

**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

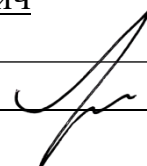
на тему: «АСК-анализ влияния характеристик проданных автомобилей на
их цену»

Выполнил студент группы: ИТ2441 Чебыкин Андрей Михайлович

Допущен к защите _____

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

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен _____

(дата)

Оценка отлично

Краснодар
2025

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу

Студента Чебыкина Андрея Михайловича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2441
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ влияния характеристик проданных автомобилей на их цену»

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)

«» 2025 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 96 страниц, 39 рисунков, 18 таблиц, 49 литературных источников.

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) зависимости характеристик проданных автомобилей на цену направлен на исследование факторов, влияющих на конечную цену машины.

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа зависимости характеристик проданных автомобилей на цену.

Для достижения цели требуется проанализировать методы создания обобщенных представлений классов и решения задач идентификации объектов с применением методов принятия решений и изучения моделируемой области путем анализа модели.

АСК-АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ПРОДАННЫХ АВТОМОБИЛЕЙ НА ИХ ЦЕНУ

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

Современный рынок подержанных автомобилей представляет собой динамичную сферу торговли, в которой конечная цена машины определяется множеством количественных и качественных факторов — от возраста и пробега до марки, комплектации, истории технического обслуживания и наличия аварий. Понимание взаимосвязей между этими характеристиками и ценой важно для правильной оценки стоимости, уменьшения рисков покупок и продаж, оптимизации формирования прайс-листов дилерами и повышения прозрачности для частных покупателей. Основная задача исследования — выявить статистически значимые зависимости и модели, позволяющие прогнозировать адекватную рыночную цену автомобиля с учётом его технического состояния, комплектации, регионального спроса и текущих трендов, что в свою очередь способствует повышению эффективности ценообразования и снижению экономических потерь участников рынка.

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

ASC-ANALYSIS OF THE IMPACT OF THE CHARACTERISTICS OF SOLD CARS ON THEIR PRICE

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

The modern used car market is a dynamic trade area in which the final price of a car is determined by a variety of quantitative and qualitative factors, from age and mileage to make, configuration, maintenance history and the presence of accidents. Understanding the relationship between these characteristics and price is important for proper cost estimation, reducing the risks of purchases and sales, optimizing the formation of price lists by dealers, and increasing transparency for private buyers. The main objective of the study is to identify statistically significant dependencies and models that make it possible to predict an adequate market price of a car, taking into account its technical condition, configuration, regional demand and current trends, which in turn helps to increase pricing efficiency and reduce economic losses of market participants.

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

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	8
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	8
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	9
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	9
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	10
2. METHODS (МЕТОДЫ)	10
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	10
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	11
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	11
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	13
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	20
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ).....	23
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	23
3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	23
3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	24
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	24
3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	24
3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе	25
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....	32
3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	32
3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	40
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	43
3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	43
3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	44
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	47
3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	47
3.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе	47
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	48
3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	48
3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний».....	49
3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	49

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев	51
3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»	52
3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений	55
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ	55
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	55
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»	56
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	57
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	57
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»	61
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели	61
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)	61
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	61
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе	61
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	63
3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	63
3.8.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе	63
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал	68
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	68
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе	68
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	71
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	71
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе	72
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть	74
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	74
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе	75
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	76
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	76
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе	76
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	78
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	78
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе	78
3.8.9. Когнитивные функции	81

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	81
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе	81
<i>3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций</i>	<i>84</i>
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	84
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе	85
<i>3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i>	<i>87</i>
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	87
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе	88
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	90
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	91
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	92

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Современный рынок подержанных автомобилей представляет собой динамичную и фрагментированную сферу торговли, в которой конечная цена транспортного средства формируется под влиянием множества взаимосвязанных количественных и качественных факторов. На стоимость влияют такие характеристики, как возраст автомобиля, пробег, марка и модель, уровень комплектации, состояние кузова и салона, история технического обслуживания и ремонтов, наличие/отсутствие ДТП, а также юридическая чистота сделки. Кроме того, цену определяют внешние условия – региональный спрос и предложение, сезонность, экономические индикаторы (уровень доходов, цена топлива, ставки кредитования), репутация продавца (частное лицо, дилер, аукцион) и текущие тренды на рынке.

Процесс оценки и ценообразования на подержанные автомобили осложняется значительной степенью неопределённости и информационной асимметрией: покупатели часто располагают неполной информацией о реальном техническом и юридическом состоянии авто, а продавцы – мотивированы к представлению товара в выгодном свете. На практике это проявляется в разнородности описаний в объявлениях, различиях в качестве и полноте данных (отсутствие истории обслуживания, неоднозначные фотографии), наличии выбросов в ценах и сдвигов в зависимости от времени и места продажи. Все это усложняет построение адекватных моделей для прогнозирования рыночной стоимости.

Одной из ключевых проблем предметной области является задача построения устойчивой и интерпретируемой модели оценки цены, способной учитывать нелинейные взаимодействия, категориальные признаки и редкие события (например, редкая комплектация или значительные повреждения). Цель – минимизировать погрешность оценок и устойчиво работать в условиях разреженности и шума данных, повышая точность прогнозов при сохранении объяснимости для пользователей и бизнес-процессов. Для участников рынка (дилеров, платформ объявлений, частных продавцов и покупателей) корректная оценка стоимости способствует снижению рисков, ускорению оборота капитала и повышению доверия между сторонами.

Таким образом, исследуемая предметная область представляет собой совокупность процессов, данных и моделей, направленных на качественную и количественную оценку влияния характеристик подержанных автомобилей на их цену. Повышение точности и прозрачности оценки способствует оптимизации ценообразования, снижению экономических потерь участников и повышению эффективности функционирования вторичного автомобильного рынка.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – система продажи автомобилей.

Предмет исследования – выявление взаимосвязи между ценой и характеристиками автомобиля.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Рынок поддержанных автомобилей характеризуется высокой конкуренцией, значительной вариативностью предложений и выраженной информационной асимметрией между продавцами и покупателями. Участники рынка – частные лица, дилеры и онлайн-платформы – сталкиваются с необходимостью оперативно и корректно определять справедливую рыночную цену транспортных средств, учитывая множество взаимосвязанных характеристик: возраст, пробег, марку и модель, комплектацию, историю обслуживания и ремонтов, наличие повреждений или аварий, регион продажи и текущие рыночные тренды. Основная проблема заключается в недостаточной точности и прозрачности процесса оценки цены в условиях неполных и шумных данных, что приводит к ошибочным оценкам, затовариванию складов у дилеров, длительным периодам продажи и финансовым потерям для всех сторон сделки.

Актуальность исследования обусловлена несколькими факторами. Во-первых, корректная оценка стоимости напрямую влияет на скорость оборота капитала у дилеров и платформ – неверная цена замедляет продажи или лишает продавца потенциальной прибыли. Во-вторых, для частных покупателей и кредитных организаций важна объективность оценки при принятии решения о покупке или выдаче автокредита; ошибки в цене увеличивают риски финансовых потерь и проблем с ликвидностью. В-третьих, на цены оказывают влияние быстро меняющиеся внешние обстоятельства – колебания цен на топливо, изменения уровня спроса по регионам и сезонности, а также появление новых моделей и технологические тренды (например, переход на гибриды/электромобили) – что делает статические правила ценообразования малоэффективными.

Дополнительную сложность создают разнородность и неполнота данных в объявлениях: описания могут быть неточными, фотографии – неполными, а история обслуживания – скрыта или недокументирована. Это требует применения методов, способных работать с пропусками и шумом, обнаруживать аномальные и мошеннические объявления и учитывать как табличные, так и неструктурированные источники информации. Также важна интерпретируемость моделей оценки: бизнес-пользователи и конечные клиенты должны понимать, какие факторы влияют на итоговую цену, чтобы доверять автоматизированным решениям.

Решение обозначенной проблемы позволит повысить точность прогнозов цены и прозрачность ценообразования, что снизит

экономические потери участников, сократит время продажи и улучшит пользовательский опыт на торговых платформах. Практическая значимость исследования заключается в разработке инструментов для автоматизированной оценки стоимости при размещении объявлений, поддержки принятия решений у дилеров и кредитных организаций, а также повышения качества рекомендаций для частных продавцов и покупателей. Поэтому исследование зависимости характеристик подержанных автомобилей от их цены является важным и востребованным направлением прикладной аналитики и машинного обучения.

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 интернете 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 годов¹ и фундаментальной монографии [2].

Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф.Е.В.Луценко в 2001 году. На тот момент этот термин вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Гугле находится около 23000 сайтов с этим сочетанием слов².

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

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

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

Министерства, получено 34 патента РФ на системы искусственного 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](#)³ [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США⁴.

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 8 докторских диссертациях по экономическим, техническим, биологическим наукам и в 8 кандидатских диссертациях по экономическим, техническим, психологическим и медицинским наукам, еще несколько докторских и кандидатских диссертаций 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»⁵. 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 РФ⁶). 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.

