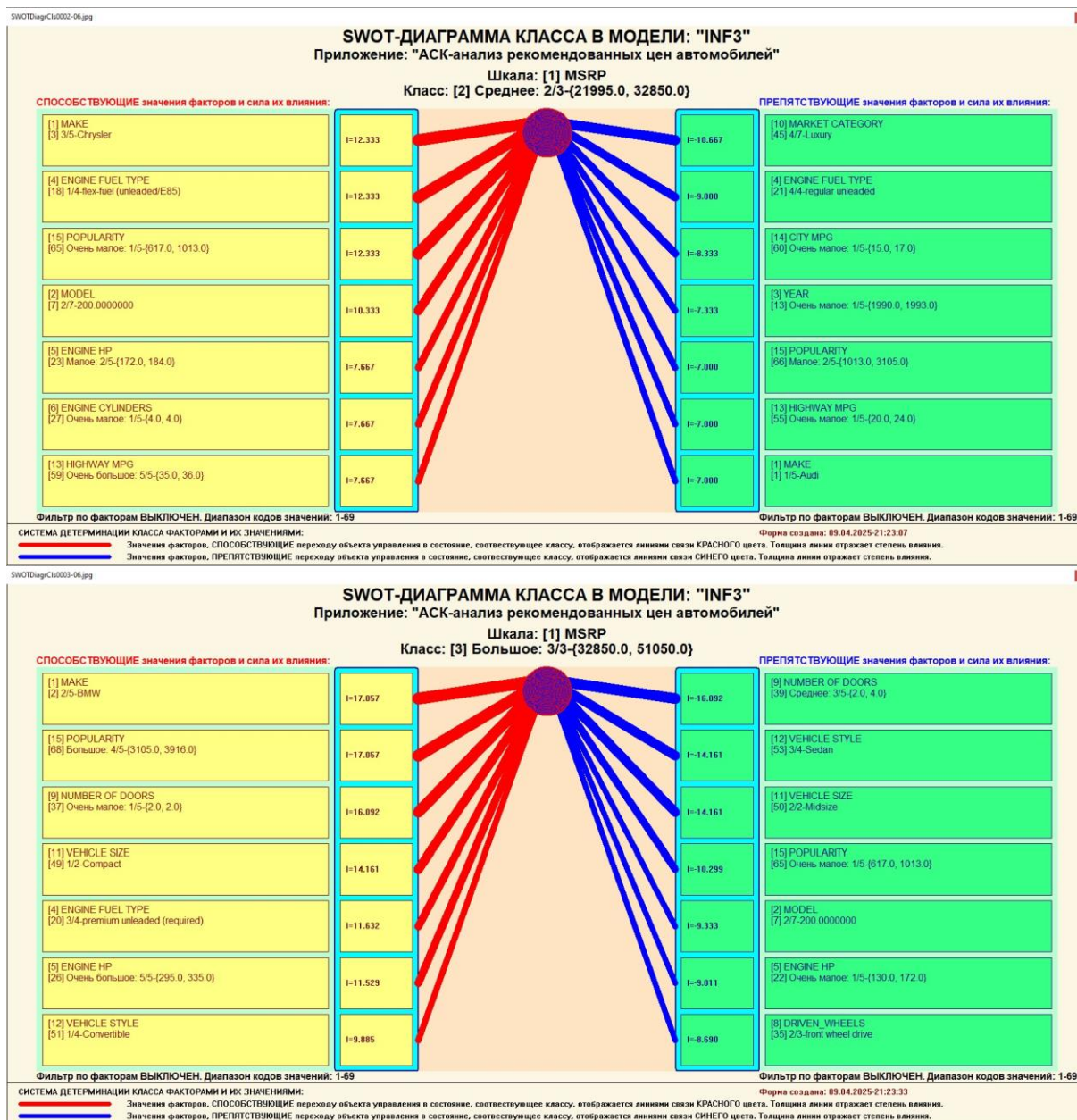


Рисунок 19. Примеры экранных формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, что дорогие автомобили в основном определяются маркой, большой популярностью и малым количеством дверей, а дешевые – обычным двигателем, очень малым расходом топлива в городе и очень малой мощностью двигателя.

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

#### **3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области**

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

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [11, 12, 13] и в ряде других работ.

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

**Шаг 1-й.** Руководство ставит цели управления, т.е. определяет будущие целевые состояния объекта управления. Обычно целевые состояния в натуральном выражении – это количество и качество продукции, а в стоимостном выражении – прибыль и рентабельность. Объект управления как система, эффективность объекта управления как **системное свойство**, повышение уровня системности объекта управления как цель управления (нелинейность). Модель отражает определенный уровень технологий, поэтому целевые состояния, недостижимые в одной модели, могут оказаться достижимыми в другой с большим числом факторов [11, 12, 13, 14, 15, 16].

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

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

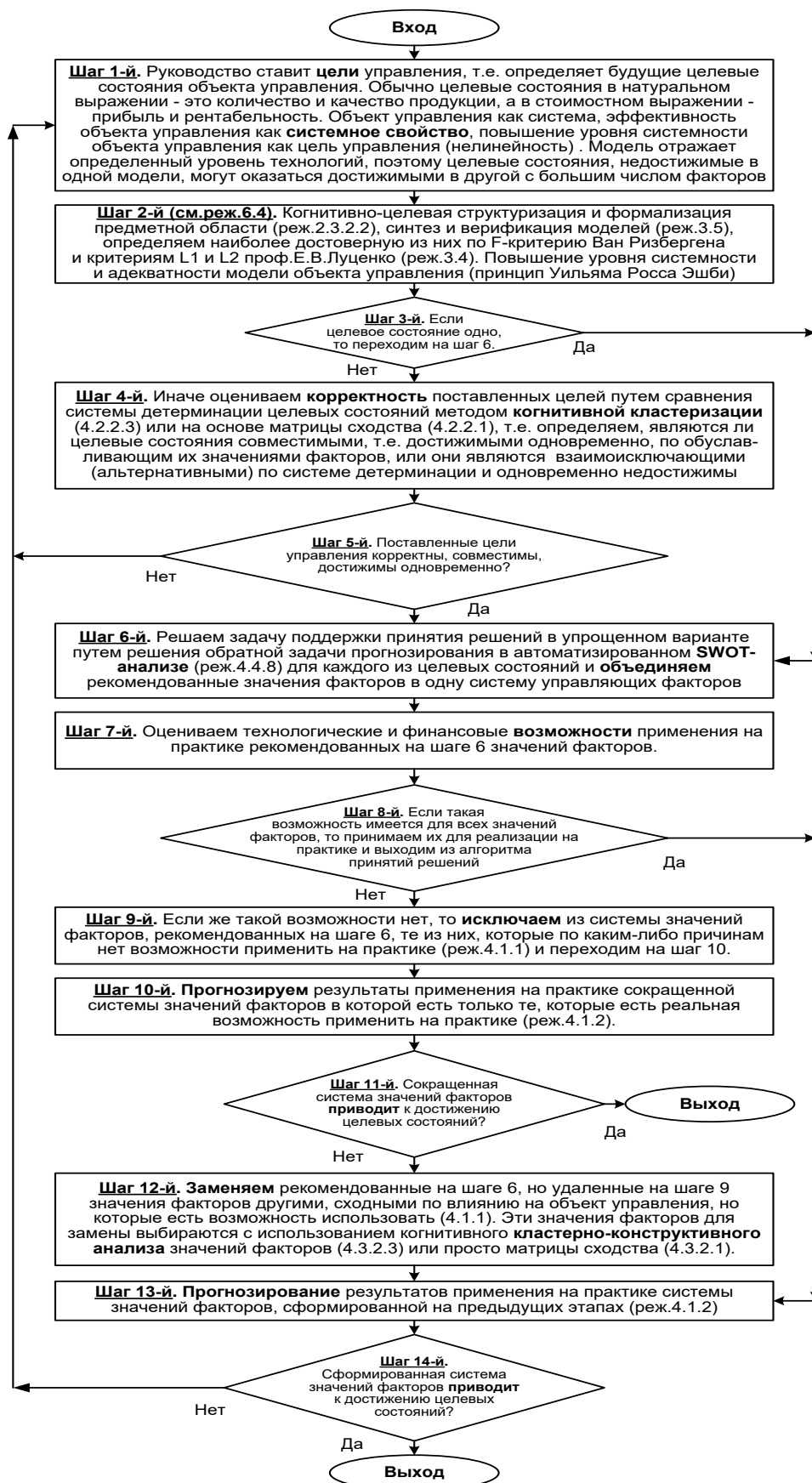


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

**Шаг 6-й.** Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем решения обратной задачи прогнозирования в автоматизированном **SWOT-анализе** (реж.4.4.8) для каждого из целевых состояний и **объединяем** рекомендованные значения факторов в одну систему управляющих факторов [10].

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

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

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

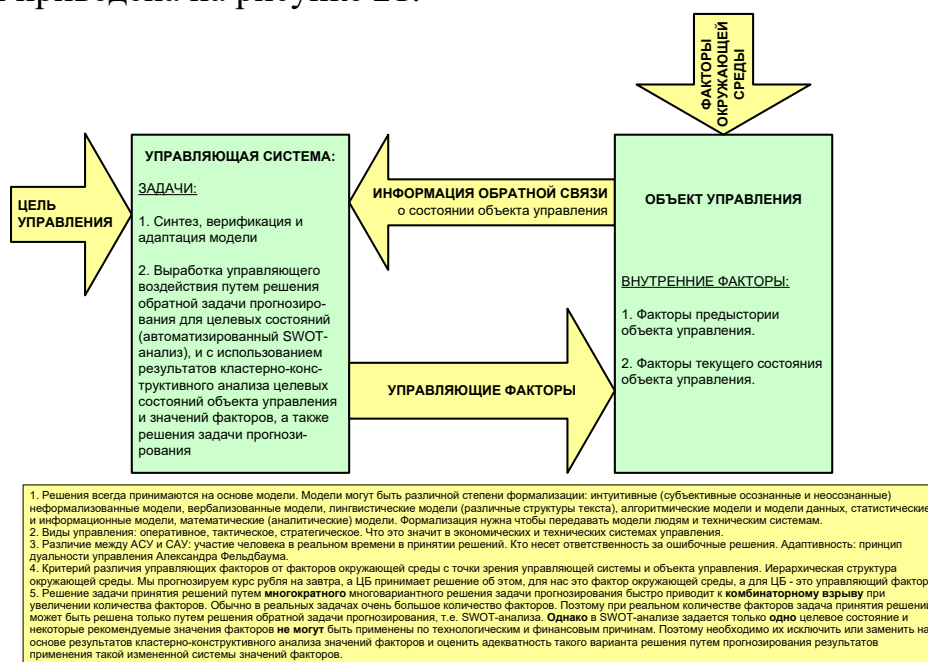
**Шаг 11-й.** Сокращенная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

**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) [16].

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

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

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



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

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

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

Необходимо отметить, что модели системы Эйдос – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного *механизма* детерминации, а только сам факт и характер детерминации (силу и направление влияния факторов). *Содержательное* объяснение конкретных механизмов этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [12, 17].

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

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

##### 3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Инвертированные SWOT-диаграмм (предложены автором в работе [10]), отражают силу и направление влияния конкретной градации описательной шкалы на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационных шкал (классы). Это и есть *смысл* (семантический потенциал) этой градации описательной шкалы. Инвертированные SWOT-диаграммы выводятся в режиме 4.4.9 системы «Эйдос».

##### 3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры инвертированных SWOT-диаграмм приведены на рисунках 22 для некоторых значений факторов:

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

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

Код	Наименование значения фактора
1	МАКЕ-1/5-Audi
2	МАКЕ-2/5-BMW
3	МАКЕ-3/5-Chrysler
4	МАКЕ-4/5-FIAT
5	МАКЕ-5/5-Mercedes-Benz
6	MODEL-1/7-100.0000000

SWOT-анализ значения фактора:1 "МАКЕ-1/5-Audi" в модели:6 "INF3"

**СПОСОБСТВУЕТ:**

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
1	MSRP-Малое: 1/3-(2000.0000000, 21995.0000000)	13.759

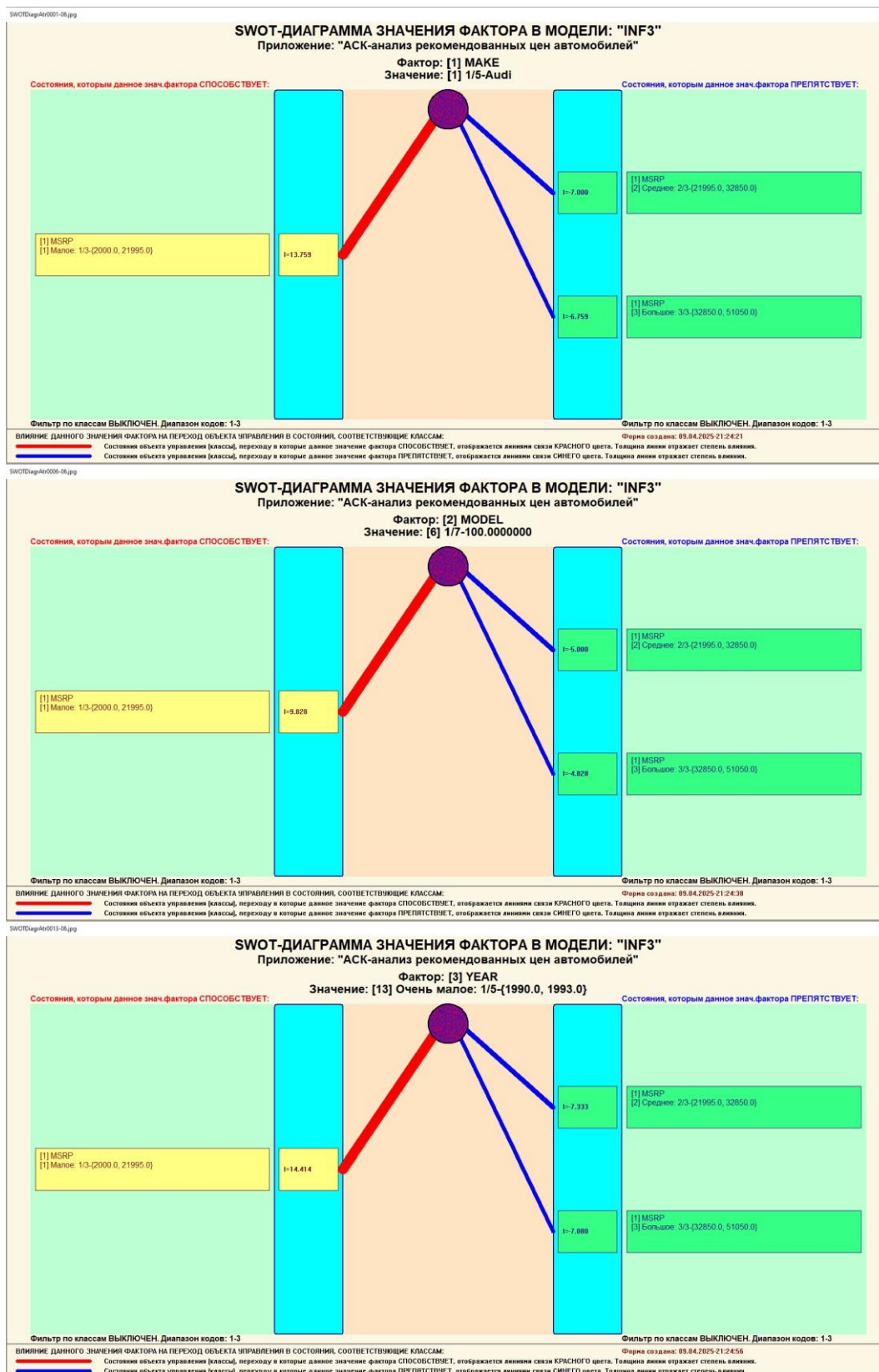
**ПРЕПЯТСТВУЕТ:**

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
2	MSRP-Среднее: 2/3-(21995.0000000, 32850.0000000)	-7.000
3	MSRP-Большое: 3/3-(32850.0000000, 51050.0000000)	-6.759

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

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





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

Приведенные на рисунке 22 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам.

### 3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

#### 3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 13) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 24);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации классов* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.2.2.3) (рисунок 26);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 25).

Эта матрица сходства (таблица 13) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

#### 3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

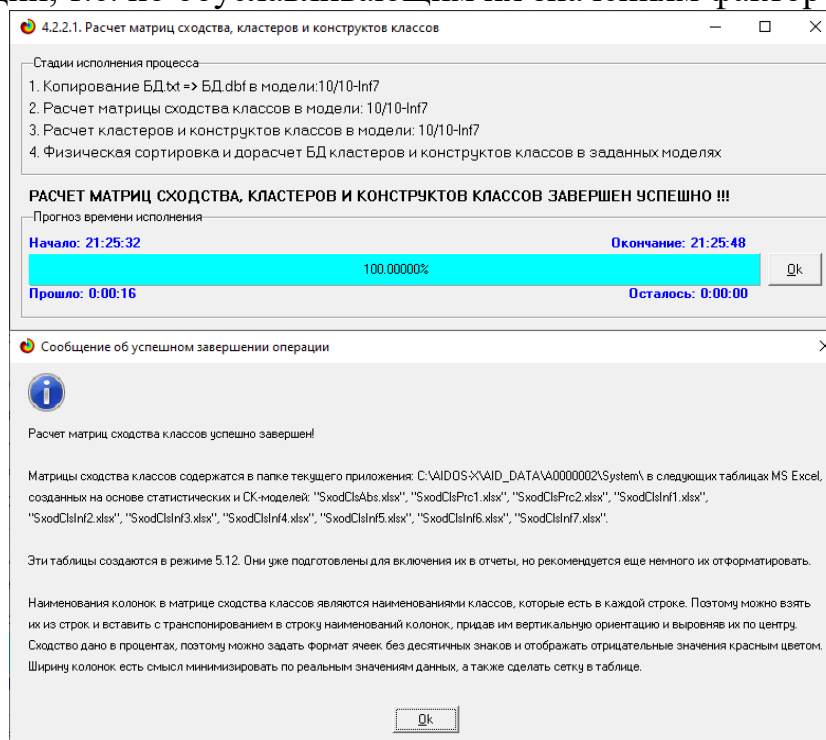


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов

Таблица 13 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

KOD_CLS	KOD_CLSC	NAME_CLS	N1	N2	N3
1	1	MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}		100	-73,4032252
2	1	MSRP-Среднее: 2/3-{21995.0000000, 32850.0000000}	-37,0883307	100	-35,8439491
3	1	MSRP-Большое: 3/3-{32850.0000000, 51050.0000000}	-73,4032252	-35,8439491	100

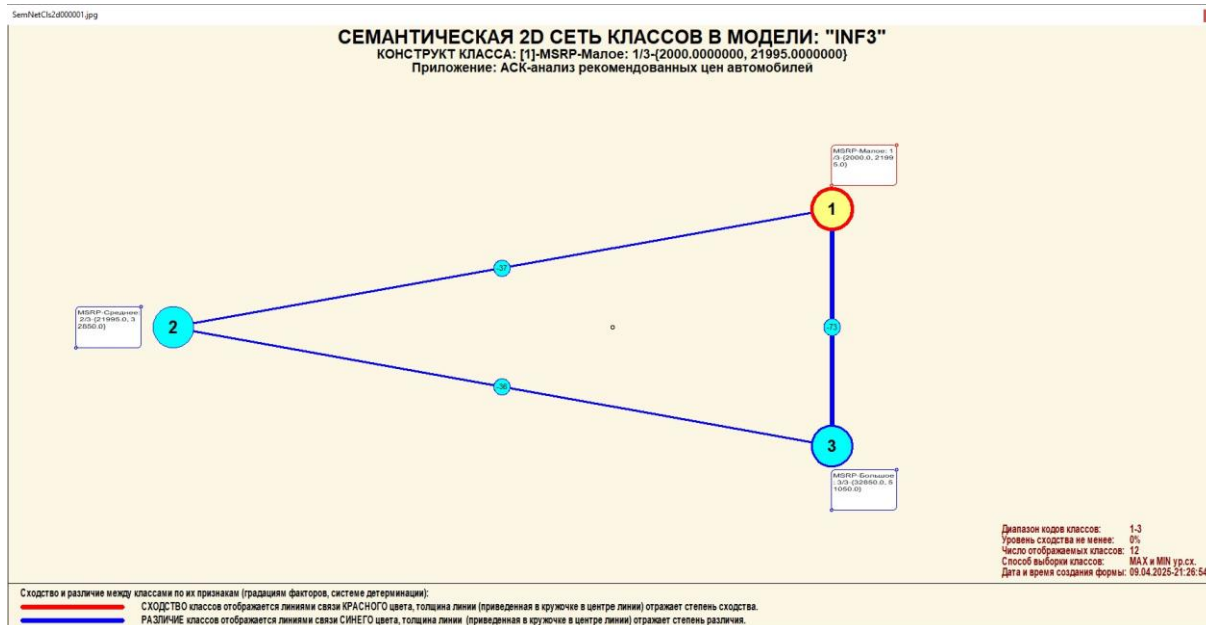


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

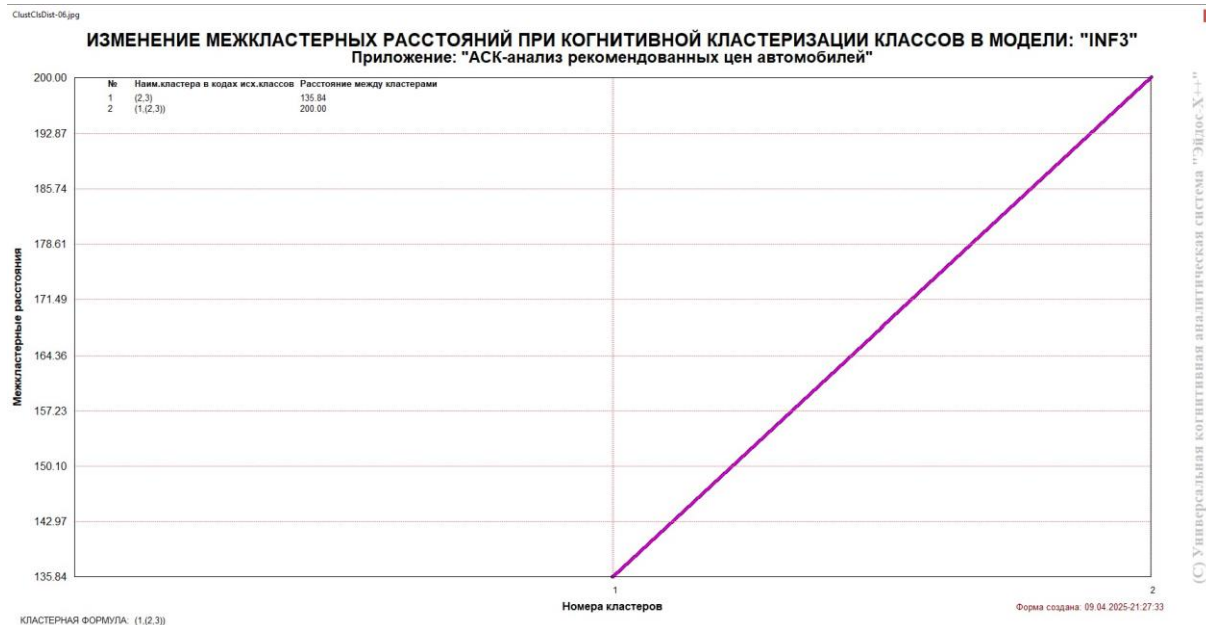
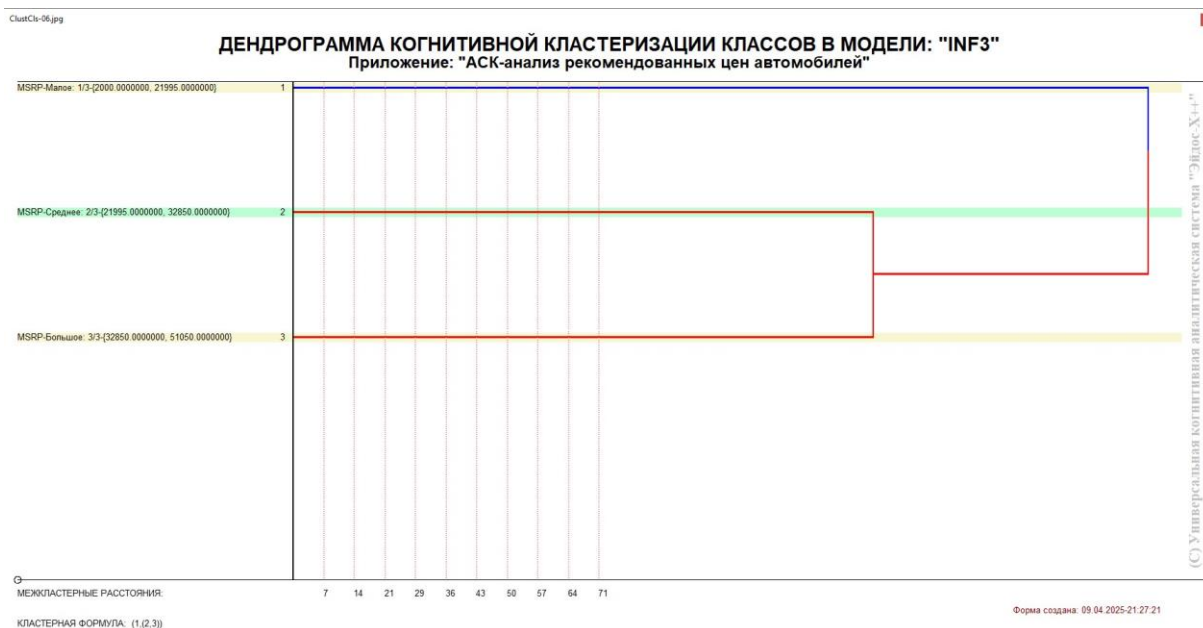


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)



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

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

#### 3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 14) 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 [16]) (режим 4.3.2.3) рисунок 29);

- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 30).

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

#### 3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

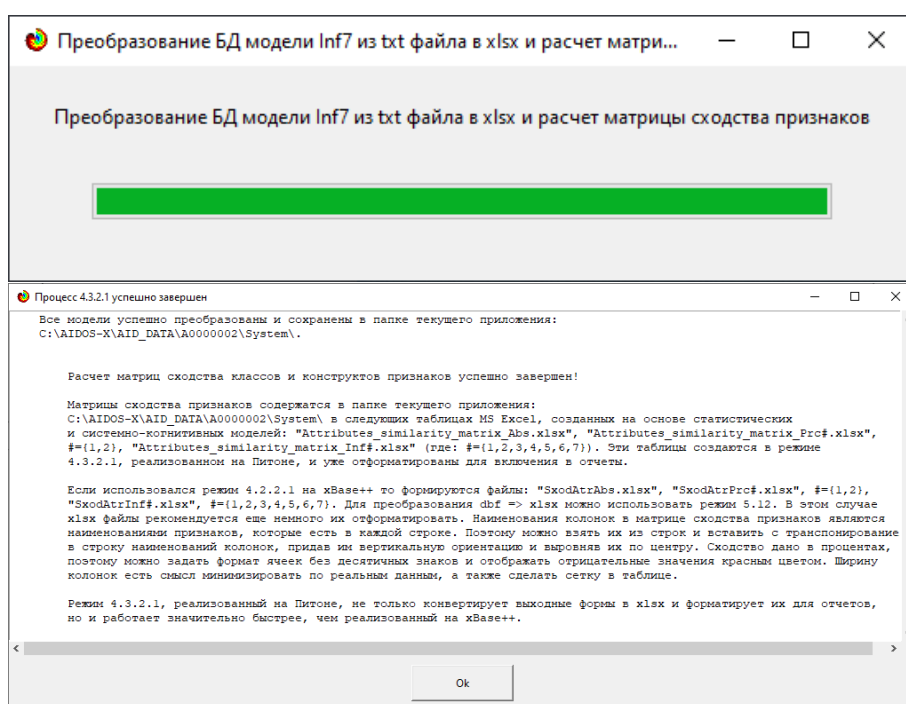


Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 14 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3 (фрагмент)

kod_atr	kod_opsc	name_atr	n1	n2	n3	n4	n5	n6	n7	n8
1	1	MAKE-1/35-Alfa Romeo	100	99,85669577	100	99,66431557	-61,17631489	99,79556709	-88,55406109	-32,54275786
2	1	MAKE-2/35-Audi	99,85669577	100	99,85669577	99,08336068	-65,32203248	99,31053134	-65,94097964	-37,5564797
3	1	MAKE-3/35-Bentley	100	99,85669577	100	99,66431557	-61,17631489	99,79556709	-88,55406109	-32,54275786
4	1	MAKE-4/35-BMW	99,66431557	99,08336068	99,66431557	100	-54,49483666	99,98378869	-92,06008923	-24,69231997
5	1	MAKE-5/35-Buick	-61,17631489	-65,32203248	-61,17631489	-54,49483666	100	-55,99571309	17,42535493	94,70668318
6	1	MAKE-6/35-Cadillac	99,79556709	99,31053134	99,79556709	99,98378869	-55,99571309	100	-91,34203967	-26,43311807
7	1	MAKE-7/35-Chevrolet	-88,55406109	-85,94097964	-88,55406109	-92,06008923	17,42535493	-91,34203967	100	-15,10951192
8	1	MAKE-8/35-Chrysler	-32,54275786	-37,5564797	-32,54275786	-24,69231997	94,70668318	-26,43311807	-15,10951192	100
9	1	MAKE-9/35-Dodge	-86,86559665	-89,39241361	-86,86559665	-82,51811699	92,33059124	-83,52181599	53,90787953	75,11334208
10	1	MAKE-10/35-Ferrari	100	99,85669577	100	99,66431557	-61,17631489	99,79556709	-88,55406109	-32,54275786
11	1	MAKE-11/35-FIAT	-50,92304829	-46,24426957	-50,92304829	-57,79794138	-36,92653108	-56,31922614	85,07603294	-64,80658316
12	1	MAKE-12/35-Ford	-21,91079526	-16,65777397	-21,91079526	-29,82514019	-63,77770166	-28,10169804	64,73023962	-85,12865091
13	1	MAKE-13/35-GMC	-24,42490832	-29,5794823	-24,42490832	-16,40404517	91,65049468	-18,17754999	-23,41990823	99,64135219
14	1	MAKE-14/35-Honda	-60,4973475	-64,67189152	-60,4973475	-53,775539	99,99634061	-55,28487095	16,58231425	94,97786141
15	1	MAKE-15/35-Hyundai	-59,49036844	-55,10346455	-59,49036844	-65,87121864	-27,18962188	-64,50581135	90,02248889	-56,64458203