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

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

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

⁶ <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 о получении той или иной урожайности [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/ZCKZRKvrIEMBWOк8>, <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»:

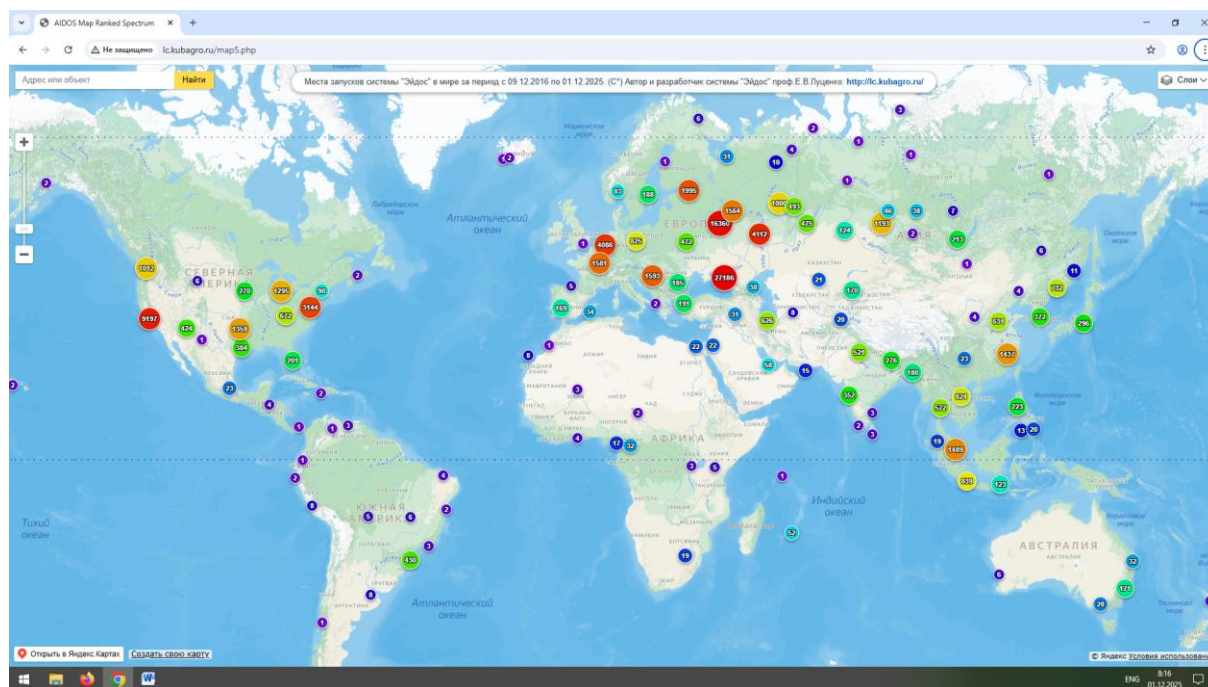
- содержит большое количество интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 392, соответственно: http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf, http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf);

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

- 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).

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен акт внедрения на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см.2-й акт).

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 решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

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

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: 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 2023-2025 годы. С 2023 развитие системы «Эйдос» осуществляется на языках Питон (Python), C++, а также Аляска-2.0 + Экспресс++.

7-й этап, «эра Питона и DuckDB»: с 2025 по настоящее время. С 07.08.2025 развитие системы «Эйдос» осуществляется полностью на языке Питон (Python). При необходимости привлекаются и другие языки.

[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».

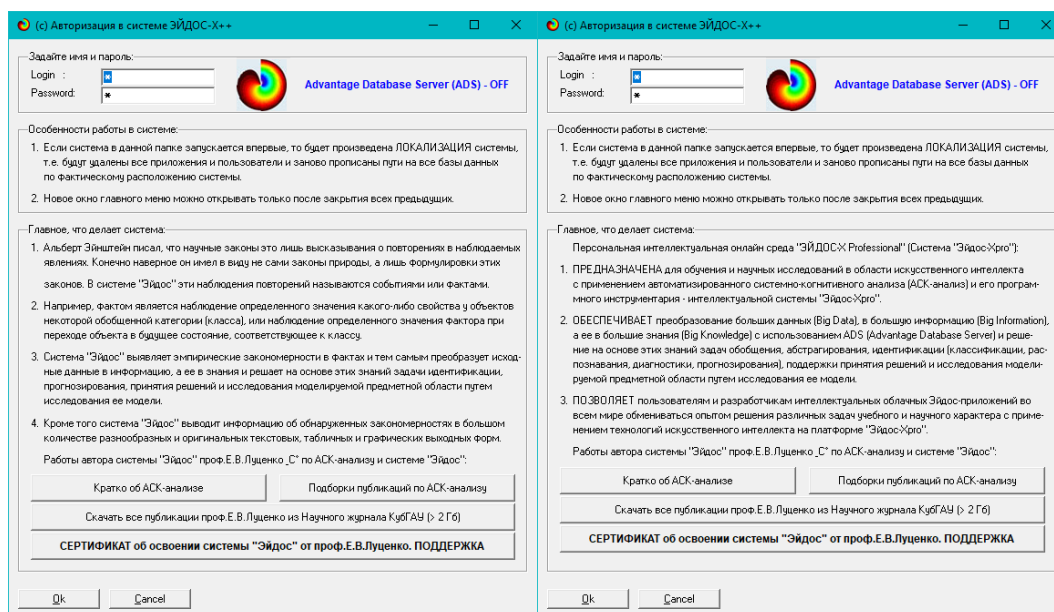
[Задание-инструкция для учащихся по разработке собственного интеллектуального облачного Эйдос-приложения⁷](#)

⁷ http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf

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



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



⁸ http://lc.kubagro.ru/pic/aidos_titul.jpg

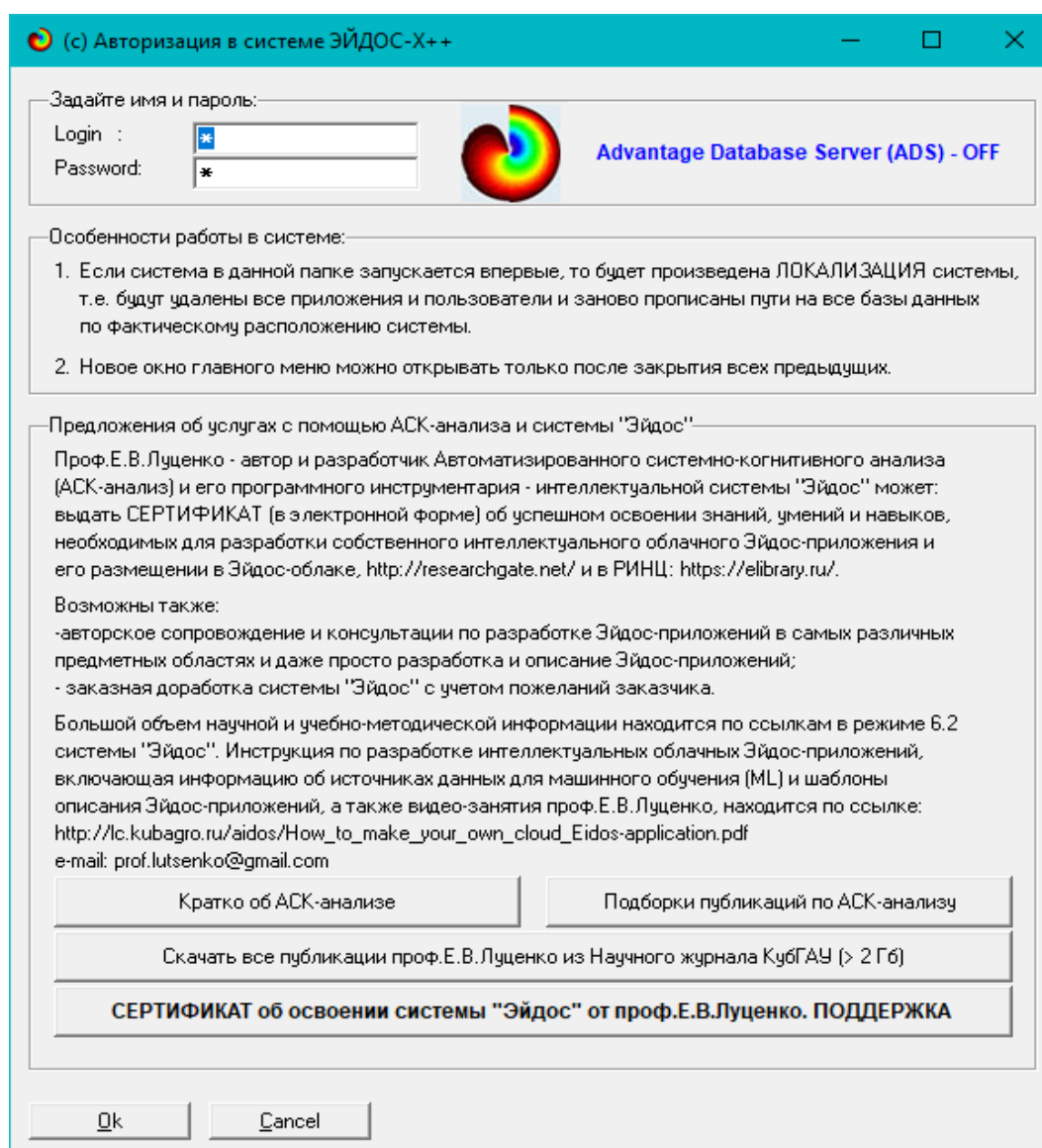


Рисунок 2. Титульные видеogramмы версии системы «Эйдос» на xBase++

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 каждой характеристики машины на ее конечную цену.

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**

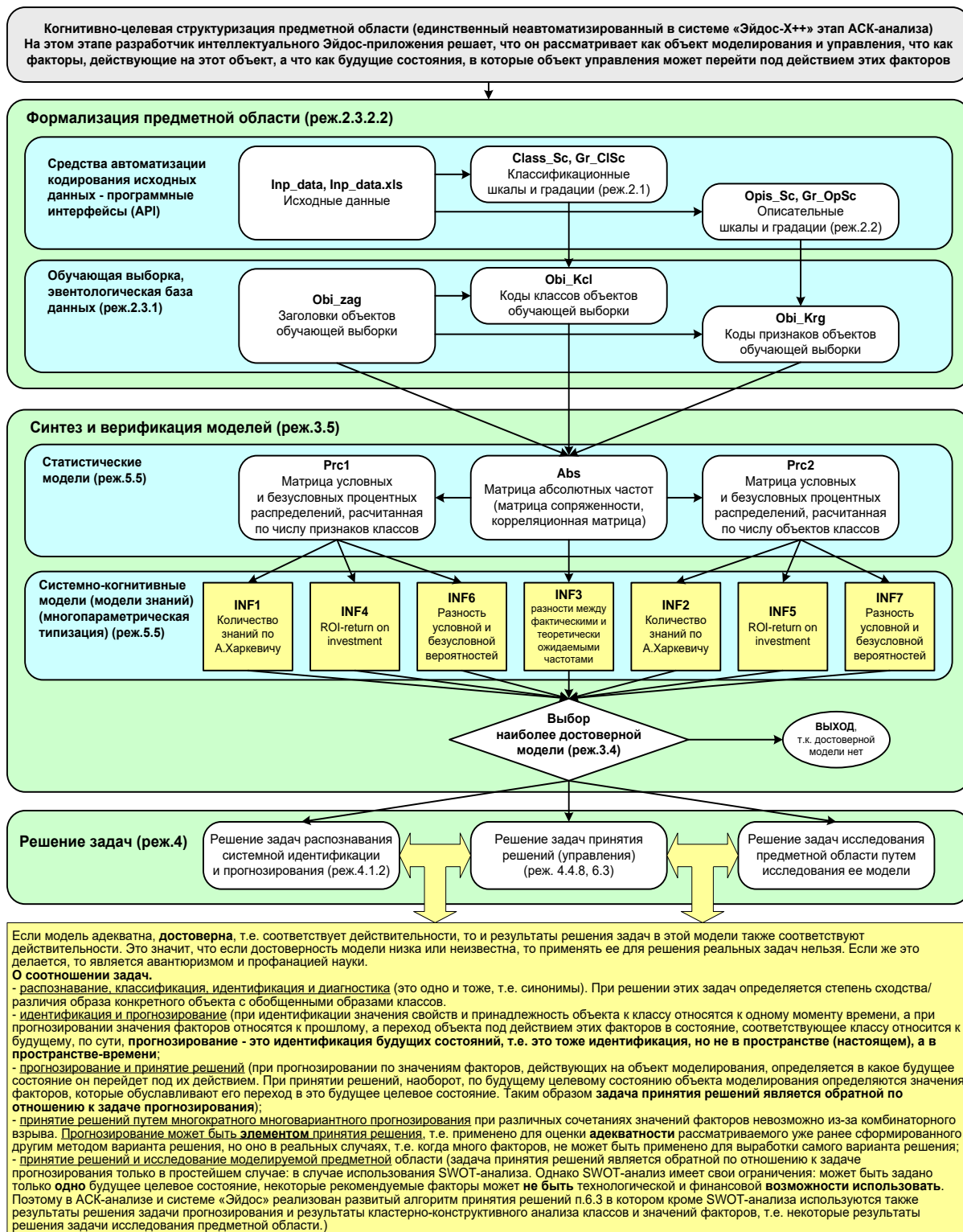


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

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

Исходные данные были взяты по ссылке:

<https://www.kaggle.com/datasets/lepchenkov/usedcarscatalog>

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступают машины, выставленные на продажу, в качестве *факторов*: трансмиссия, цвет, значение одометра, год выпуска, вид топлива, объем двигателя, тип кузова, наличие гарантии, состояние и привод (таблица 1), а в качестве *результатов* действия этих факторов – цена (таблица 2):

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	transmission
2	color
3	odometer_value
4	year_produced
5	engine_fuel
6	engine_type
7	engine_capacity
8	body_type
9	has_warranty
10	state
11	drivetrain

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

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	price_usd

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

Таблица 3 – Исходные данные по влиянию различных факторов

на цену машины

manufacturer_name	model_name	price_usd	transmission	color	odometer_value	year_produced	engine_fuel	engine_type	engine_capacity	body_type	has_warranty	state	drivetrain
Subaru	Outback	10900.0	automatic	silver	190000	2010	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	5000.0	automatic	blue	290000	2002	gasoline	gasoline	3.0	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	2800.0	automatic	red	402000	2001	gasoline	gasoline	2.5	suv	False	owned	all
Subaru	Impreza	9999.0	mechanical	blue	10000	1999	gasoline	gasoline	3.0	sedan	False	owned	all
Subaru	Legacy	2134.11	automatic	black	280000	2001	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	14700.0	automatic	silver	132449	2011	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	3000.0	automatic	black	318280	1998	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Legacy	4500.0	automatic	silver	350000	2004	gasoline	gasoline	2.5	sedan	False	owned	all
Subaru	Outback	12900.0	automatic	grey	179000	2010	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	4200.0	automatic	silver	571317	1999	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	6900.0	mechanical	other	280000	2003	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Tribeca	8350.0	automatic	grey	256000	2008	gasoline	gasoline	3.6	suv	False	owned	all
Subaru	Forester	4300.0	mechanical	other	321000	2002	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Justy	1666.0	mechanical	red	49999	2001	gasoline	gasoline	1.3	hatchback	False	owned	all
Subaru	Outback	8600.0	automatic	brown	154685	2011	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	7300.0	automatic	black	163219	2004	gasoline	gasoline	2.0	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	7587.97	automatic	other	318650	2005	gasoline	gasoline	3.0	universal	False	owned	all
Subaru	Impreza	10950.0	mechanical	blue	191000	2005	gasoline	gasoline	2.0	sedan	False	owned	all
Subaru	Forester	12700.0	automatic	silver	179000	2014	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Forester	16500.0	automatic	black	159000	2013	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Outback	8700.0	automatic	white	257495	2008	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Tribeca	7500.0	automatic	silver	241402	2005	gasoline	gasoline	3.0	suv	False	owned	all
Subaru	Tribeca	8650.0	automatic	black	188000	2006	gasoline	gasoline	3.0	suv	False	owned	all
Subaru	Forester	3500.0	automatic	blue	240000	2001	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Legacy	3800.0	automatic	green	249448	2002	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Tribeca	7200.0	automatic	other	250000	2007	gasoline	gasoline	3.0	suv	False	owned	all
Subaru	Outback	1850.0	automatic	green	417000	1997	gasoline	gasoline	2.0	universal	False	owned	front
Subaru	Outback	3800.0	automatic	violet	377000	1999	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Impreza	3000.0	mechanical	black	300000	1999	gasoline	gasoline	2.0	universal	False	owned	all
Subaru	Legacy	6200.0	mechanical	black	270000	2004	gasoline	gasoline	2.0	sedan	False	owned	all
Subaru	Forester	3700.0	mechanical	green	444444	1999	gasoline	gasoline	2.0	universal	False	owned	all

Используя стандартные возможности MS Excel, *исходные данные из таблицы 3 представим в виде, стандартном для системы «Эйдос»* (таблица 4):

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

manufacturer_name	model_name	price_usd	transmission	color	odometer_value	year_produced	engine_fuel	engine_type	engine_capacity	body_type	has_warranty	state	drivetrain
Subaru	Outback	10900.0	automatic	silver	190000	2010	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	5000.0	automatic	blue	290000	2002	gasoline	gasoline	3.0	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	2800.0	automatic	red	402000	2001	gasoline	gasoline	2.5	suv	False	owned	all
Subaru	Impreza	9999.0	mechanical	blue	10000	1999	gasoline	gasoline	3.0	sedan	False	owned	all
Subaru	Legacy	2134.11	automatic	black	280000	2001	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	14700.0	automatic	silver	132449	2011	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	3000.0	automatic	black	318280	1998	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Legacy	4500.0	automatic	silver	350000	2004	gasoline	gasoline	2.5	sedan	False	owned	all
Subaru	Outback	12900.0	automatic	grey	179000	2010	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	4200.0	automatic	silver	571317	1999	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Forester	6900.0	mechanical	other	280000	2003	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Tribeca	8350.0	automatic	grey	256000	2008	gasoline	gasoline	3.6	suv	False	owned	all
Subaru	Forester	4300.0	mechanical	other	321000	2002	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Justy	1666.0	mechanical	red	49999	2001	gasoline	gasoline	1.3	hatchback	False	owned	all
Subaru	Outback	8600.0	automatic	brown	154685	2011	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	7300.0	automatic	black	163219	2004	gasoline	gasoline	2.0	universal	False	owned	all
Subaru	Outback	7587.97	automatic	other	318650	2005	gasoline	gasoline	3.0	universal	False	owned	all
Subaru	Impreza	10950.0	mechanical	blue	191000	2005	gasoline	gasoline	2.0	sedan	False	owned	all
Subaru	Forester	12700.0	automatic	silver	179000	2014	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Forester	16500.0	automatic	black	159000	2013	gasoline	gasoline	2.0	suv	False	owned	all
Subaru	Outback	8700.0	automatic	white	257495	2008	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Tribeca	7500.0	automatic	silver	241402	2005	gasoline	gasoline	3.0	suv	False	owned	all
Subaru	Tribeca	8650.0	automatic	black	188000	2006	gasoline	gasoline	3.0	suv	False	owned	all
Subaru	Forester	3500.0	automatic	blue	240000	2001	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Legacy	3800.0	automatic	green	249448	2002	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Tribeca	7200.0	automatic	other	250000	2007	gasoline	gasoline	3.0	suv	False	owned	all
Subaru	Outback	1850.0	automatic	green	417000	1997	gasoline	gasoline	2.0	universal	False	owned	front
Subaru	Outback	3800.0	automatic	violet	377000	1999	gasoline	gasoline	2.5	universal	False	owned	all
Subaru	Impreza	3000.0	mechanical	black	300000	1999	gasoline	gasoline	2.0	universal	False	owned	all
Subaru	Legacy	6200.0	mechanical	black	270000	2004	gasoline	gasoline	2.0	sedan	False	owned	all

Таблица 4 имеет следующую структуру:

- каждая строка описывает один заказ, всего их 38532;
- 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 4), а с другой стороны результатами действия этих факторов, выраженными в текстовых и числовых шкалах в разных единицах измерения (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «**онтологией**» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «**фрейм-экземпляр**»;
- 1-я и 2-я колонки – не является шкалой и содержат производителя и модель машины, в данной работе не участвуют.
- 3-я колонка – это классификационная шкала – это шкала **числового** типа описывающие **результаты** действия факторов в различных единицах измерения (таблица 4). 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**.
- колонки с 4-й по 14-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (таблица 4). Эти шкалы имеют числовой и текстовый тип и их градациями являются лингвистические и числовые переменные;
- при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. 1-й вариант и будет использован в данной работе.