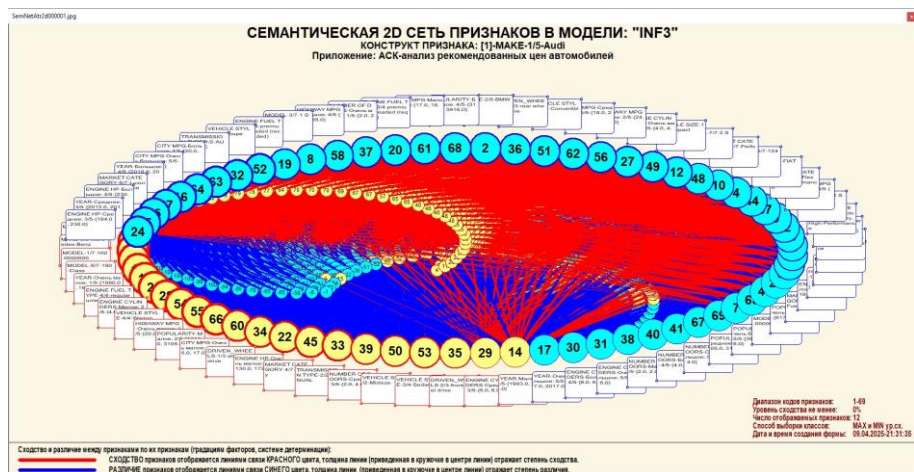


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

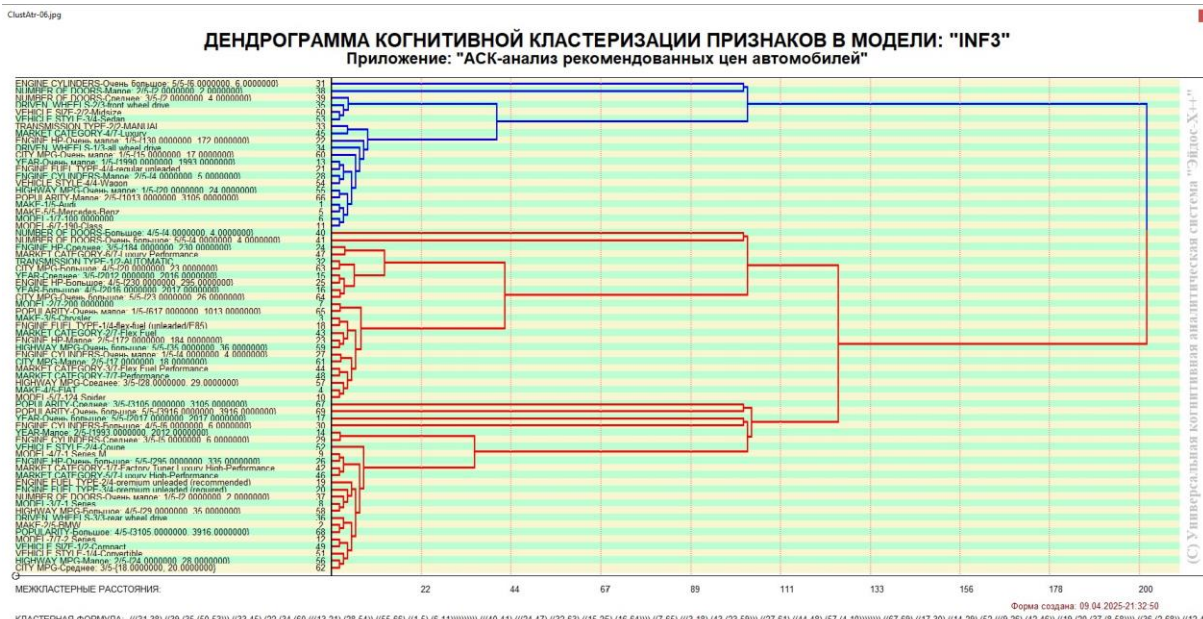


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

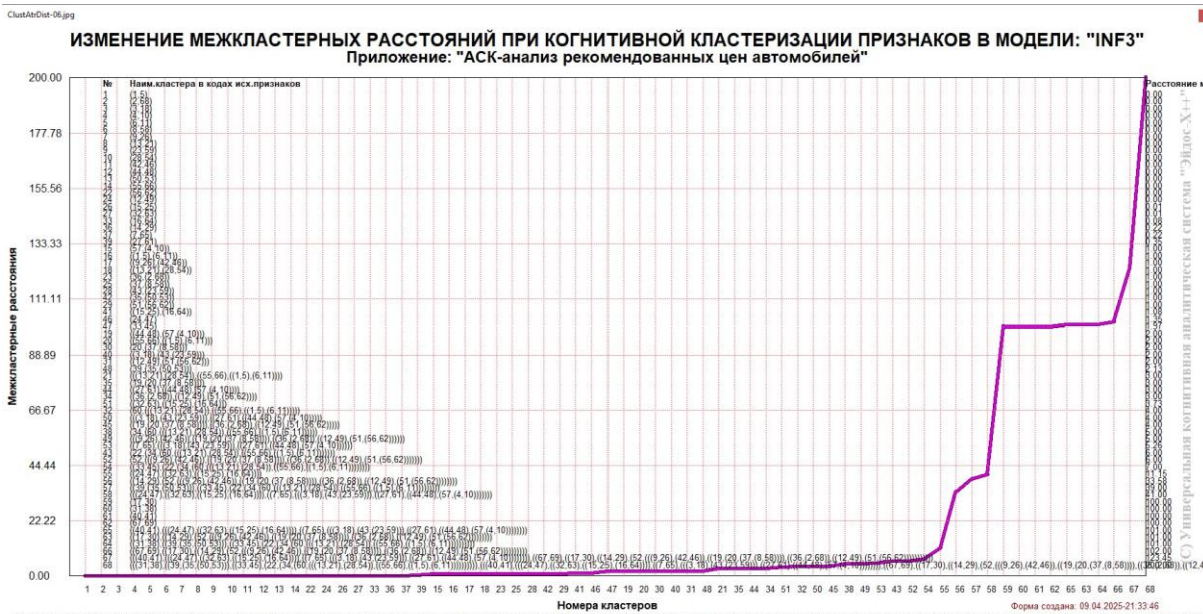


Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

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

#### 3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. Поэтому в системе «Эйдос» 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 и быстродействие системы.

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

1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, 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 31). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

### 3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)	Сила влияния
1	MSRP-Малое: 1/3-(2000.0000000, 21995.0000000)	
2	MSRP-Среднее: 2/2-(21995.0000000, 32890.0000000)	
3	MSRP-Большое: 3/3-(32890.0000000, 51050.0000000)	

Подготовка визуализации нейрона: 1 "MSRP-Малое: 1/3-(2000.0000000, 21995.0000000)" в модели: 6 "INF3"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния			ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния		
Код	Наименование фактора и его интерпретационное значение	Сила влияния	Код	Наименование фактора и его интерпретационное значение	Сила влияния
28	ENGINE_FUEL_TYPE-4/4 regular unleaded	17.630	37	NUMBER_OF_DOORS-Очень малое: 1/5-(2.0000000, 2.0000000)	-12.759
69	CTU1_MPG-Очень малое: 1/5-(15.0000000, 17.0000000)	15.379	58	POPULARITY-Большое: 4/5-(5105.0000000, 3916.0000000)	-11.724
22	ENGINE_HP-Очень малое: 1/5-(130.0000000, 172.0000000)	15.345	2	MAKE-2/5-BMW	-11.724
13	YEAR-Очень малое: 1/5-(1990.0000000, 1993.0000000)	14.414	20	ENGINE_FUEL_TYPE-3/4 premium unleaded (required)	-8.966
45	MARKET_CATEGORY-4/7-Luxury	13.966	49	VEHICLE_SIZE-1/2-Compact	-8.828
1	MAKE-1/5-Audi	13.759	15	YEAR-Среднее: 3/5-(2012.0000000, 2016.0000000)	-8.690
55	HIGHWAY_MPG-Очень малое: 1/5-(20.0000000, 24.0000000)	13.759	58	HIGHWAY_MPG-Большое: 4/5-(29.0000000, 35.0000000)	-6.897
68	POPULARITY-Малое: 2/5-(1013.0000000, 3105.0000000)	13.759	51	VEHICLE_STYLE-1/4-Convertible	-6.552
39	NUMBER_OF_DOORS-Среднее: 3/5-(2.0000000, 4.0000000)	12.759	36	DRIVEN_WHEELS-3/3 rear wheel drive	-6.414

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

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

Сортировать рецепторы:  по информативности     по направлению влияния

Отображать рецепторы:  с наименованиями     только с кодами

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999

Минимальный вес коэф. отображаемых рецепторов: 0.000

НЕЙРОН

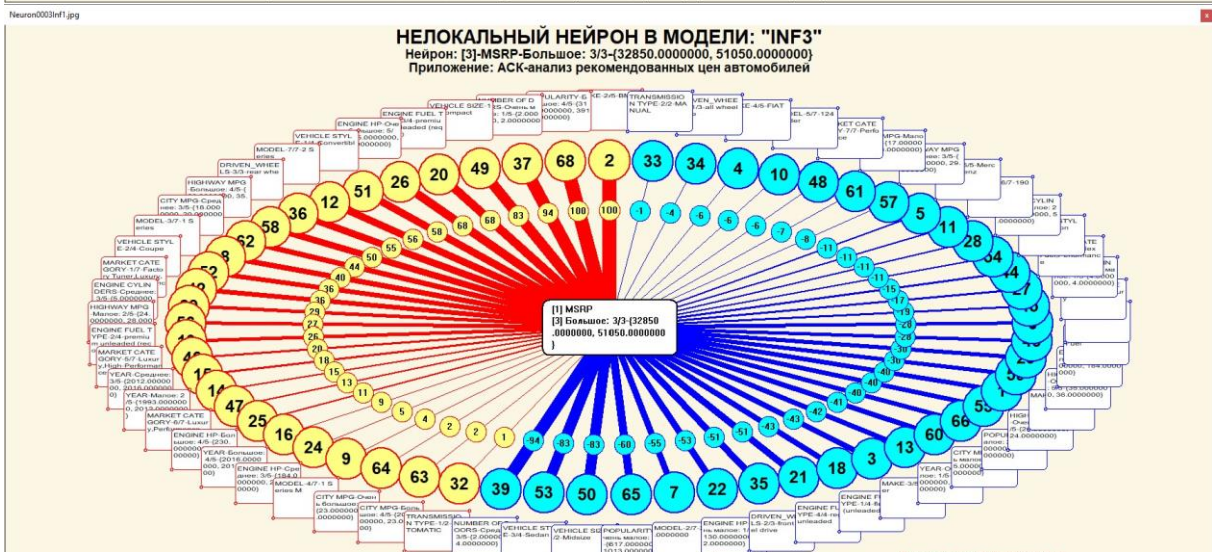
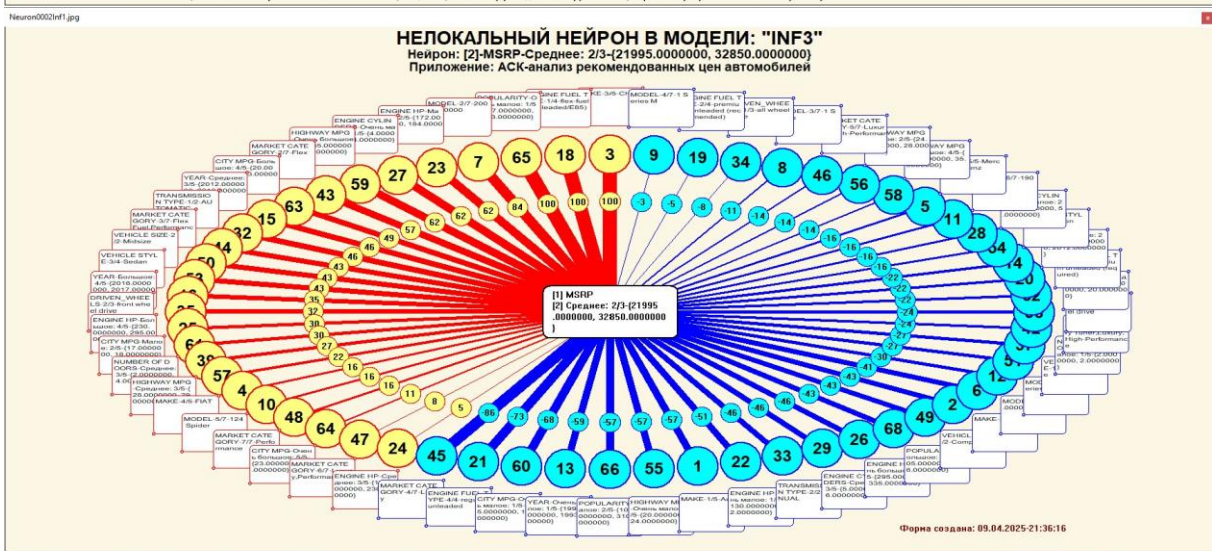
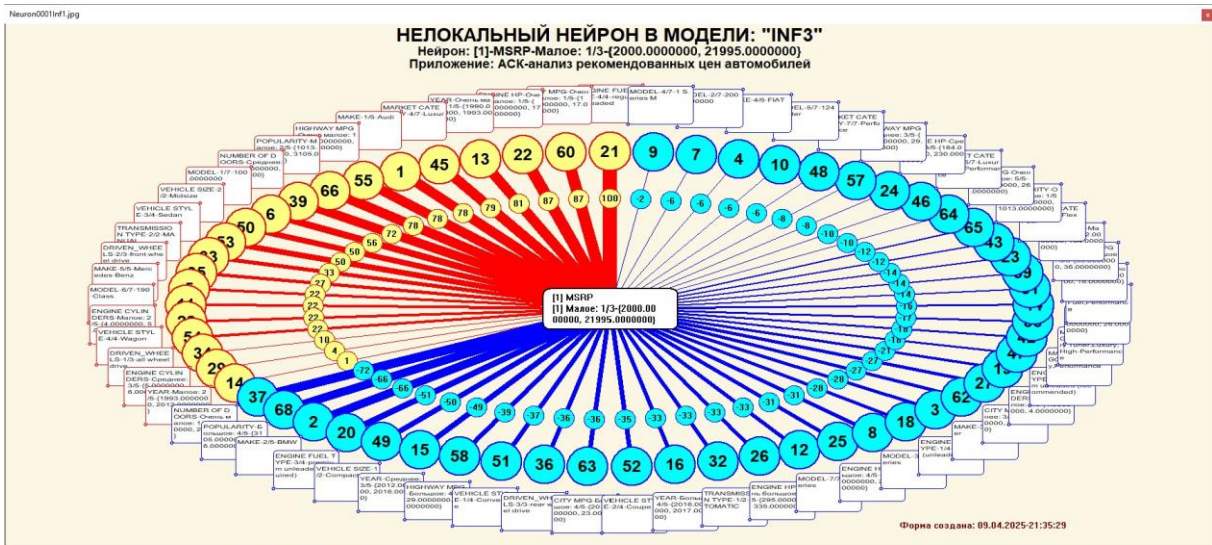


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам



### 3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

#### 3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

#### 3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 32 видно, что тип топлива, расход топлива и мощность двигателя обуславливают малую рекомендованную цену, а малое количество дверей, высокая популярность и марка BMW тормозят становление малой рекомендованной цены.

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	MSRP-Малое: 1/3-(2000.0000000, 21995.0000000)	
2	MSRP-Среднее: 2/3-(21995.0000000, 32850.0000000)	
3	MSRP-Большое: 3/3-(32850.0000000, 51050.0000000)	

Помощь    Максимальное количество отображаемых нейронов: 16    ClearSet    Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 3  
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000    Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 69

Подготовка визуализации нейрона: 1 "MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}" в модели: 6 "INF3"

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

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
21	ENGINE FUEL TYPE-4/4-regular unleaded	17.690
60	CITY MPG-Очень малое: 1/5-(15.0000000, 17.0000000)	15.379
22	ENGINE HP-Очень малое: 1/5-(130.0000000, 172.0000000)	15.345
13	YEAR-Очень малое: 1/5-(1990.0000000, 1993.0000000)	14.414
45	MARKET CATEGORY-4/7-Люксы	13.966
1	MAKE-1/5-Audi	13.759
55	HIGHWAY MPG-Очень малое: 1/5-(20.0000000, 24.0000000)	13.759
66	POPULARITY-Малое: 2/5-(1013.0000000, 3105.0000000)	13.759
39	NUMBER OF DOORS-Среднее: 3/5-(2.0000000, 4.0000000)	12.759

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
37	NUMBER OF DOORS-Очень малое: 1/5-(2.0000000, 2.0000000)	-12.759
68	POPULARITY-Большое: 4/5-(3105.0000000, 3916.0000000)	-11.724
2	MAKE-2/5-BMW	-11.724
20	ENGINE FUEL TYPE-3/4-premium unleaded (required)	-8.966
49	VEHICLE SIZE-1/2-Compact	-8.828
15	YEAR-Среднее: 3/5-(2012.0000000, 2016.0000000)	-8.690
58	HIGHWAY MPG-Большое: 4/5-(29.0000000, 35.0000000)	-6.897
51	VEHICLE STYLE-1/4-Convertible	-6.552
36	DRIVEN_WHEELS-3/3-rear wheel drive	-6.414

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

Сортировать связи:  по модулю информативности     по информативности и знаку    Отображать наименования:  нейроны     рецепторы

НейроСеть    Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16    Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0, 000

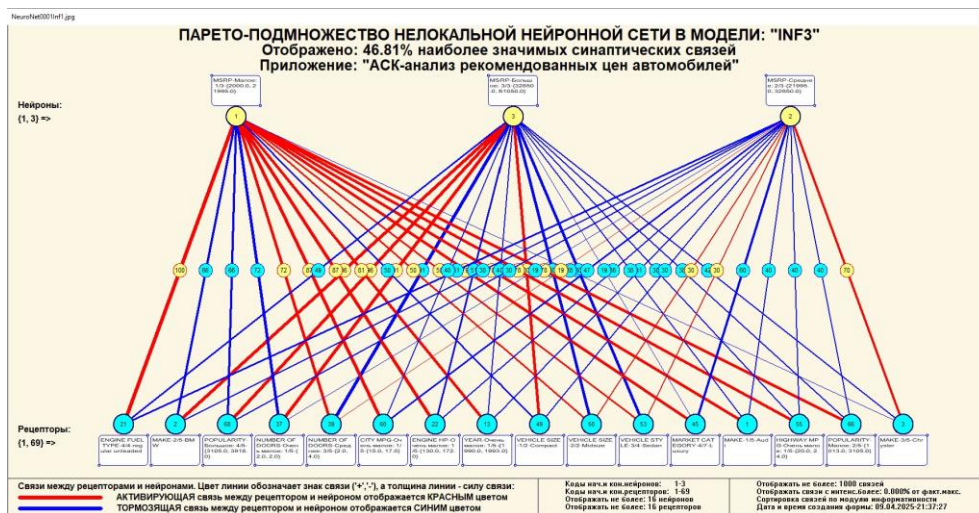


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF3

### 3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

#### 3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 24) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 28) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 32) (режим 4.4.12 системы «Эйдос») (рисунок 33).