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

Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет чрезмерно жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть. Например, подобные представленным в таблице 4.

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

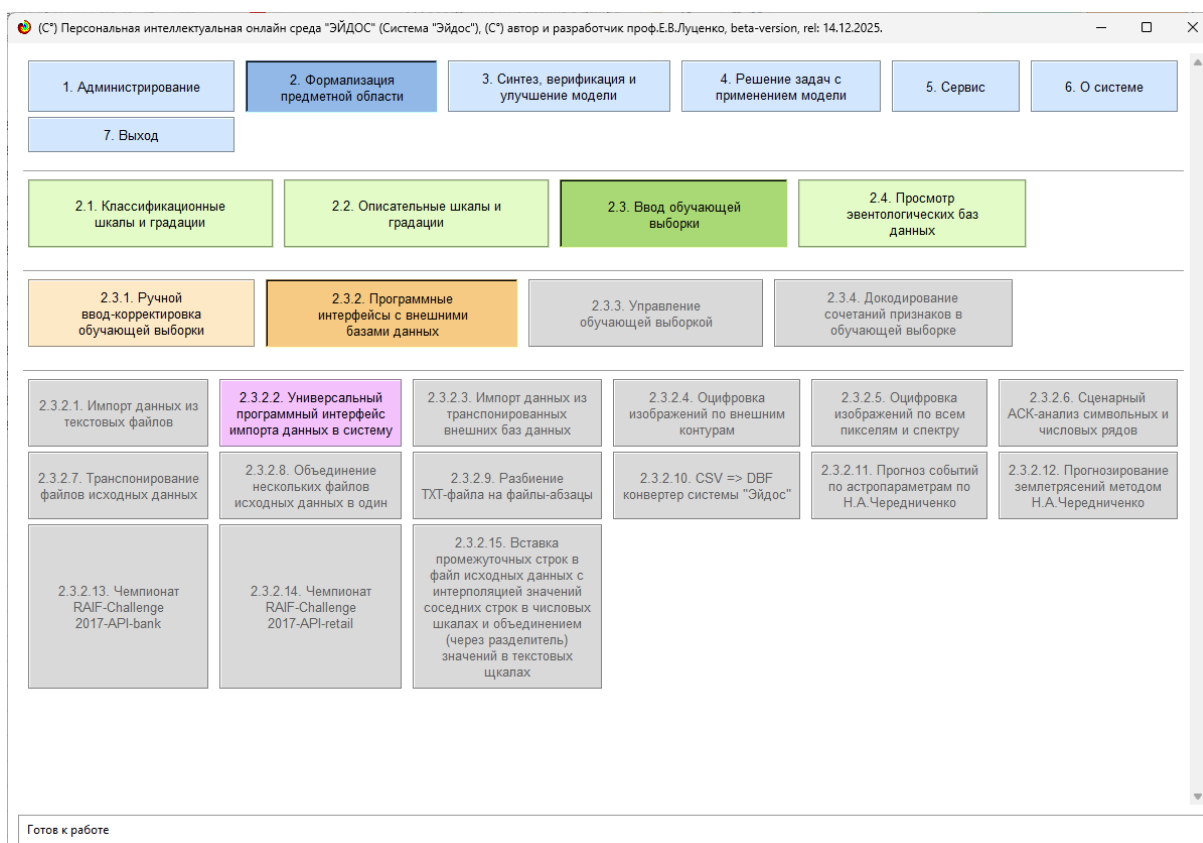


Рисунок 4. Автоматизированные программные интерфейсы (API) новой версии системы «Эйдос», написанной на Python

Для ввода исходных данных, представленных в таблице 4, в систему «Эйдос», используется один из ее автоматизированных программных

интерфейсов (API), а именно универсальный автоматизированный программный интерфейс ввода данных из файлов MS Excel (API-2.3.2.2).

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

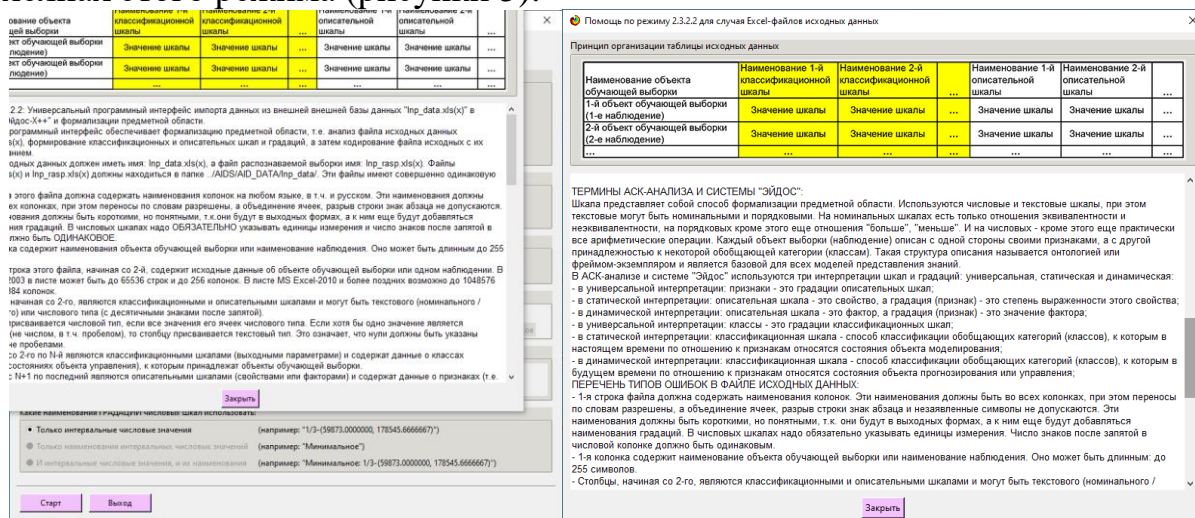


Рисунок 5. Желтые API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

Задайте параметры:

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

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец: 3

Конечный столбец: 3

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец: 4

Конечный столбец: 14

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

Интерпретация TXT-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

Старт Выход

2.3.2.2. Задание размерности модели (равные интервалы)

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [5 классов x 58 признаков]

Тип	Количество	Суммарное количество	Среднее количество	Количество	Суммарное	Среднее
Числовые	1	5	5.00	3	15	5.00
Текстовые	0	0	0.00	8	43	5.38
ВСЕГО:	1	5	5.00	11	58	5.27

Задать количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале: В классификационных шкалах: 5 В описательных шкалах: 5

Параметры классификационных и описательных шкал и градаций (равные интервалы)

При заданных параметрах встретилось 0 градаций с отсутствием наблюдений, в т.ч.:

- 0 в классификационных шкалах;
- 0 в описательных шкалах.

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [1], наименование: "price_usd", тип шкалы/число градаций в шкале: "Числовая"/5

- Наим.градации: 1/5-(1.0000000, 10000.8000000], факт.число наблюдений на градации: 30734
- Наим.градации: 2/5-(10000.8000000, 20000.6000000], факт.число наблюдений на градации: 6255
- Наим.градации: 3/5-(20000.6000000, 30000.4000000], факт.число наблюдений на градации: 1071
- Наим.градации: 4/5-(30000.4000000, 40000.2000000], факт.число наблюдений на градации: 345
- Наим.градации: 5/5-(40000.2000000, 50000.0000000], факт.число наблюдений на градации: 121

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [1], наименование: "transmission", тип шкалы/число градаций в шкале: "Текстовая"/2

- Наим.градации: automatic, факт.число наблюдений на градации: 12898
- Наим.градации: mechanical, факт.число наблюдений на градации: 25633

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [2], наименование: "color", тип шкалы/число градаций в шкале: "Текстовая"/12

- Наим.градации: black, факт.число наблюдений на градации: 7705
- Наим.градации: blue, факт.число наблюдений на градации: 5802
- Наим.градации: brown, факт.число наблюдений на градации: 886
- Наим.градации: green, факт.число наблюдений на градации: 2760
- Наим.градации: grey, факт.число наблюдений на градации: 3751
- Наим.градации: orange, факт.число наблюдений на градации: 184
- Наим.градации: other, факт.число наблюдений на градации: 2688
- Наим.градации: red, факт.число наблюдений на градации: 2925
- Наим.градации: silver, факт.число наблюдений на градации: 6852

Пересчитать шкалы и градации Записать TXT Выйти на создание модели

Операция завершена

1/7 - Конвертация и ввод файла исходных данных	100%
2/7 - Создание нового интеллектуального приложения	100%
3/7 - Анализ файла исходных данных	100%
4/7 - Формирование классификационных шкал и градаций	100%
5/7 - Формирование описательных шкал и градаций	100%
6/7 - Кодирование обучающей выборки	100%
7/7 - Формирование базы событий	100%

Общий прогресс

Начало: 17.12.2025 16:55:34 Окончание: 17.12.2025 17:02:13
 Прошло: 00:06:38 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[16:55:58 INFO]: 5. формирование описательных шкал и градаций
[16:56:00 INFO]: Сформировано 11 описательных шкал и 58 градаций.

[16:56:00 INFO]: 6. Кодирование обучающей выборки
[17:01:29 INFO]: Таблицы obi_zag, obi_kcl, obi_krg успешно заполнены для 38531 объектов.

[17:01:30 INFO]: 7. формирование базы событий
[17:02:12 INFO]: База событий eventsko успешно заполнена. Записано 38531 объектов.

[17:02:13 SUCCESS]: Операция успешно завершена.
```

Записать лог в CSV Выход

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

В таблицах 5, 6, 7 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 6 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 5 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

kod_grcs	kod_clsc	name_grcs
1	1	1/5-(1.0000000, 10000.8000000]
2	1	2/5-(10000.8000000, 20000.6000000]
3	1	3/5-(20000.6000000, 30000.4000000]
4	1	4/5-(30000.4000000, 40000.2000000]
5	1	5/5-(40000.2000000, 50000.0000000]

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\ Rospatent_Site\xlsx_files\gr_clsc.xlsx

Таблица 6 – Описательные шкалы и градации (полностью)

kod_gros	kod_opsc	name_gros
1	1	automatic
2	1	mechanical
3	2	black
4	2	blue
5	2	brown
6	2	green
7	2	grey
8	2	orange
9	2	other
10	2	red
11	2	silver
12	2	violet
13	2	white
14	2	yellow
15	3	1/5-(0.0000000, 200000.0000000]
16	3	2/5-(200000.0000000, 400000.0000000]
17	3	3/5-(400000.0000000, 600000.0000000]
18	3	4/5-(600000.0000000, 800000.0000000]
19	3	5/5-(800000.0000000, 1000000.0000000]

20	4	1/5-(1942.0000000, 1957.4000000]
21	4	2/5-(1957.4000000, 1972.8000000]
22	4	3/5-(1972.8000000, 1988.2000000]
23	4	4/5-(1988.2000000, 2003.6000000]
24	4	5/5-(2003.6000000, 2019.0000000]
25	5	diesel
26	5	electric
27	5	gas
28	5	gasoline
29	5	hybrid-diesel
30	5	hybrid-petrol
31	6	diesel
32	6	electric
33	6	gasoline
34	7	1/5-(0.2000000, 1.7600000]
35	7	2/5-(1.7600000, 3.3200000]
36	7	3/5-(3.3200000, 4.8800000]
37	7	4/5-(4.8800000, 6.4400000]
38	7	5/5-(6.4400000, 8.0000000]
39	8	cabriolet
40	8	coupe
41	8	hatchback
42	8	liftback
43	8	limousine
44	8	minibus
45	8	minivan
46	8	pickup
47	8	sedan
48	8	suv
49	8	universal
50	8	van
51	9	False -
52	9	True +
53	10	emergency
54	10	new
55	10	owned
56	11	all
57	11	front
58	11	rear

Источник: c:\Aidos-X\ AID_DATA\A0000001\ Rospatent_Site\ xlsx_files\gr_opsc.xlsx

Таблица 7 – Обучающая выборка (фрагмент)

kod_obj	name_obj	n3	n4	n5	n6	n7	n8	n9	n10
1	Subaru	2	1	11	15	24	28	33	35
2	Subaru	1	1	4	16	23	28	33	35
3	Subaru	1	1	10	17	23	28	33	35
4	Subaru	1	2	4	15	23	28	33	35
5	Subaru	1	1	3	16	23	28	33	35
6	Subaru	2	1	11	15	24	28	33	35
7	Subaru	1	1	3	16	23	28	33	35
8	Subaru	1	1	11	16	24	28	33	35
9	Subaru	2	1	7	15	24	28	33	35
10	Subaru	1	1	11	17	23	28	33	35
11	Subaru	1	2	9	16	23	28	33	35
12	Subaru	1	1	7	16	24	28	33	36
13	Subaru	1	2	9	16	23	28	33	35
14	Subaru	1	2	10	15	23	28	33	34
15	Subaru	1	1	5	15	24	28	33	35
16	Subaru	1	1	3	15	24	28	33	35
17	Subaru	1	1	9	16	24	28	33	35
18	Subaru	2	2	4	15	24	28	33	35
19	Subaru	2	1	11	15	24	28	33	35
20	Subaru	2	1	3	15	24	28	33	35

Источник: c:\Aidos-X\ AID_DATA\A0000001\ Rospatent_Site\ xlsx_files\eventsko.xlsx

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

семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

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

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

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

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

Таблица 8 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

На основе таблицы 8 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9).

Таблица 9 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

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

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

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

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

На практике часто встречается существенная **несбалансированность** данных, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 8) было бы очень неразумно (за исключением меры взаимосвязи хи-квадрат) и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 9) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему **несбалансированности** данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных

частот (таблица 8), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход 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 8 и 9 с использованием частных критериев, знаний, приведенных таблице 10, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 11).

В таблице 10 приведены формулы:

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

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

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

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

INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

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

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

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

Таблица 11 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 10), применяемых в настоящее

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

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

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

Обратим особое внимание 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 конструктов, т.е. понятий, достаточный для**

адекватного описания предметной области [4]⁹. 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. 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 11 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 10), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная

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

задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 13).

Таблица 13 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

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

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и

безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 *тождественно совпадают* с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

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

3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте базовые модели для синтеза и верификации:

Базовые статистические модели:

- ☒ 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: [Помощь](#)