#### 3.8.6.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}
<input type="checkbox"/>	2	MSRP-Среднее: 2/3-{21995.0000000, 32850.0000000}
<input type="checkbox"/>	3	MSRP-Большое: 3/3-{32850.0000000, 51050.0000000}

Максимальное количество отображаемых нейронов: 16  
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000

ClearSet  
 Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 | 3  
 Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 | 69

Подготовка визуализации нейрона: 1 "MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}" в модели: 6 "INF3"

**АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
21	ENGINE FUEL TYPE-4/4-regular unleaded	17.690
60	CITY MPG-Очень малое: 1/5-{15.0000000, 17.0000000}	15.379
22	ENGINE HP-Очень малое: 1/5-{130.0000000, 172.0000000}	15.345
13	YEAR-Очень малое: 1/5-{1990.0000000, 1993.0000000}	14.414
45	MARKET CATEGORY-4/7-Luxury	13.966
1	MAKE-1/5-Audi	13.759
55	HIGHWAY MPG-Очень малое: 1/5-{20.0000000, 24.0000000}	13.759
66	POPULARITY-Малое: 2/5-{1013.0000000, 3105.0000000}	13.759
39	NUMBER OF DOORS-Среднее: 3/5-{2.0000000, 4.0000000}	12.759

**ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
37	NUMBER OF DOORS-Очень малое: 1/5-{2.0000000, 2.0000000}	-12.759
68	POPULARITY-Большое: 4/5-{3105.0000000, 3916.0000000}	-11.724
2	MAKE-2/5-BMW	-11.724
20	ENGINE FUEL TYPE-3/4-premium unleaded (required)	-8.966
49	VEHICLE SIZE-1/2-Compact	-8.828
15	YEAR-Среднее: 3/5-{2012.0000000, 2016.0000000}	-8.690
58	HIGHWAY MPG-Большое: 4/5-{29.0000000, 35.0000000}	-6.897
51	VEHICLE STYLE-1/4-Convertible	-6.552
36	DRIVEN_WHEELS-3/3-rear wheel drive	-6.414

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Когн. карта  
 Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16  
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0, 000

Сортировать связи:  
 по модулю информативности  
 по информативности и знаку

Отображать наименования:  
 нейронов  
 рецепторов

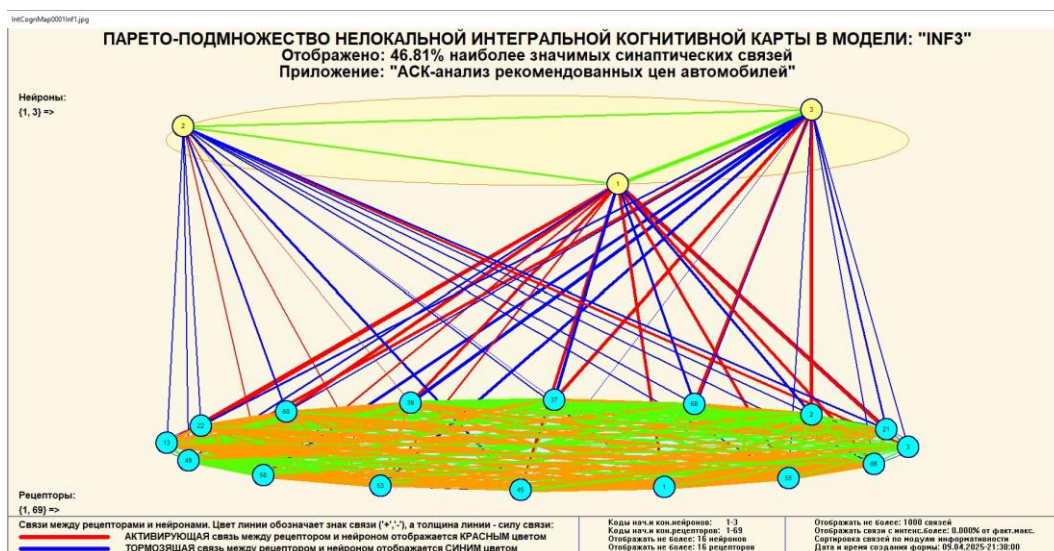


Рисунок 33. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

#### 3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть одним из первых писал Дьердь Пойа [19, 20]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521<sup>11</sup>. Позже об этом писалось в работе [3]<sup>12</sup> и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

#### Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

Допустим нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (признаков)

<sup>11</sup> [https://www.elibrary.ru/download/elibrary\\_18632909\\_64818704.pdf](https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf), Таблица 7. 17, стр. 521

<sup>12</sup> <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, стр.44.

известно, насколько те или иные признаки сходны или отличаются по их влиянию на объект моделирования. Поэтому понятно, что человек с голубыми глазами вероятнее всего блондин, а брюнет, скорее всего, имеет темные глаза. Так что понятно, что эти признаки вносят вклад в различие этих двух людей.

### 3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 34. Всего системой в данной модели генерируется 9 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 3 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается  $3^2=9$  подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: [http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №393 и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	MSRP-Малое: 1/3-{2000.0000000, 21995.0000000}
2	MSRP-Среднее: 2/3-{21995.0000000, 32850.0000000}
3	MSRP-Большое: 3/3-{32850.0000000, 51050.0000000}

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

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ	1	69
1	MAKE	1	5
2	MODEL	6	12
3	YEAR	13	17
4	ENGINE FUEL TYPE	18	21
5	ENGINE HP	22	26

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

Задать модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Задать max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Класс для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ  
Класс для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ  
Описат. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ  
Описат. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ  
Модели, заданные для расчета: Abs, Prc1, Prc2, Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7

Задать режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой  
 Записать все диаграммы без показа

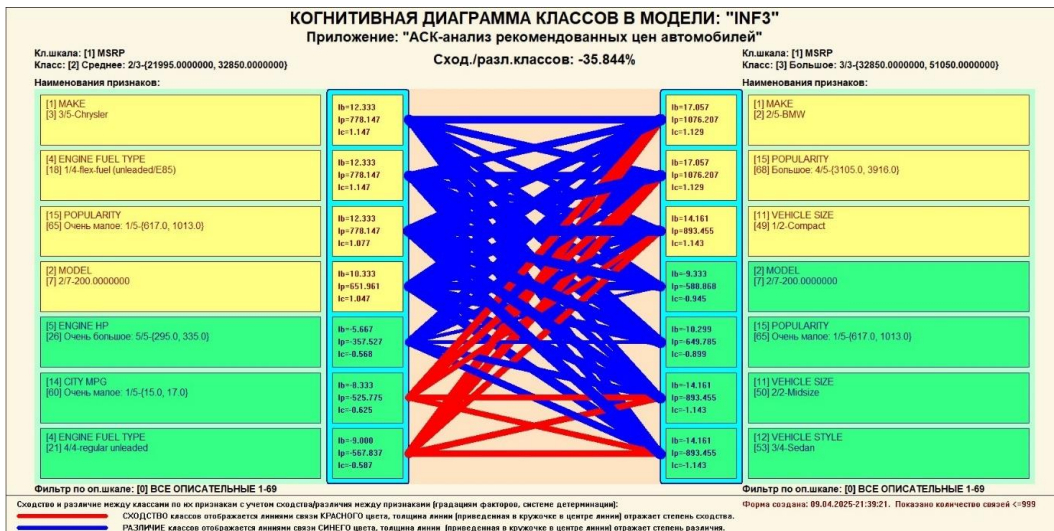
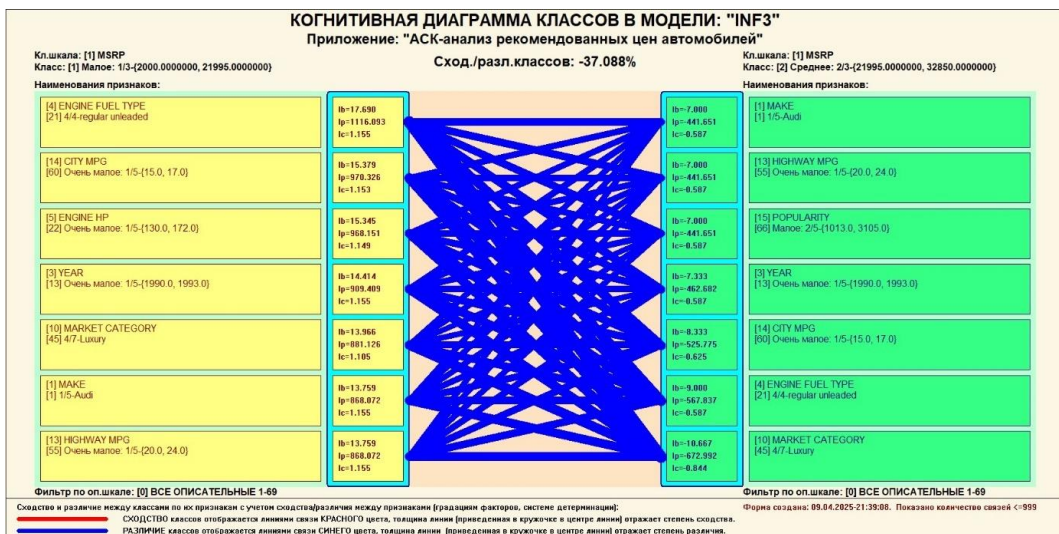
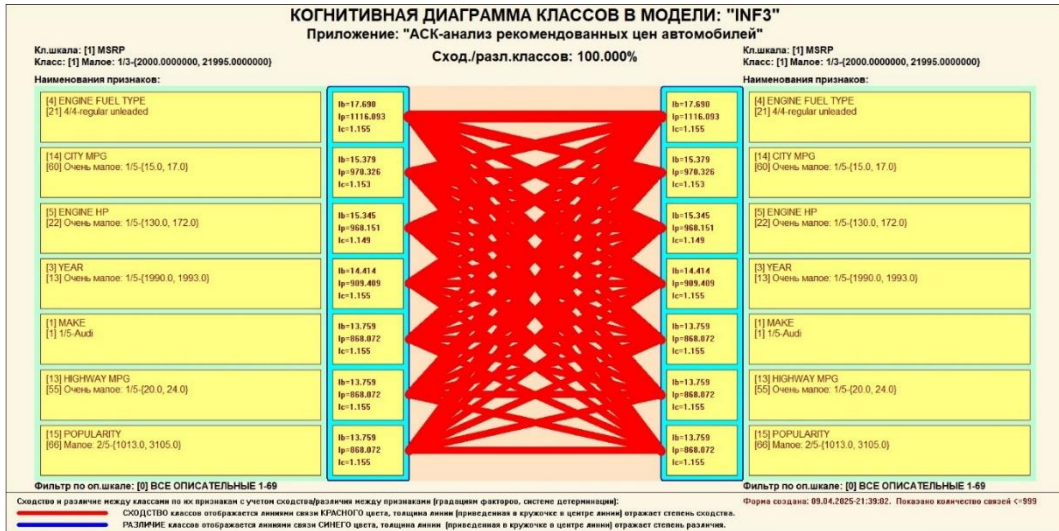


Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

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

#### 3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

#### 3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведены ниже на рисунках 35:

4.3.3. Когнитивные диаграммы признаков. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор признаков для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование признака
0	ВСЕ ПРИЗНАКИ
1	MAKE 1/5Audi
2	MAKE 2/5BMW
3	MAKE 3/5Chrysler
4	MAKE 4/5FIAT
5	MAKE 5/5Mercedes-Benz
6	MODEL-1/7-100.0000000

Выбор кода признака левого инф. портрета

Выбор кода признака правого инф. портрета

Выбор способа фильтрации классов в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

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

Выбор кода классификационной шкалы левого инф. портрета

Выбор кода классификационной шкалы правого инф. портрета

Задание модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм:

Inf0  Inf1  Inf2  Inf3  Inf4  Inf5  Inf6  Inf7

Задание max. количество отображаемых связей:

99999 Помощь

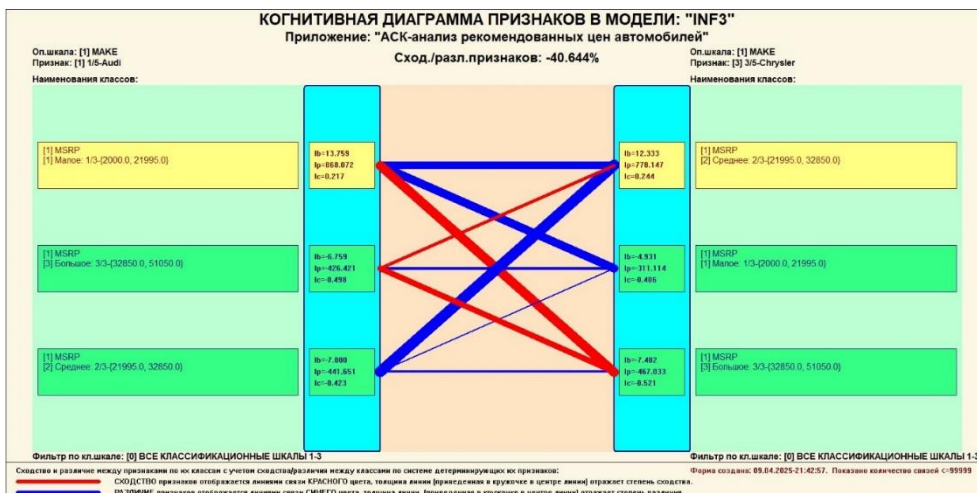
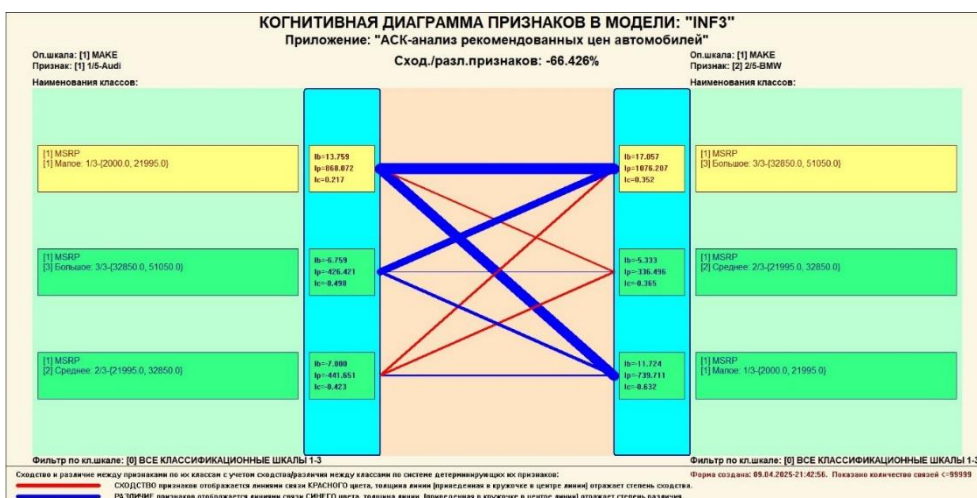
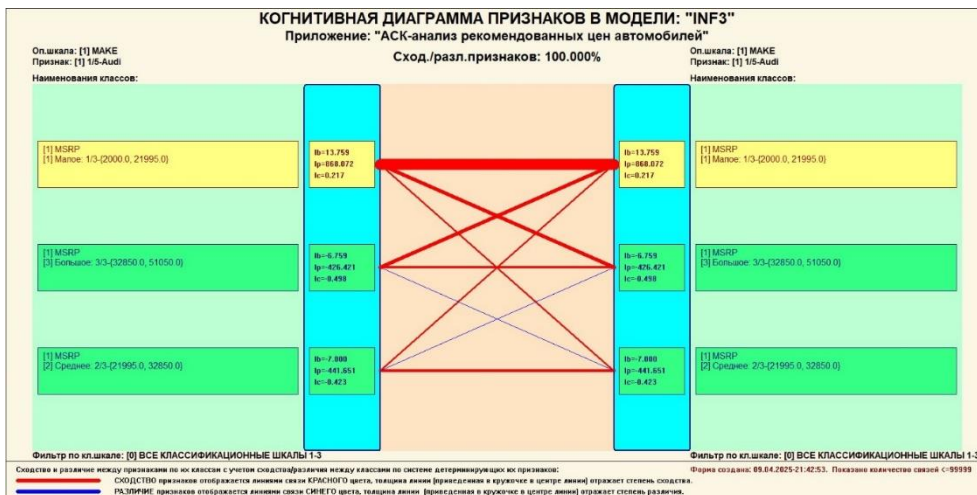
В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

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

Задание режимов вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой  
 Записать все диаграммы без показа

Ok Cancel



**Рисунок 35. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF3**

Пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: [http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-)

[X.htm](#), а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №442 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

### **3.8.9. Когнитивные функции**

#### **3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области**

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

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

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

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это *феноменологические* модели, отражающие *эмпирические* закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают *механизма детерминации*, а только сам факт и характер детерминации [17, 23, 24]. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах [24].