- ☒ 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

Базовые 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: χ -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

Какие модели создавать?

- ☒ Создавать только базовые модели
- ☐ Создавать модели 2-го уровня
- ☐ Создавать модели 3-го уровня

[Помощь](#)

Базовые модели - это модели: Prc1,Prc2,Inf1,Inf2,Inf3, Inf4,Inf5,Inf6,Inf7 полученные расчетным путем по формулам, приведенным в хелпе режима 5.5 на основе модели Abs.

Модель Abs называется матрицей абсолютных частот и содержит абсолютное количество встреч сочетаний "признак x класс", посчитанное по всей выборке.

Модель Abs еще называют "матрицей сопряженности" или "корреляционной матрицей". Формы по достоверности моделей формируются в режиме 3.4.

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) до
- ☐ Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять скопированные объекты:

- ☒ Не удалять
- ☐ Удалять

[Пояснение по алгоритму верификации](#)

[Подробнее](#)

Выполнить:

- ☒ Синтез и верификацию
- ☐ Только верификацию
- ☐ Только синтез

Задайте процессор:

- ☒ CPU
- ☐ GPU

Задайте алгоритм:

- ☐ Классика - дольше
- ☒ Упрощенно-быстрее

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

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 14194 байт, т.е.: 0.0006610 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

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

[Старт](#) [Cancel](#) [Помощь по синтезу моделей](#) [Помощь по верификации моделей](#)

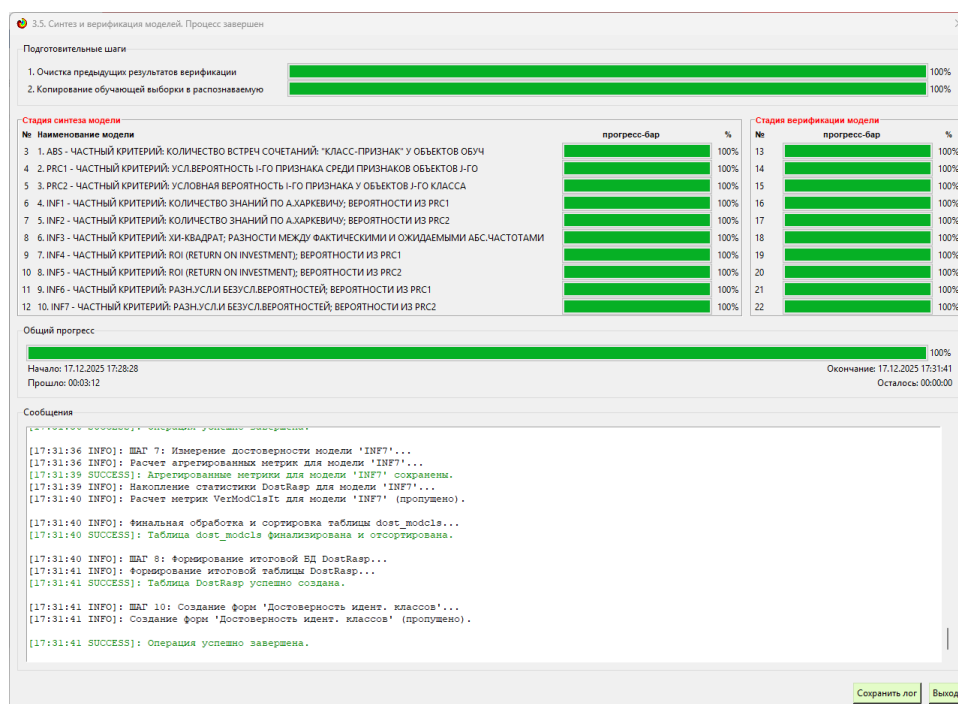


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 8-11:

3.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: **Abs** Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Abs"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - price_usd - 1/5 (1.000000, 10000.000000)	2 - price_usd - 2/5 (10000.000000, 20000.000000)	3 - price_usd - 3/5 (20000.000000, 30000.000000)	4 - price_usd - 4/5 (30000.000000, 40000.000000)	5 - price_usd - 5/5 (40000.000000, 50000.000000)	Сумма	Среднее	Сред. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	transmission - automatic	7346.000	4194.000	905.000	335.000	118.000	12898.000	2579.600	3131.567	2552.320
2	transmission - mechanical	23393.000	2061.000	166.000	10.000	3.000	25633.000	5126.600	10248.142	7306.560
3	color - black	5126.000	2031.000	395.000	110.000	43.000	7705.000	1541.000	2162.025	1630.000
4	color - blue	5216.000	469.000	76.000	31.000	10.000	5802.000	1160.400	2274.907	1622.240
5	color - brown	412.000	358.000	80.000	34.000	2.000	886.000	177.200	192.658	166.240
6	color - green	2641.000	81.000	18.000	17.000	3.000	2760.000	552.000	1168.176	835.600
7	color - grey	2796.000	800.000	104.000	31.000	20.000	3751.000	750.200	1189.096	838.240
8	color - orange	126.000	50.000	4.000	3.000	1.000	184.000	36.800	53.923	40.960
9	color - other	2279.000	336.000	53.000	19.000	1.000	2688.000	537.600	982.960	696.560
10	color - red	2612.000	264.000	35.000	7.000	7.000	2925.000	585.000	1138.248	810.800
11	color - silver	5939.000	799.000	80.000	31.000	3.000	6852.000	1370.400	2575.243	1827.440
12	color - violet	422.000	35.000	5.000		1.000	463.000	92.600	184.703	131.760
13	color - white	2898.000	1004.000	219.000	61.000	30.000	4212.000	842.400	1215.608	886.880
14	color - yellow	272.000	28.000	2.000	1.000		303.000	60.600	118.755	84.560
15	odometer_value - 1/5-[0.0000000, 200000.0000000]	8572.000	4487.000	940.000	325.000	120.000	14444.000	2888.800	3636.281	2912.560
16	odometer_value - 2/5-[200000.0000000, 400000.0000000]	18967.000	1632.000	125.000	19.000	1.000	20744.000	4148.800	8312.096	5927.280
17	odometer_value - 3/5-[400000.0000000, 600000.0000000]	2758.000	114.000	6.000	1.000		2879.000	575.800	1220.847	872.880
18	odometer_value - 4/5-[600000.0000000, 800000.0000000]	196.000	17.000				213.000	42.600	86.069	61.360
19	odometer_value - 5/5-[800000.0000000, 1000000.0000000]	246.000	5.000				251.000	50.200	109.477	78.320

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Вывод

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

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: **Abs** **Prc1** **Prc2** **Inf1** **Inf2** **Inf3** **Inf4** **Inf5** **Inf6** **Inf7** Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Prc2"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - price_ind - 1/5-(1.000000, 10000.000000]	2 - price_ind - 2/5-(10000.000000, 20000.000000]	3 - price_ind - 3/5-(20000.000000, 30000.000000]	4 - price_ind - 4/5-(30000.000000, 40000.000000]	5 - price_ind - 5/5-(40000.000000, 50000.000000]	Базисная вероятность	Среднее	Средн. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	transmission - automatic	23.898	67.050	84.500	97.101	97.521	33.474	74.014	30.642	22.832
2	transmission - mechanical	76.102	32.950	15.500	2.899	2.479	66.526	25.986	30.642	22.832
3	color - black	16.676	32.470	36.881	31.884	35.537	19.997	30.690	8.106	5.606
4	color - blue	16.969	7.498	7.096	8.986	8.264	15.058	9.763	4.093	2.882
5	color - brown	1.340	5.723	7.470	9.855	1.653	2.299	5.208	3.694	2.969
6	color - green	8.592	1.295	1.681	4.928	2.479	7.163	3.795	3.031	2.372
7	color - grey	9.096	12.790	9.711	8.986	16.529	9.735	11.422	3.249	2.590
8	color - orange	0.410	0.799	0.373	0.870	0.826	0.478	0.656	0.243	0.211
9	color - other	7.414	5.372	4.949	5.507	0.826	6.976	4.814	2.422	1.595
10	color - red	8.497	4.221	3.268	2.029	5.785	7.591	4.760	2.500	1.905
11	color - silver	19.321	12.774	7.470	8.986	2.479	17.783	10.206	6.292	4.673
12	color - violet	1.373	0.560	0.467		0.826	1.202	0.645	0.504	0.364
13	color - white	9.428	16.051	20.448	17.681	24.793	10.931	17.680	5.679	3.953
14	color - yellow	0.885	0.448	0.187	0.290		0.786	0.362	0.335	0.244
15	odometer_value - 1/5-(0.000000, 200000.000000]	27.886	71.735	87.768	94.203	99.174	37.487	76.153	28.896	21.074
16	odometer_value - 2/5-(200000.000000, 400000.000000]	61.703	26.091	11.671	5.507	0.826	53.837	21.160	24.579	18.190
17	odometer_value - 3/5-(400000.000000, 600000.000000]	8.972	1.823	0.560	0.290		7.472	2.329	3.778	2.657
18	odometer_value - 4/5-(600000.000000, 800000.000000]	0.638	0.272				0.553	0.182	0.281	0.218
19	odometer_value - 5/5-(800000.000000, 1000000.000000]	0.800	0.080				0.651	0.176	0.351	0.250

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

Рисунок 9. Статистическая модель «Prc2», матрица условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: **Abs** **Prc1** **Prc2** **Inf1** **Inf2** **Inf3** **Inf4** **Inf5** **Inf6** **Inf7** Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Inf1"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - price_ind - 1/5-(1.000000, 10000.000000]	2 - price_ind - 2/5-(10000.000000, 20000.000000]	3 - price_ind - 3/5-(20000.000000, 30000.000000]	4 - price_ind - 4/5-(30000.000000, 40000.000000]	5 - price_ind - 5/5-(40000.000000, 50000.000000]	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	transmission - automatic	-0.060	0.124	0.166	0.191	0.192	0.613	0.123	0.106	0.073
2	transmission - mechanical	0.024	-0.126	-0.261	-0.561	-0.590	-1.514	-0.303	0.269	0.218
3	color - black	-0.033	0.087	0.110	0.084	0.103	0.351	0.070	0.058	0.041
4	color - blue	0.021	-0.125	-0.135	-0.092	-0.108	-0.438	-0.088	0.063	0.044
5	color - brown	-0.097	0.163	0.211	0.261	-0.059	0.480	0.096	0.163	0.139
6	color - green	0.033	-0.307	-0.260	-0.067	-0.190	-0.791	-0.158	0.140	0.113
7	color - grey	-0.012	0.049	-0.000	-0.014	0.095	0.117	0.023	0.047	0.039
8	color - orange	-0.027	0.092	-0.044	0.107	0.098	0.227	0.045	0.074	0.065
9	color - other	0.011	-0.047	-0.062	-0.042	-0.382	-0.522	-0.104	0.158	0.111
10	color - red	0.020	-0.105	-0.151	-0.236	-0.049	-0.521	-0.104	0.098	0.072
11	color - silver	0.015	-0.059	-0.155	-0.122	-0.353	-0.675	-0.135	0.138	0.095
12	color - violet	0.024	-0.137	-0.169		-0.067	-0.350	-0.070	0.084	0.067
13	color - white	-0.027	0.069	0.112	0.086	0.147	0.388	0.078	0.065	0.045
14	color - yellow	0.021	-0.101	-0.258	-0.179		-0.516	-0.103	0.118	0.092
15	odometer_value - 1/5-(0.000000, 200000.000000]	-0.053	0.116	0.152	0.165	0.174	0.555	0.111	0.094	0.066
16	odometer_value - 2/5-(200000.000000, 400000.000000]	0.024	-0.130	-0.274	-0.409	-0.748	-1.536	-0.307	0.295	0.217
17	odometer_value - 3/5-(400000.000000, 600000.000000]	0.033	-0.253	-0.464	-0.582		-1.267	-0.253	0.273	0.216
18	odometer_value - 4/5-(600000.000000, 800000.000000]	0.026	-0.127				-0.102	-0.020	0.061	0.043
19	odometer_value - 5/5-(800000.000000, 1000000.000000]	0.037	-0.376				-0.339	-0.068	0.173	0.123

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «Inf1», матрица информативностей (по А.Харкевичу) (фрагмент)

5.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задайте модель для просмотра: **Abs** **Prc1** **Prc2** **Inf1** **Inf2** **Inf3** **Inf4** **Inf5** **Inf6** **Inf7** Количество знаков после запятой: 3 (макс: 17) **Помощь**

Модель: "Inf3"

Код признака	Описательные шкалы и градации (признаки)	1 - price_and - 1/5-(1.000000, 10000.000000)	2 - price_and - 2/5-(10000.000000, 20000.000000)	3 - price_and - 3/5-(20000.000000, 30000.000000)	4 - price_and - 4/5-(30000.000000, 40000.000000)	5 - price_and - 5/5-(40000.000000, 50000.000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. отклонение	Средний модуль отклонения от среднего
1	transmission - automatic	-2943.891	2100.343	546.512	219.541	77.495	-0.000	-0.000	1832.404	1177.557
2	transmission - mechanical	2943.257	-2099.855	-546.446	-219.458	-77.498	0.000	0.000	1832.002	1177.303
3	color - black	-1020.970	780.293	180.846	41.027	18.803	-0.000	-0.000	649.226	408.388
4	color - blue	587.224	-472.805	-85.261	-20.938	-8.221	0.000	0.000	379.523	234.890
5	color - brown	-294.842	214.181	55.374	26.069	-0.782	0.000	0.000	184.764	118.250
6	color - green	439.100	-367.015	-58.712	-7.707	-5.668	0.000	0.000	287.684	175.640
7	color - grey	-196.509	191.122	-0.256	-2.578	8.220	-0.000	-0.000	137.129	79.737
8	color - orange	-20.793	20.132	-1.114	1.353	0.422	0.000	0.000	14.499	8.763
9	color - other	134.541	-100.327	-21.711	-5.062	-7.441	0.000	0.000	84.734	53.817
10	color - red	278.465	-210.798	-46.298	-19.184	-2.186	-0.000	-0.000	176.419	111.386
11	color - silver	472.545	-313.245	-110.445	-30.337	-18.518	-0.000	-0.000	289.345	189.018
12	color - violet	52.623	-40.156	-7.869	-4.145	-0.454	-0.000	-0.000	33.395	21.049
13	color - white	-462.290	320.291	101.931	23.296	16.773	-0.000	-0.000	286.143	184.916
14	color - yellow	30.270	-21.184	-6.422	-1.712	-0.952	-0.000	-0.000	18.776	12.108
15	odometer_value - 1/5-(0.000000, 200000.000000]	-2951.274	2142.390	538.542	195.702	74.640	0.000	0.000	1846.196	1180.510
16	odometer_value - 2/5-(200000.000000, 400000.000000]	2417.651	-1735.252	-451.561	-166.694	-64.145	-0.000	-0.000	1507.642	967.060
17	odometer_value - 3/5-(400000.000000, 600000.000000]	461.163	-353.331	-74.019	-24.772	-9.041	0.000	0.000	293.125	184.465
18	odometer_value - 4/5-(600000.000000, 800000.000000]	26.071	-17.575	-5.920	-1.907	-0.669	-0.000	-0.000	16.029	10.428
19	odometer_value - 5/5-(800000.000000, 1000000.000000]	45.755	-35.743	-6.976	-2.247	-0.788	0.000	0.000	29.264	18.302

Экспорт в CSV Экспорт всех моделей в MS Excel Выход

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.

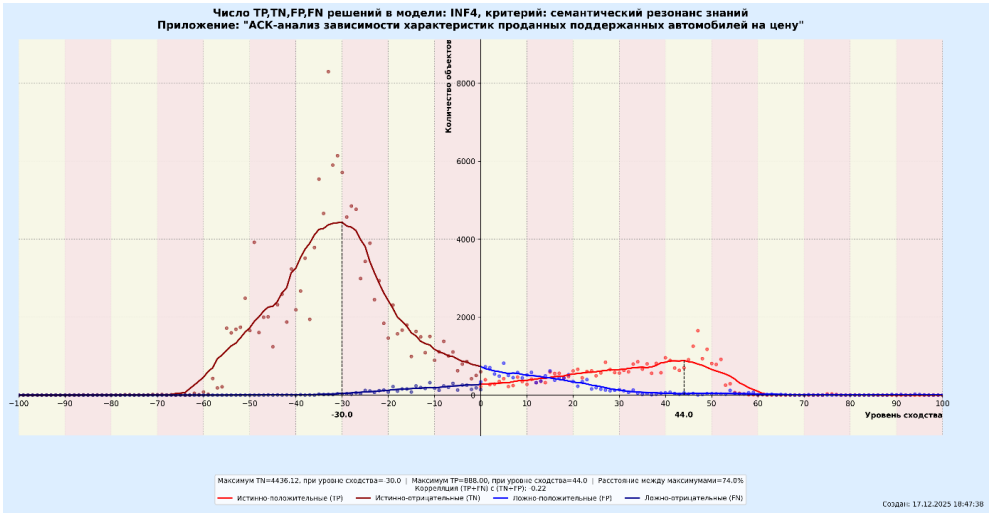
3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф. Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.876** при максимуме 1 (рисунок 12). Модели INF4 и INF5 имеют одинаковые значения во всех трех мерах. *INF4 будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

3.4. Обобщенная форма достоверности при разном критерии. [Приложение: Приложение, созданное в API-2.3.2.2-20251217-165541]													
No	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	опнота модели	Ф. мера Бан Разбегерена	Сумма модулей уровней сходства истинно-положит. решений (STP)	Сумма модулей уровней сходства истинно-отрицат. решений (STN)	Сумма модулей уровней ложно-положит. решений (SFP)	Сумма модулей уровней ложно-отрицат. решений (SFN)	S. Точность модели	S. Полнота модели	L1- мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сходства истинно-положит. решений (ATP)	Средний модуль уровней сходства истинно-отрицат. решений (ATN)