#### **3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе**

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 36). Количество когнитивных функций равно количеству сочетаний описательных и классификационных шкал. В модели,



рассматриваемой в данной работе, есть 15 описательных шкалы и 1 классификационная:

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

— □ ×

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

Статистические базы:

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

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте виды когнитивных функций для генерации, визуализации и записи:

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

Задайте дополнительные параметры визуализации когнитивных функций:

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

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

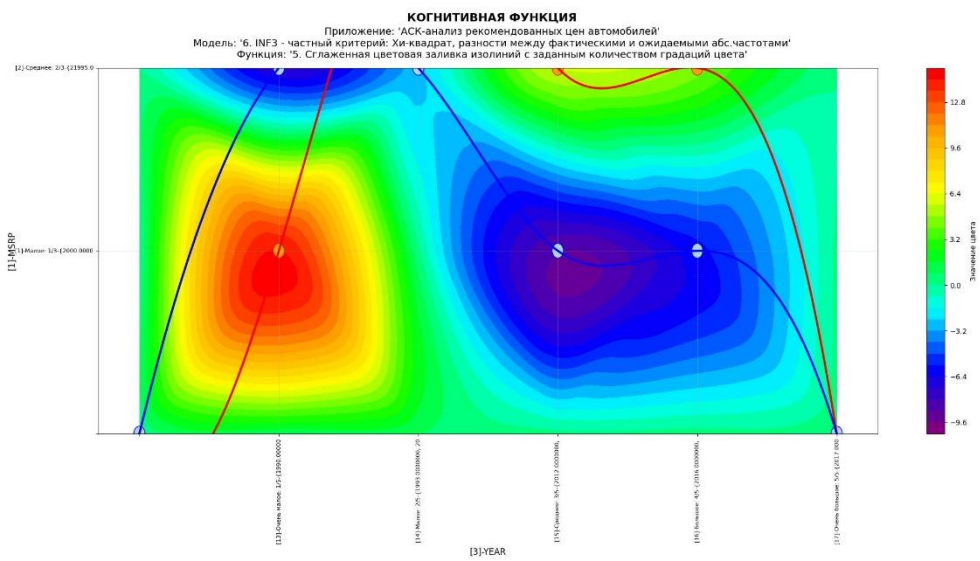
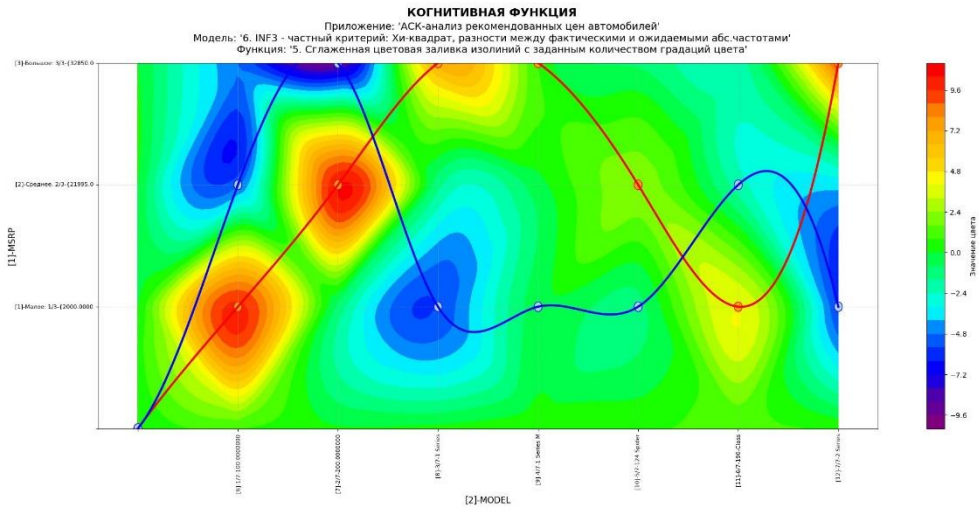
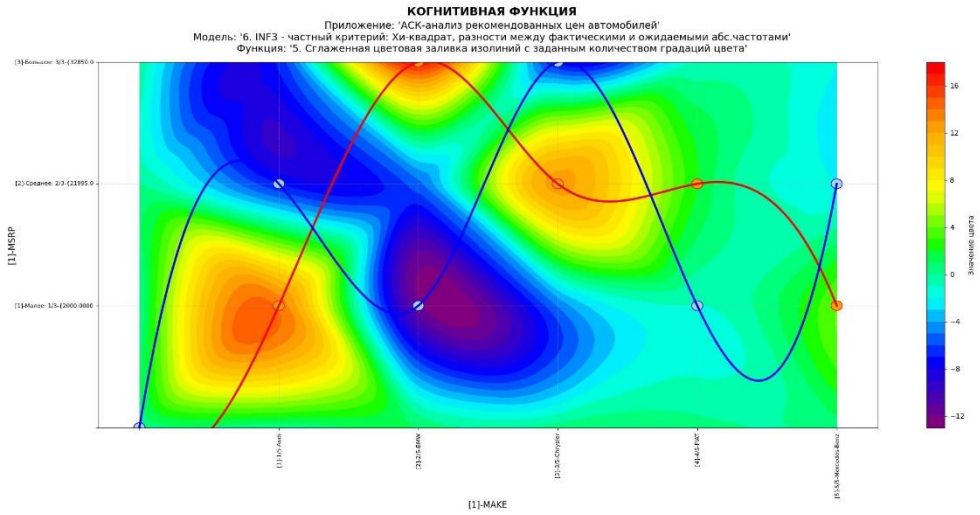
Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций:

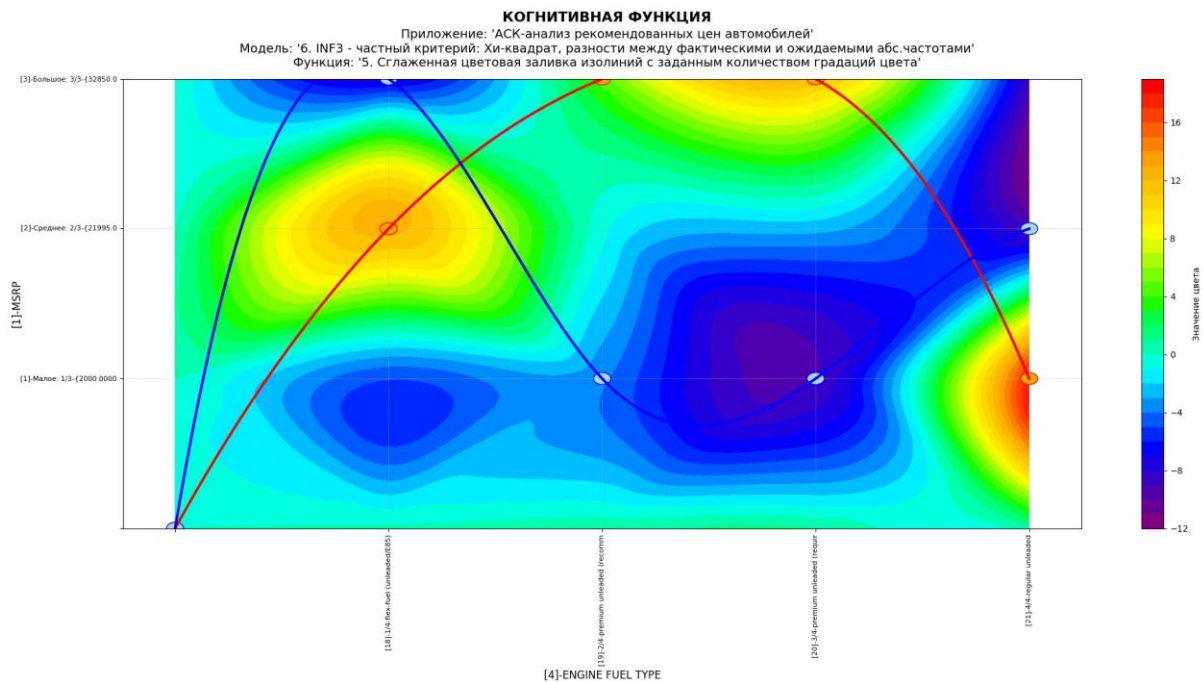
Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций:

Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y:

**Визуализация когнитивных функций new**      Визуализация когнитивных функций old

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





**Рисунок 36. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3**

4.5. Визуализация когнитивных функций
— □ ×

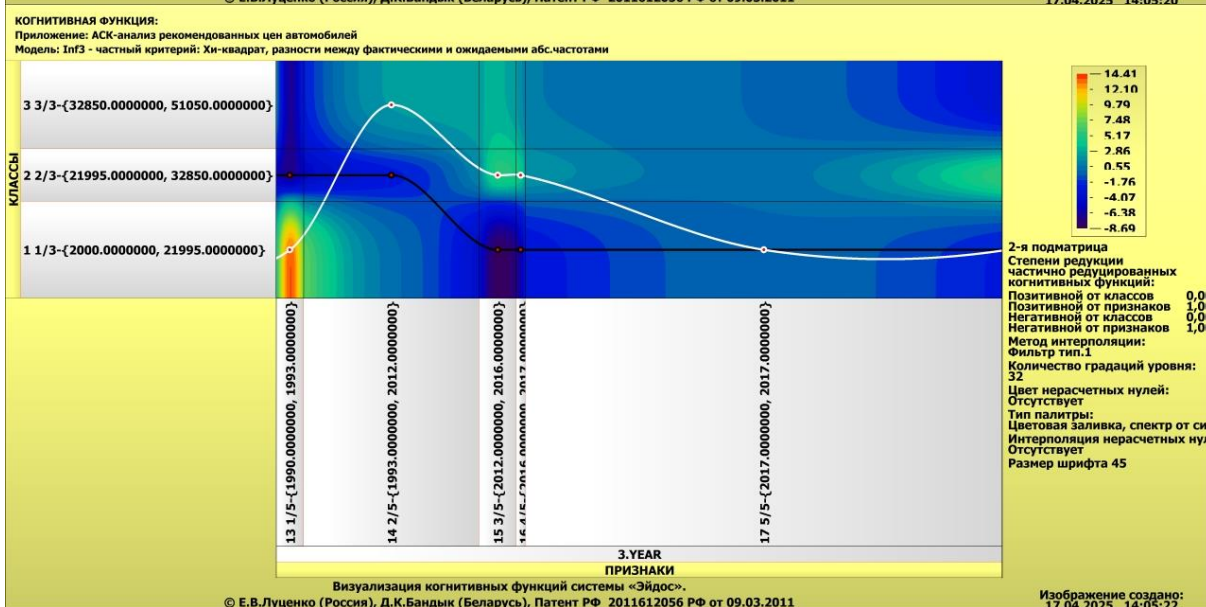
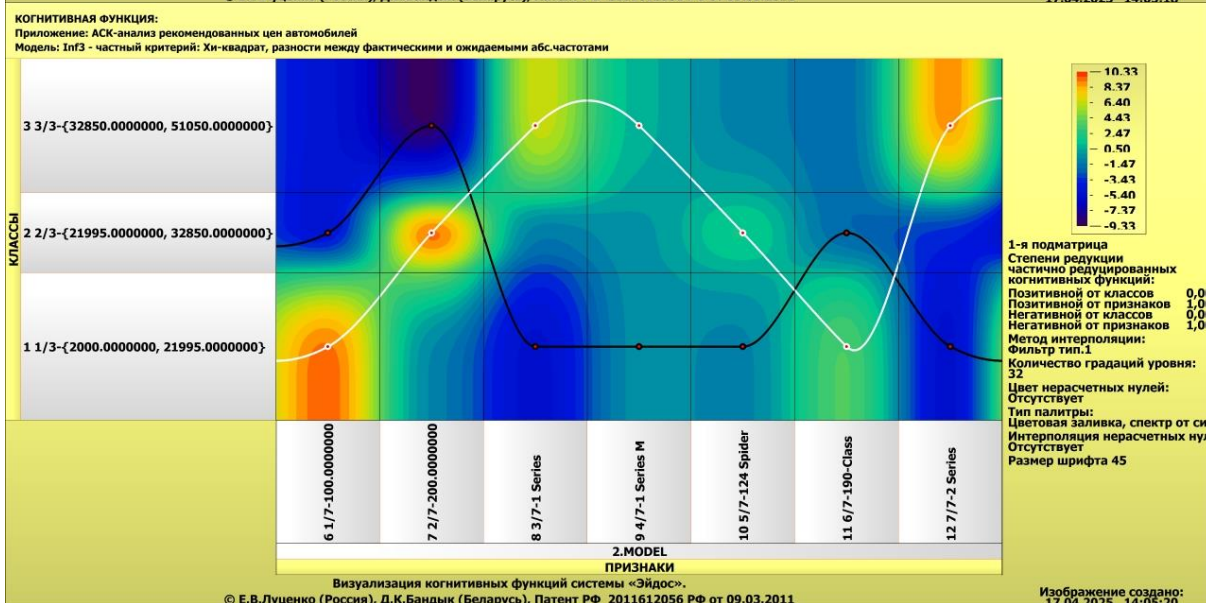
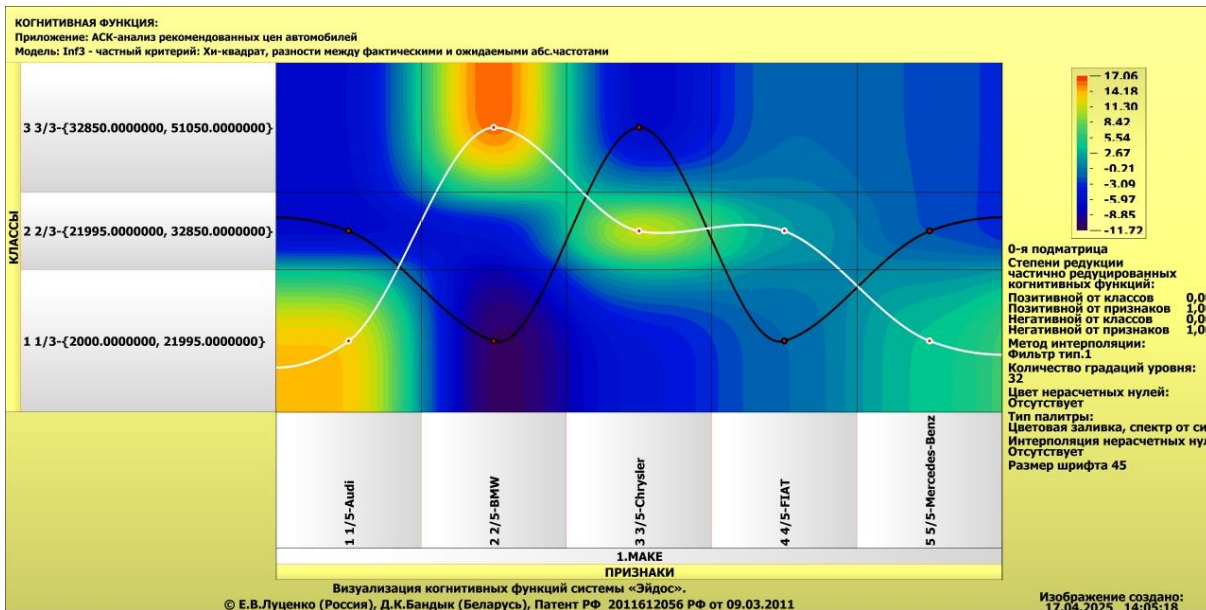
Что такое когнитивная функция:

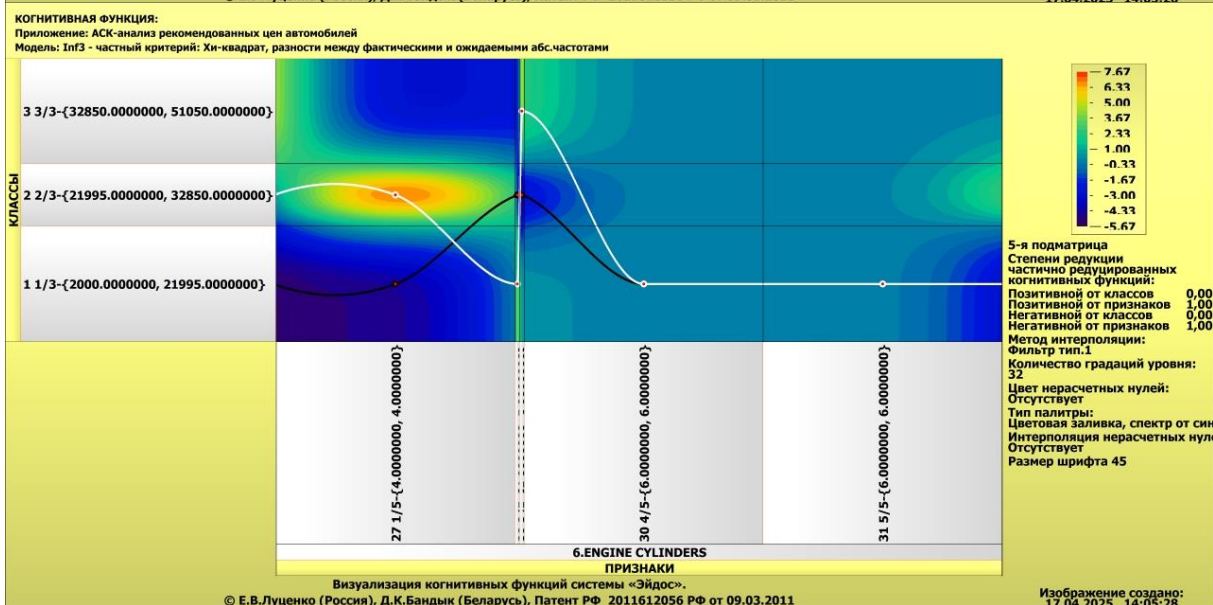
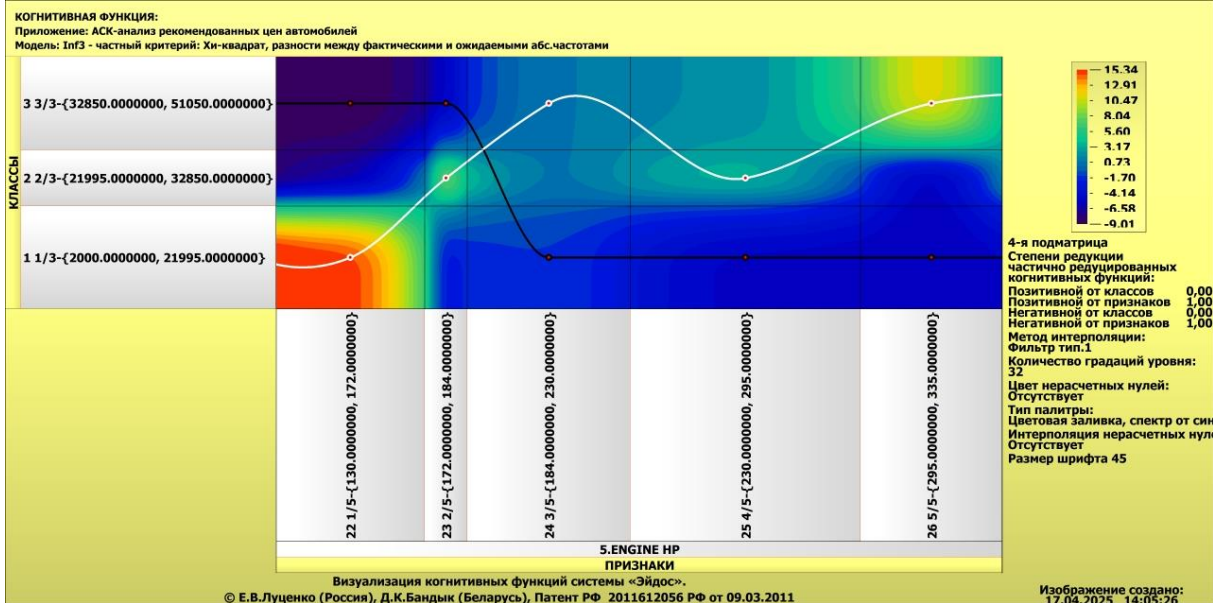
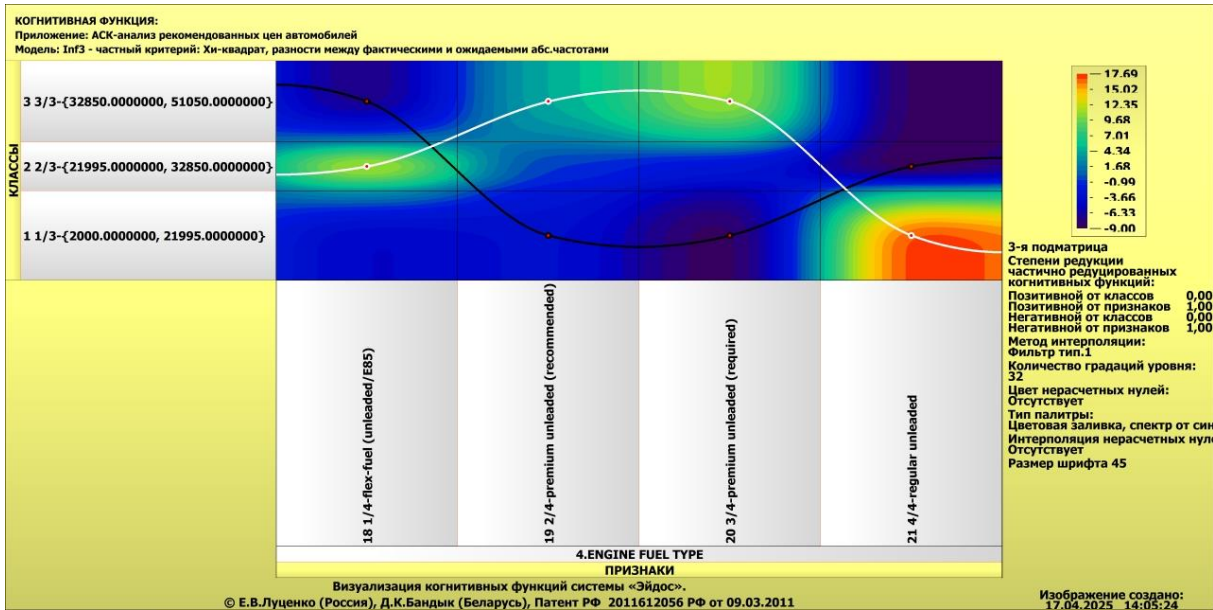
Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций. Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие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

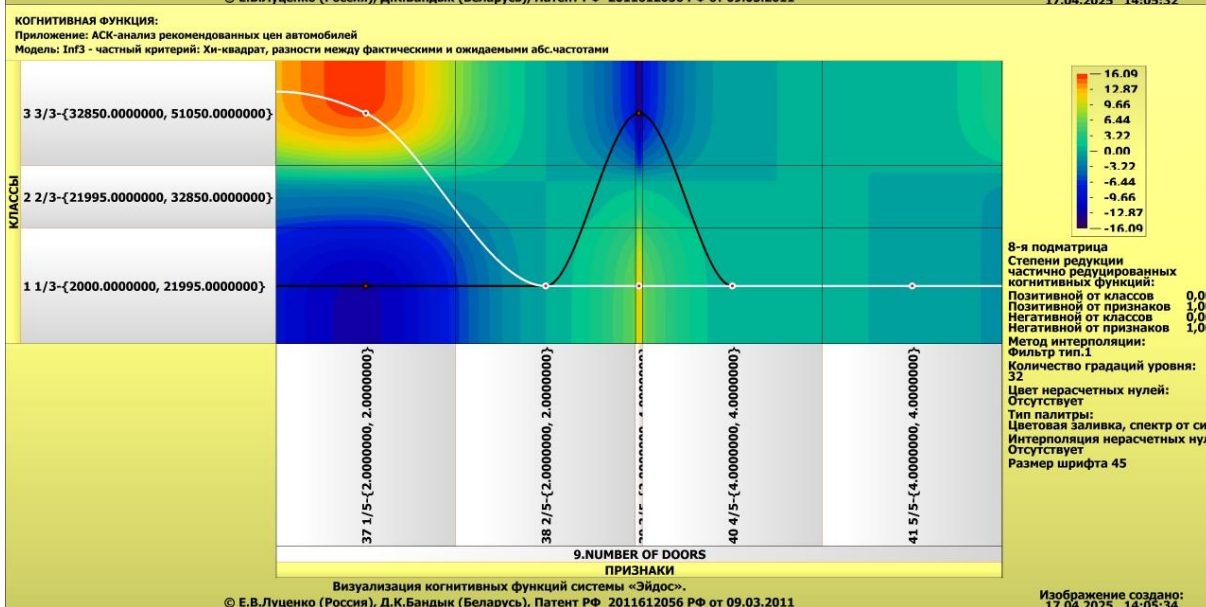
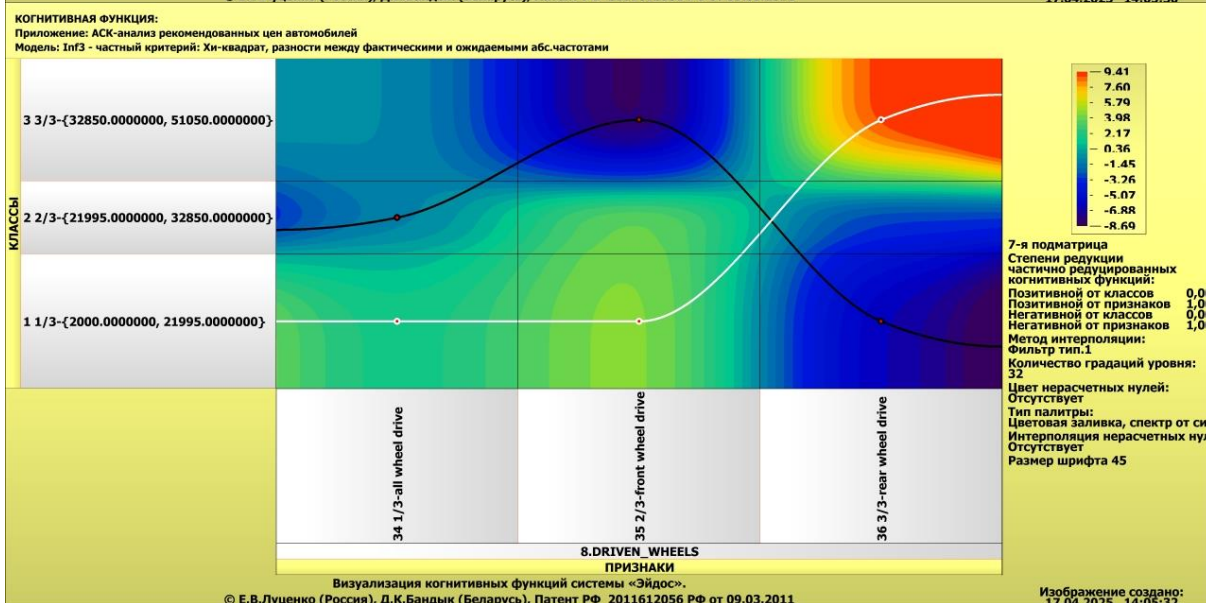
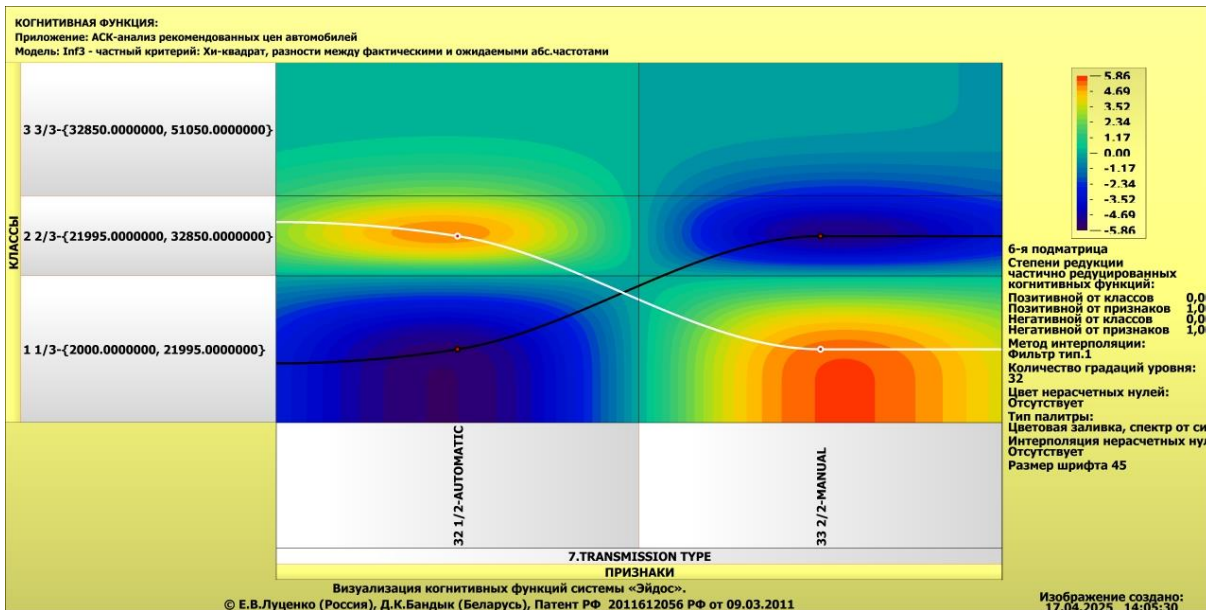
Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный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

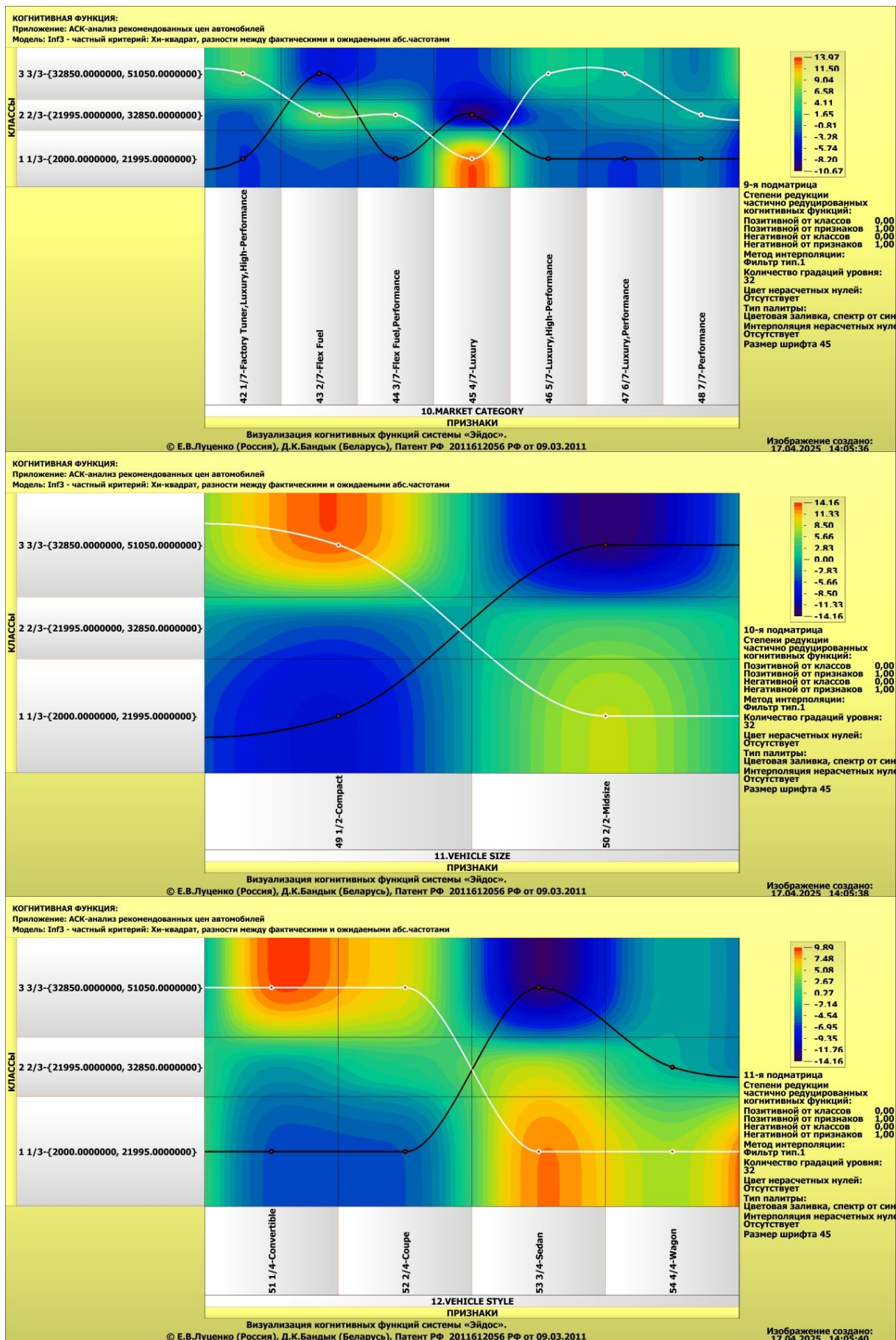
Задайте нужный режим:

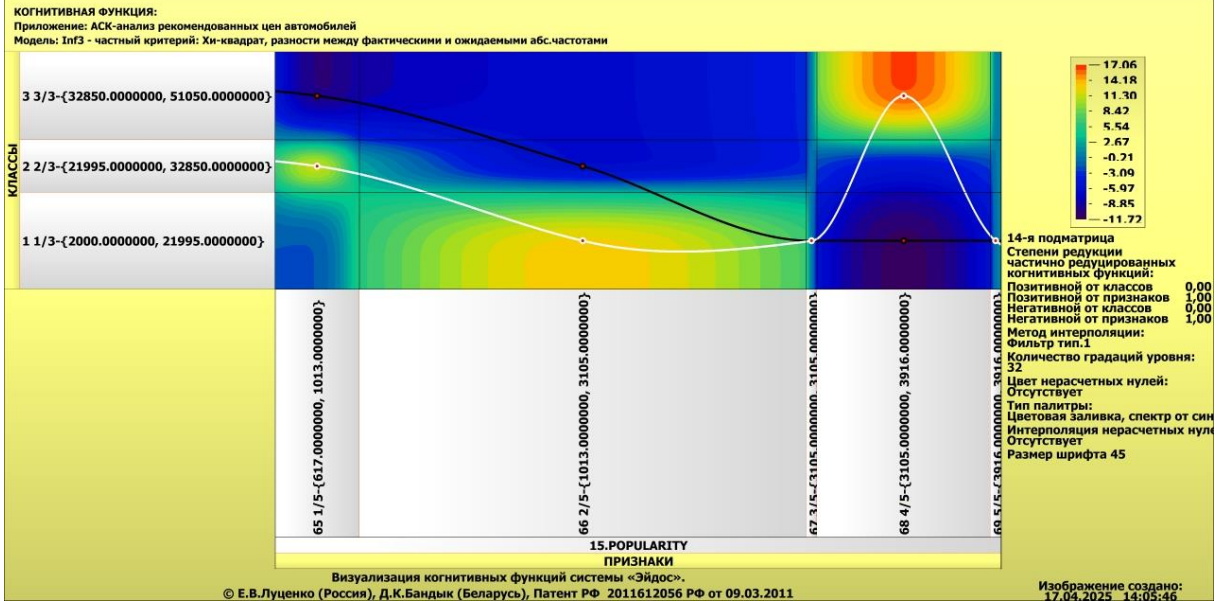
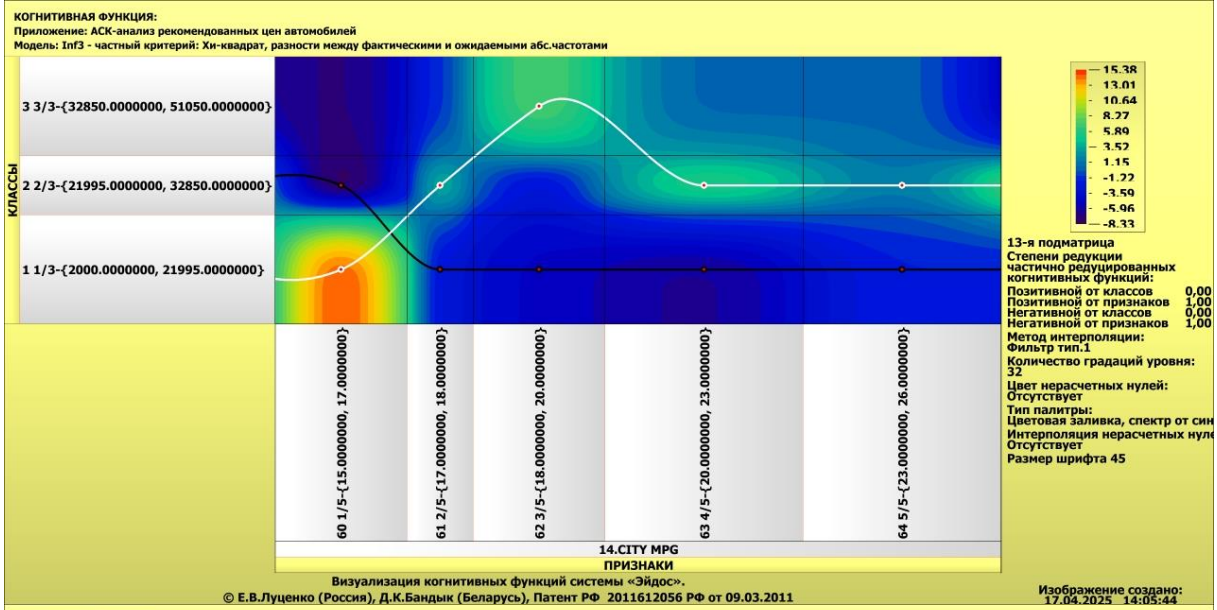
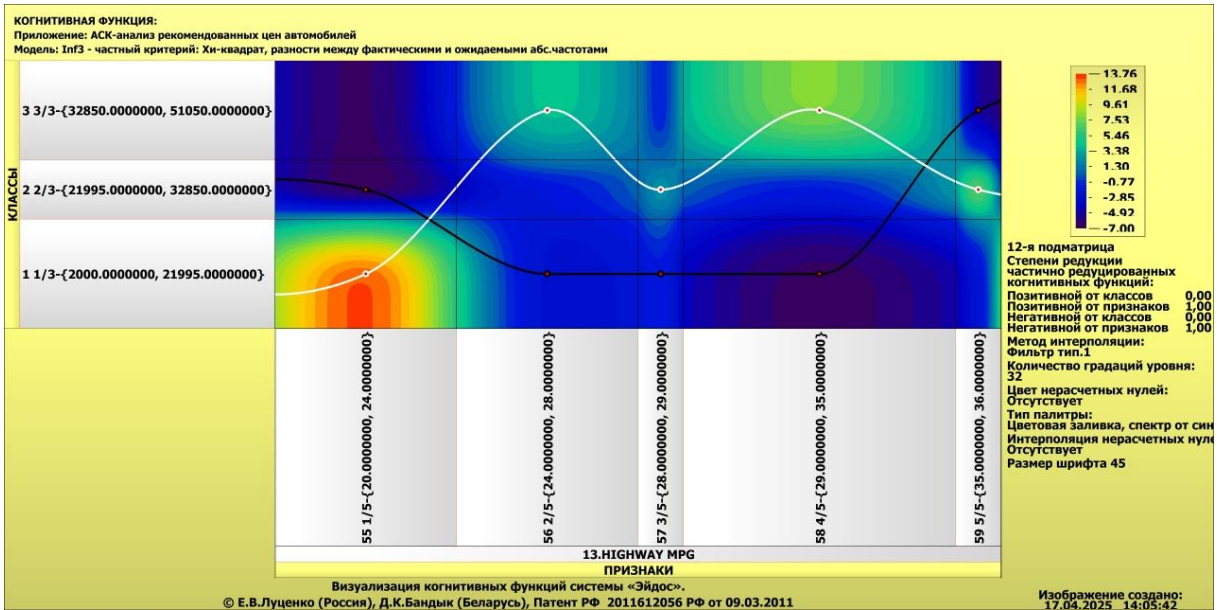
<b>Визуализации когнитивных функций</b>	Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям	Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями













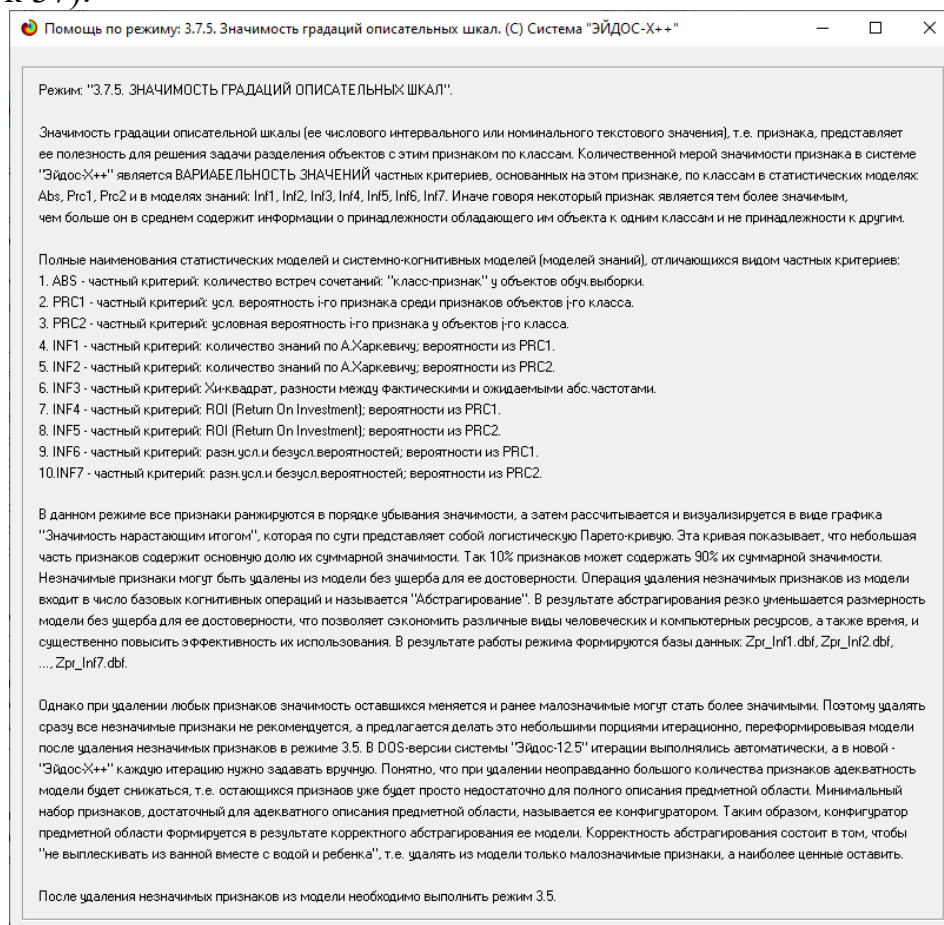
Как уже отмечалось содержательное объяснение когнитивных функций на теоретическом уровне познания – это дело специалистов в той предметной области, к которой относится предмет моделирования [24].

### 3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

#### 3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf1, это вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос») (рисунок 37):



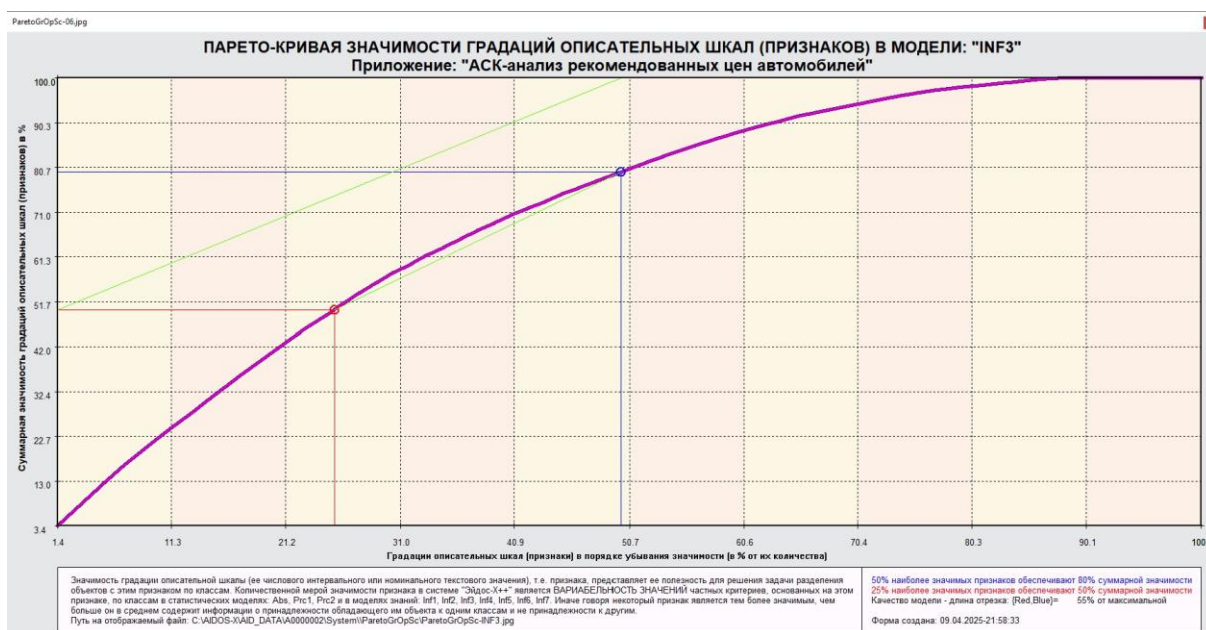
**Рисунок 37. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал**

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

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

### 3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе

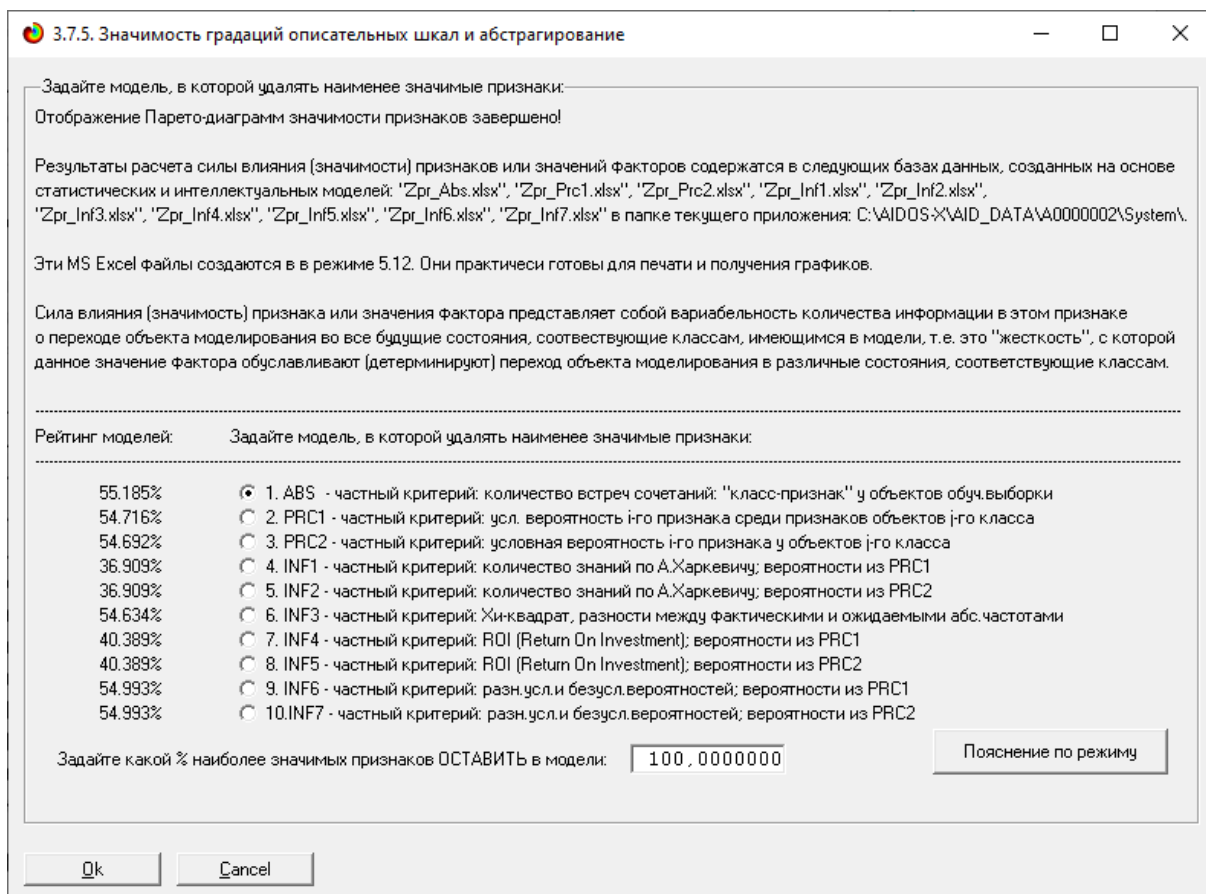
На рисунке 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3:



**Рисунок 38. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF3**

Из рисунка 38 видно, что 50% наиболее ценных значений факторов обеспечивает 80% суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 50% суммарного влияния. На рисунке 39 система «Эйдос» привела рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей. Кроме того на этом рисунке приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях.

В таблице 15 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 38. Из таблицы 15 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.



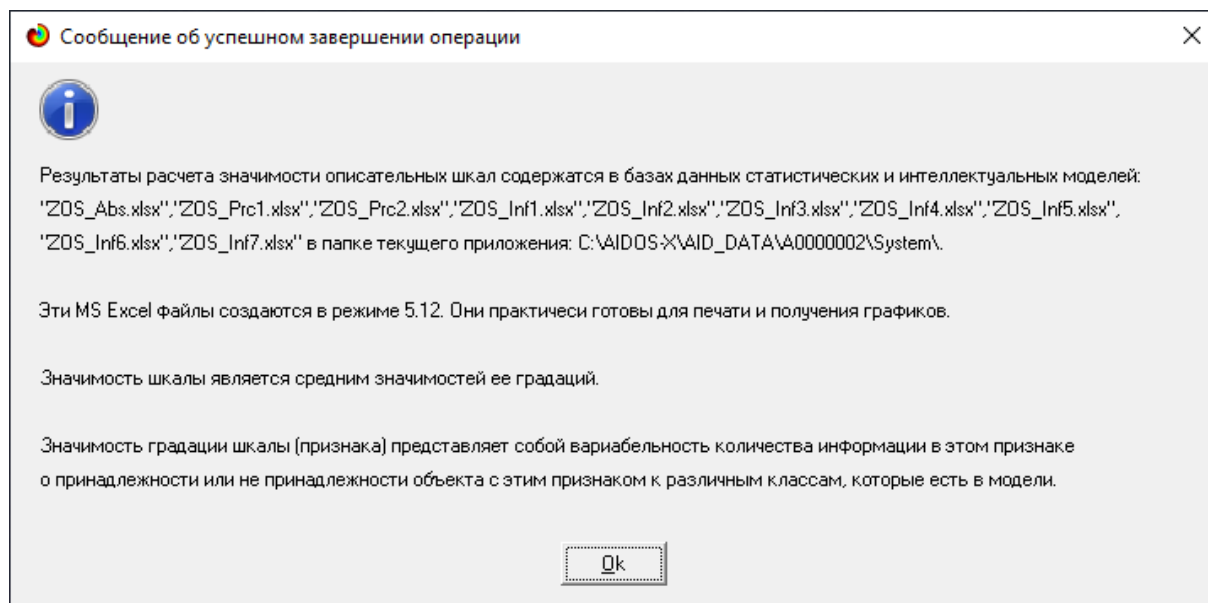
**Рисунок 39. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей и имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в этих моделях**

**Таблица 15 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели ABS**

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	1,4492754	21	ENGINE FUEL TYPE-4/4-regular unleaded	4	15,5884573	15,5884573	3,4362203	3,4362203
2	2,8985507	39	NUMBER OF DOORS-Среднее: 3/5-{2.0000000, 4.0000000}	9	15,2752523	30,8637096	3,3671794	6,8033997
3	4,3478261	2	MAKE-2/5-BMW	1	14,7422296	45,6059392	3,2496832	10,0530829
4	5,7971014	68	POPULARITY-Большое: 4/5-{3105.0000000, 3916.0000000}	15	14,7422296	60,3481688	3,2496832	13,3027662
5	7,2463768	37	NUMBER OF DOORS-Очень малое: 1/5-{2.0000000, 2.0000000}	9	14,2945211	74,6426899	3,1509932	16,4537594
6	8,6956522	22	ENGINE HP-Очень малое: 1/5-{130.0000000, 172.0000000}	5	13,6503968	88,2930867	3,0090066	19,4627666
7	10,1449275	60	CITY MPG-Очень малое: 1/5-{15.0000000, 17.0000000}	14	13,5769412	101,8700279	2,9928145	22,4555805
8	11,5942029	45	MARKET CATEGORY-4/7-Luxury	10	12,8970281	114,767056	2,8429388	25,2985192
9	13,0434783	50	VEHICLE SIZE-2/2-Midsize	11	12,858201	127,625257	2,83438	28,1328992
10	14,4927536	53	VEHICLE STYLE-3/4-Sedan	12	12,858201	140,483458	2,83438	30,9672792
11	15,942029	13	YEAR-Очень малое: 1/5-{1990.0000000, 1993.0000000}	3	12,7017059	153,1851639	2,7998832	33,7671624
12	17,3913043	1	MAKE-1/5-Audi	1	12,1243557	165,3095196	2,6726158	36,4397781
13	18,8405797	55	HIGHWAY MPG-Очень малое: 1/5-{20.0000000, 24.0000000}	13	12,1243557	177,4338753	2,6726158	39,1123939
14	20,2898551	66	POPULARITY-Малое: 2/5-{1013.0000000, 3105.0000000}	15	12,1243557	189,558231	2,6726158	41,7850097
15	21,7391304	49	VEHICLE SIZE-1/2-Compact	11	11,9303534	201,4885844	2,6298512	44,4148609

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Zpr\_Abs.xlsx

На экранной форме рисунка 40 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.



**Рисунок 40. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в статистических и системно-когнитивных моделях**

В таблице 16 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели ABS.

**Таблица 16 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF1**

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPSC	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	6,6666667	11	VEHICLE SIZE	2	49	50	12,3942772	12,3942772	12,0039331	12,0039331
2	13,3333333	4	ENGINE FUEL TYPE	4	18	21	10,1697263	22,5640035	9,8494420	21,8533751
3	20,0000000	1	MAKE	5	1	5	8,5697062	31,1337097	8,2998127	30,1531878
4	26,6666667	12	VEHICLE STYLE	4	51	54	7,7068008	38,8405105	7,4640836	37,6172714
5	33,3333333	15	POPULARITY	5	65	69	7,6913622	46,5318727	7,4491312	45,0664027
6	40,0000000	5	ENGINE HP	5	22	26	7,2305454	53,7624181	7,0028273	52,0692300
7	46,6666667	13	HIGHWAY MPG	5	55	59	6,5328362	60,2952543	6,3270917	58,3963217
8	53,3333333	14	CITY MPG	5	60	64	6,1496234	66,4448777	5,9559478	64,3522695
9	60,0000000	9	NUMBER OF DOORS	5	37	41	5,9139547	72,3588324	5,7277012	70,0799707
10	66,6666667	8	DRIVEN_WHEELS	3	34	36	5,8265181	78,1853505	5,6430183	75,7229891
11	73,3333333	7	TRANSMISSION TYPE	2	32	33	5,7676422	83,9529927	5,5859967	81,3089857
12	80,0000000	3	YEAR	5	13	17	5,5442067	89,4971994	5,3695980	86,6785837
13	86,6666667	2	MODEL	7	6	12	5,5292912	95,0264906	5,3551523	92,0337360
14	93,3333333	10	MARKET CATEGORY	7	42	48	5,1745049	100,2009955	5,0115396	97,0452756
15	100,0000000	6	ENGINE CYLINDERS	5	27	31	3,0508062	103,2518017	2,9547244	100,0000000

Источник: c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\ZOS\_Abs.xlsx

### 3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

#### 3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений*

**факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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

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

### 3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунках 42 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:



#### Сообщение об успешном завершении операции



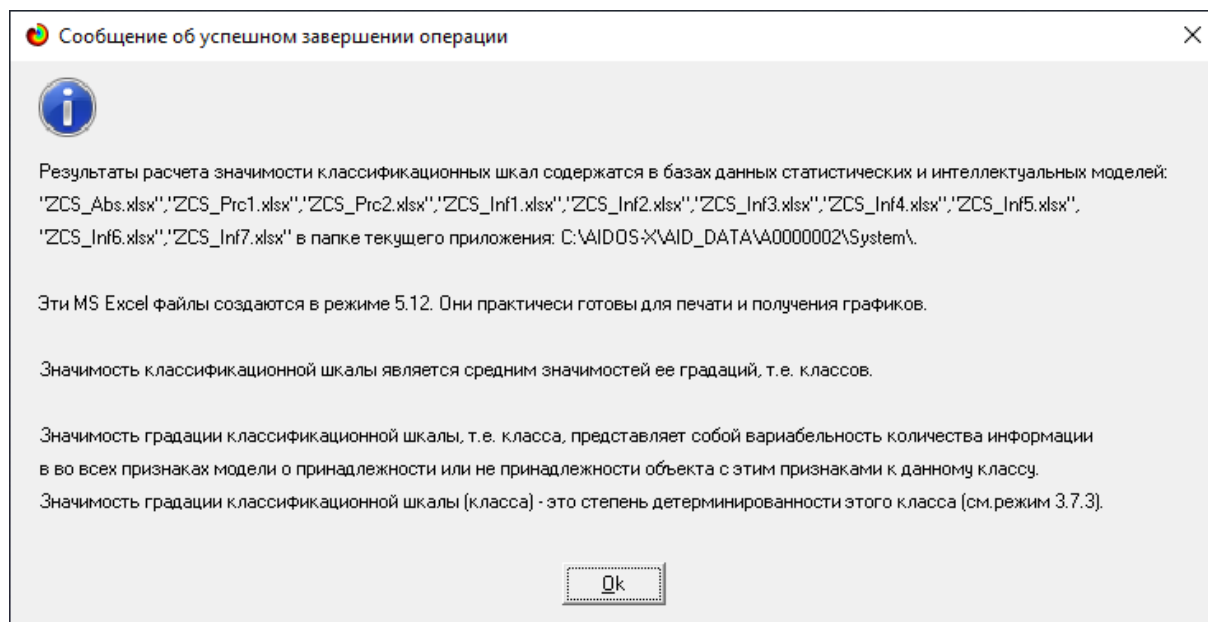
Отображение Парето-диаграмм степени сформированности классов завершено!

Результаты расчета степени детерминированности (значимости) классов содержатся в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: 'Zkl\_Abs.xlsx', 'Zkl\_Prc1.xlsx', 'Zkl\_Prc2.xlsx', 'Zkl\_Inf1.xlsx', 'Zkl\_Inf2.xlsx', 'Zkl\_Inf3.xlsx', 'Zkl\_Inf4.xlsx', 'Zkl\_Inf5.xlsx', 'Zkl\_Inf6.xlsx', 'Zkl\_Inf7.xlsx' в папке текущего приложения: C:\AIDOS\X\AID\_DATA\A0000002\System\.

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

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

Ok



**Рисунок 41. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»**

В таблице 17 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 42.

Из таблицы 17 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

Например, 50% наиболее жестко детерминированных классов суммарно обеспечивают примерно 66% степень детерминированности, а 50% суммарной детерминированности обеспечивают 37% наиболее жестко детерминированных классов.

**Таблица 17 – Степень детерминированности классов в СК-модели ABS**

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	33,3333333	1	MSRP-Малое: 1/3-{2000.000000, 21995.000000}	1	8,9000000	8,9000000	36,7768595	36,7768595
2	66,6666667	3	MSRP-Большое: 3/3-{32850.000000, 51050.000000}	1	8,3000000	17,2000000	34,2975207	71,0743802
3	100,0000000	2	MSRP-Среднее: 2/3-{21995.000000, 32850.000000}	1	7,0000000	24,2000000	28,9256198	100,0000000

*Источник:* c:\Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\Zkl\_Abs.xlsx

В таблице 17 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели ABS. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах, наименования которых приведены на третьем рисунке 42. Но поскольку в данном приложении одна классификационная

шкала, то рейтинг шкал по силе детерминированности состоит из одной шкалы и поэтому эти таблицы здесь не приводятся.

#### **4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)**

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

Применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

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

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

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

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

Рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (количество и качество различных видов 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 в этой области [1-49].

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>, а затем в диспетчере

приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №442. 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 данной статье для анализа эмпирических предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований, для выработки практических рекомендаций и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

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

*Сопоставимость* обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8].

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

Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта.

## REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко, Е. В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 75. – С. 321-363. – EDN OOSCAV.
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский



государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHС.

3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.

4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_emergence.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm)

5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.

6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>

7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: [https://elibrary.ru/author\\_profile.asp?id=123162](https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162).

8. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.

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

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

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

12. Орлов, А. И. Анализ данных, информации и знаний в системной нечеткой интервальной математике / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2022. – 405 с. – ISBN 978-5-907550-62-9. – DOI 10.13140/RG.2.2.15688.44802. – EDN OQULUW.

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

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

15. Луценко, Е. В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Е. В. Луценко //

Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 165. – С. 77-98. – DOI 10.13140/RG.2.2.11887.25761. – EDN UMTAMT.

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

17. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

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

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С<sup>о</sup> 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)

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

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

22. Работы проф.Е.В.Луценко & С<sup>о</sup> по когнитивным функциям: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_functions.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm)

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

24. Луценко, Е. В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 127. – С. 1-60. – DOI 10.21515/1990-4665-127-001. – EDN YLZTMX.

25. Влияние сроков применения борной кислоты на генеративную деятельность косточковых культур / Т. Н. Дорошенко, Л. Г. Рязанова, Н. В. Захарчук, Д. В. Максимцов // Плодоводство и виноградарство Юга России. – 2016. – № 41(5). – С. 121-130. – EDN WKBFHT, <https://journalkubansad.ru/pdf/16/05/12.pdf>

26. Монографии по АСК-анализу: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#\\_Toc128746370](http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746370)

27. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#\\_Toc128746372](http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746372).

28. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#\\_Toc128746371](http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#_Toc128746371).

29. Тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>

30. Работы по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_emergence.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm) .

31. Работы по АСК-анализу изображений: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_ASK-analysis\\_of\\_images.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_images.htm)

32. Работы по АСК-анализу текстов: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_ASK-analysis\\_of\\_texts.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm)

33. Работы по когнитивным функциям: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_functions.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm)

34. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_identification\\_presentation\\_and\\_use\\_of\\_knowledge.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm)

35. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_the\\_study\\_of\\_the\\_influence\\_of\\_the\\_space\\_environment\\_on\\_various\\_processes\\_on\\_Earth.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm)

36. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Information\\_and\\_communication\\_technologies\\_in\\_research\\_activities\\_and\\_education.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm)

37. Работы по виртуальной реальности: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual\\_reality\\_publications.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm)

38. Работы по когнитивной ветеринарии: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications\\_on\\_cognitive\\_veterinary\\_medicine.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm)

39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_agronomy.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm)

40. Работы по тематике, связанной с АПК: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_with\\_agricultural.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm)

41. Работы по наукометрии: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_scientometrics.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm)

42. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_higher\\_forms\\_of\\_consciousness.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm)

43. Работы по разработке и применению профиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных): [http://lc.kubagro.ru/aidos/Work\\_on\\_the\\_development\\_and\\_application\\_tests.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm)

44. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): [http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_Scenario\\_ASC-analysis.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm)

45. MVP-проект «Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК»: <http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm>

46. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»: [http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf)

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

48. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар:

Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPII.

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