1	ABS - частный критерий: количество встреч совпадений "класс-признак" у объектов обуч. выборки	корреляция абс частот с абс частот	1.000	0.333	29005.974	0.878	75499.729	0.000	0.278	1.000	0.435	0.435	0.753
2	ABS - частный критерий: количество встреч совпадений "класс-признак" у объектов обуч. выборки	сумма абс частот по признакам объекта	1.000	0.333	27200.118	0.000	11740.647	0.000	0.698	1.000	0.822	0.796	0.796
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса	корреляция усл отн частот с абс частот	1.000	0.333	29005.974	0.878	75499.729	0.000	0.278	1.000	0.435	0.753	0.753
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса	сумма усл отн частот по признакам объекта	1.000	0.333	28293.693	0.000	90436.681	0.000	0.238	1.000	0.385	0.734	0.734
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-го класса	корреляция усл отн частот с абс частот	1.000	0.333	29005.974	0.878	75499.729	0.000	0.278	1.000	0.435	0.753	0.753
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-го класса	сумма усл отн частот по признакам объекта	1.000	0.333	28293.006	0.000	90427.275	0.000	0.238	1.000	0.385	0.734	0.734
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харивану; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.990	0.668	9636.079	43478.071	6439.681	93.299	0.599	0.990	0.747	0.253	0.253
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харивану; вероятности из PRC1	сумма знаний	0.692	0.609	1495.398	46274.239	3117.014	484.772	0.324	0.755	0.454	0.056	0.056
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харивану; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.990	0.668	9636.073	43478.789	6439.527	93.300	0.599	0.990	0.747	0.253	0.253
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харивану; вероятности из PRC2	сумма знаний	0.692	0.609	1495.348	46280.477	3115.985	484.530	0.324	0.755	0.454	0.056	0.056
11	INF3 - частный критерий: хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами	семантический резонанс знаний	0.816	0.583	14218.888	53160.063	10569.951	1860.110	0.564	0.884	0.609	0.452	0.452
12	INF3 - частный критерий: хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами	сумма знаний	0.816	0.583	14914.628	16520.076	3249.457	1530.017	0.821	0.907	0.862	0.475	0.475
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.875	0.779	10865.245	43986.605	2294.476	778.852	0.826	0.933	0.876	0.322	0.322
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1	сумма знаний	0.761	0.484	755.587	3675.716	3653.359	491.842	0.171	0.606	0.267	0.026	0.026
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.875	0.779	10865.211	43986.688	2294.463	778.845	0.826	0.933	0.876	0.322	0.322
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2	сумма знаний	0.761	0.484	755.711	3677.592	3653.379	491.082	0.171	0.606	0.267	0.026	0.026
17	INF6 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	0.816	0.586	14111.352	51025.261	10789.702	1882.535	0.567	0.882	0.690	0.449	0.449
18	INF6 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; вероятности из PRC1	сумма знаний	0.816	0.577	3547.603	38541.180	9223.560	1270.310	0.278	0.736	0.403	0.113	0.113
19	INF7 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	0.816	0.586	14115.383	51041.608	10787.852	1882.076	0.567	0.882	0.690	0.449	0.449
20	INF7 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; вероятности из PRC2	сумма знаний	0.816	0.577	3548.916	38567.539	9222.647	1270.353	0.278	0.736	0.403	0.113	0.113

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 INF4.



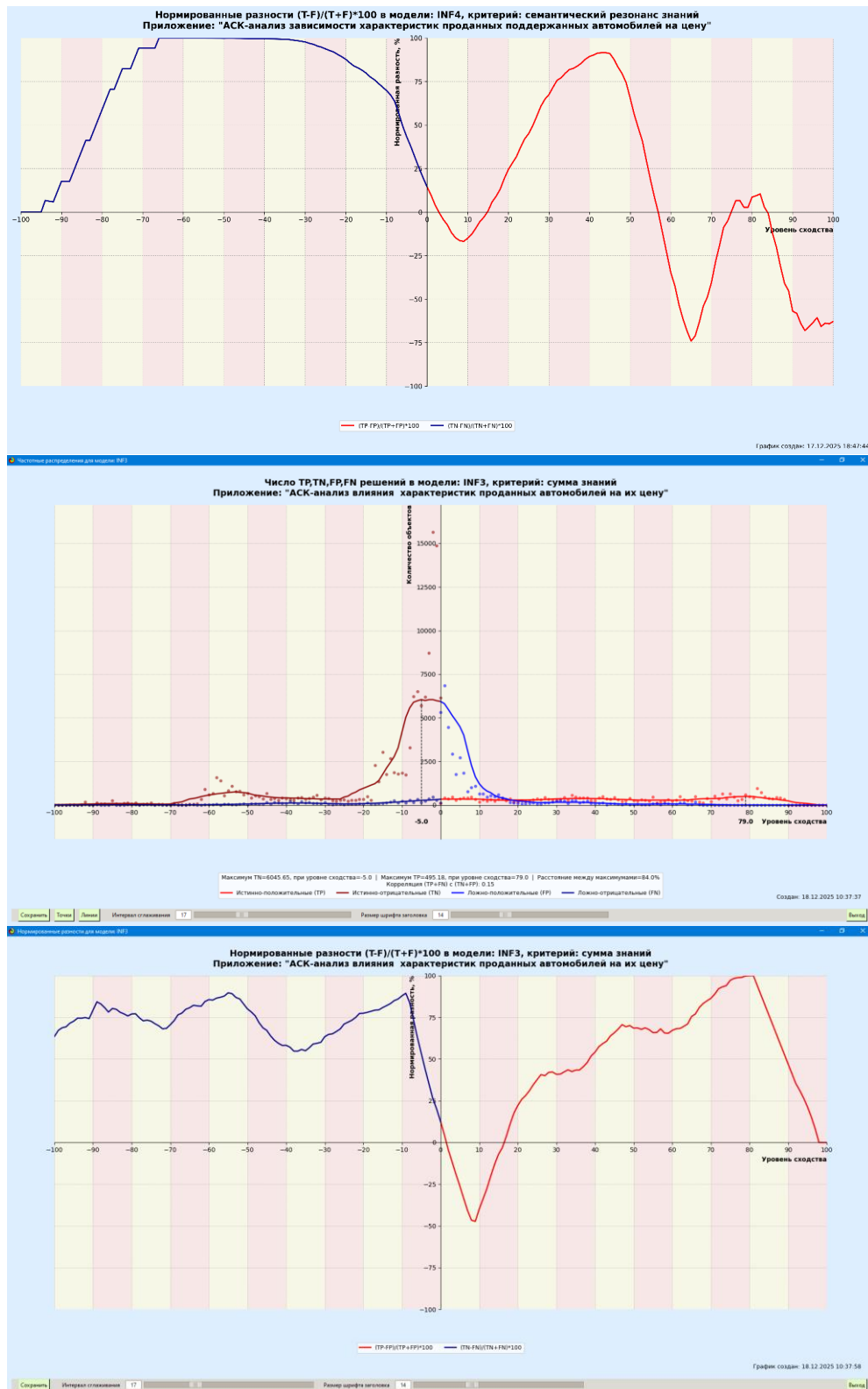


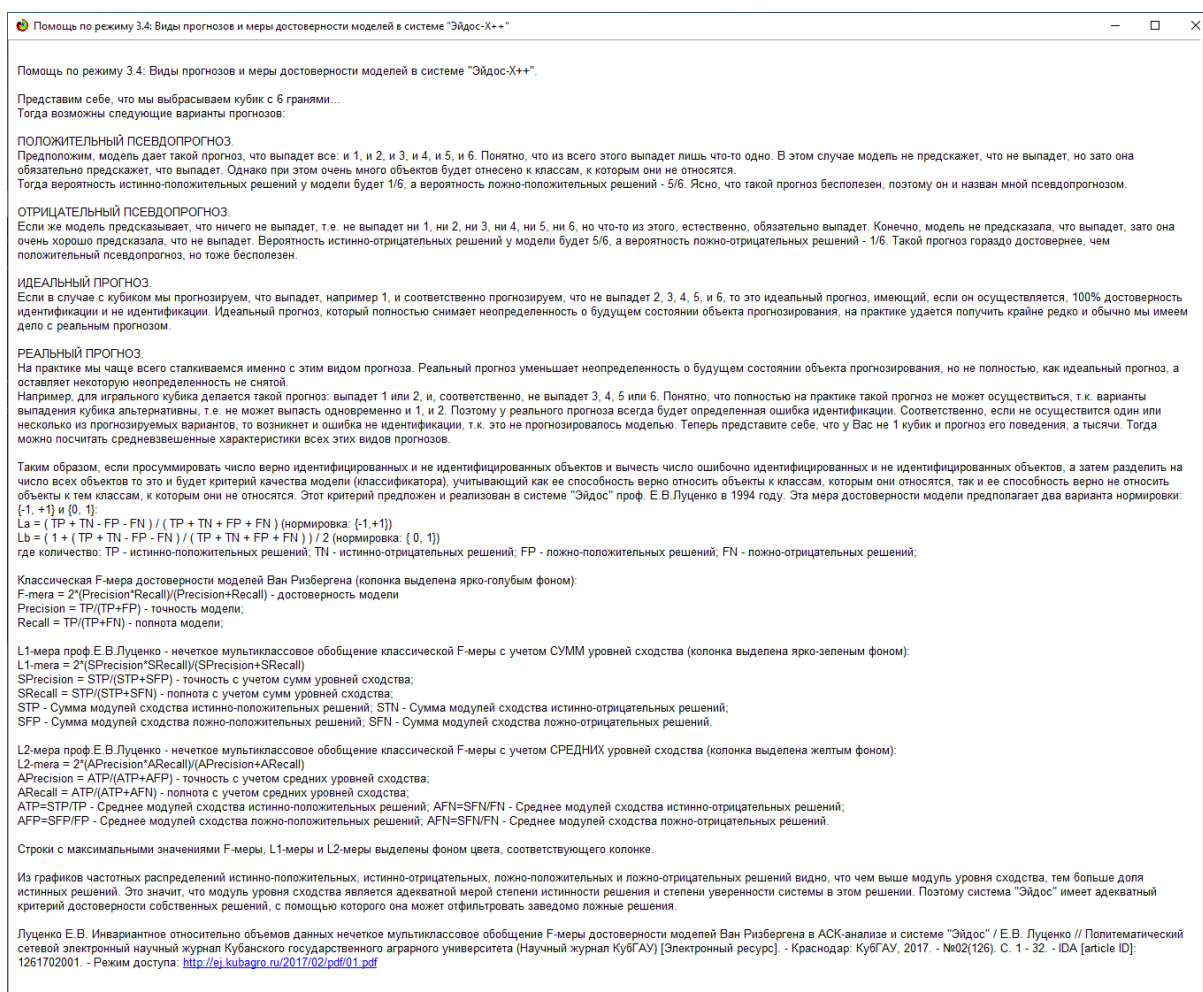
Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф. Е.В.Луценко СК-моделях INF3 и INF4 [9]

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной по критериям достоверности L1-мерой проф. Е.В.Луценко СК-модели INF4:

– при уровнях сходства меньше 15% в данной задаче преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. В общем случае при уровнях сходства выше 40% ложных положительных решений практически вообще нет;

– **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.



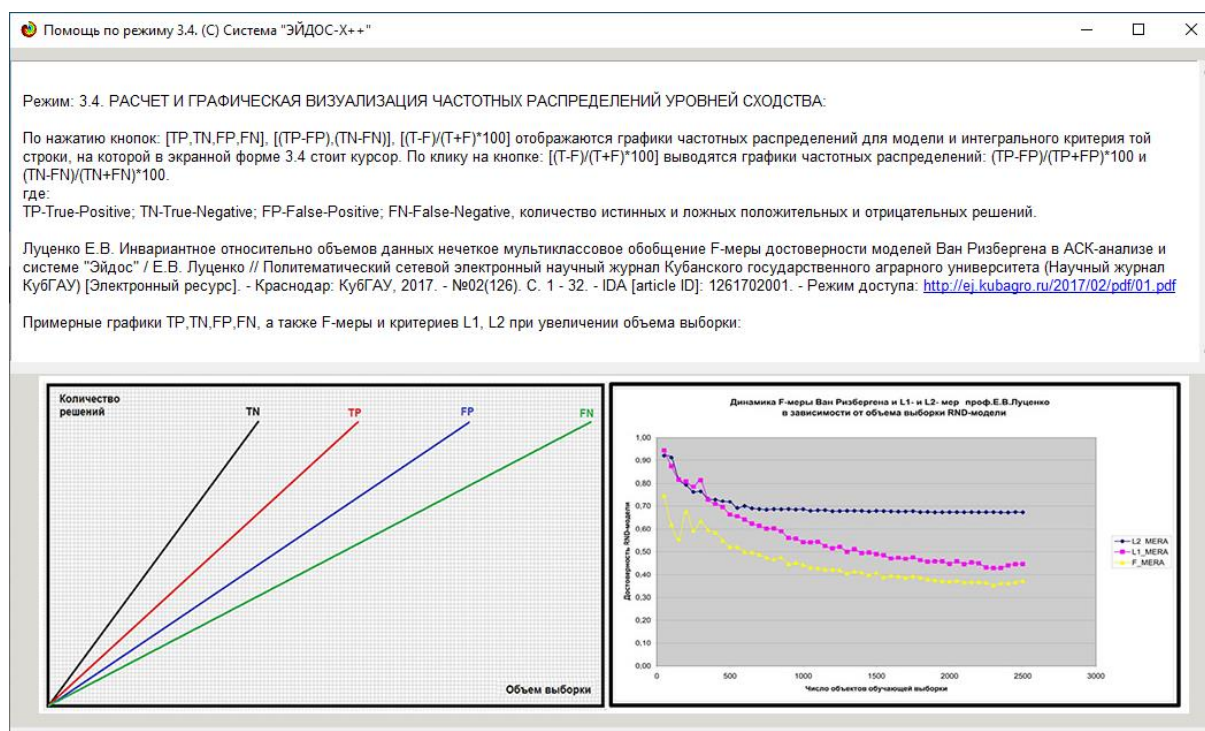


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

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 4.1.2 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.

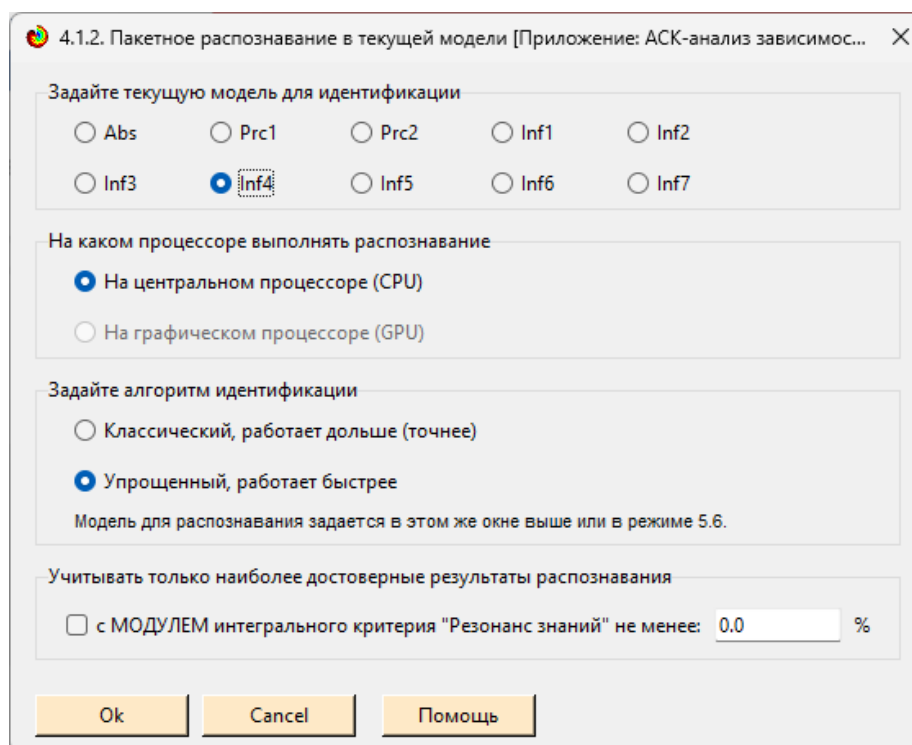


Рисунок 15. Задание СК-модели INF4 в качестве текущей

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 корректны¹⁰ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – 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,

¹⁰ В отличие от Евклидова расстояния, которое используется для подобных целей наиболее часто

содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

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

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

где:

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

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

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

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

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).

4.1.2. Пакетное распознавание в текущей модели [Приложение: АСК-анализ зависимос... X

Задайте текущую модель для идентификации

☐ Abs
 ☐ Prc1
 ☐ Prc2
 ☐ Inf1
 ☐ Inf2
☐ Inf3
 ☒ Inf4
 ☐ Inf5
 ☐ Inf6
 ☐ Inf7

На каком процессоре выполнять распознавание

☒ На центральном процессоре (CPU)
☐ На графическом процессоре (GPU)

Задайте алгоритм идентификации

☐ Классический, работает дольше (точнее)
☒ Упрощенный, работает быстрее
 Модель для распознавания задается в этом же окне выше или в режиме 5.6.

Учитывать только наиболее достоверные результаты распознавания

☐ с МОДУЛЕМ интегрального критерия "Резонанс знаний" не менее: 0.0 %

Ok Cancel Помощь

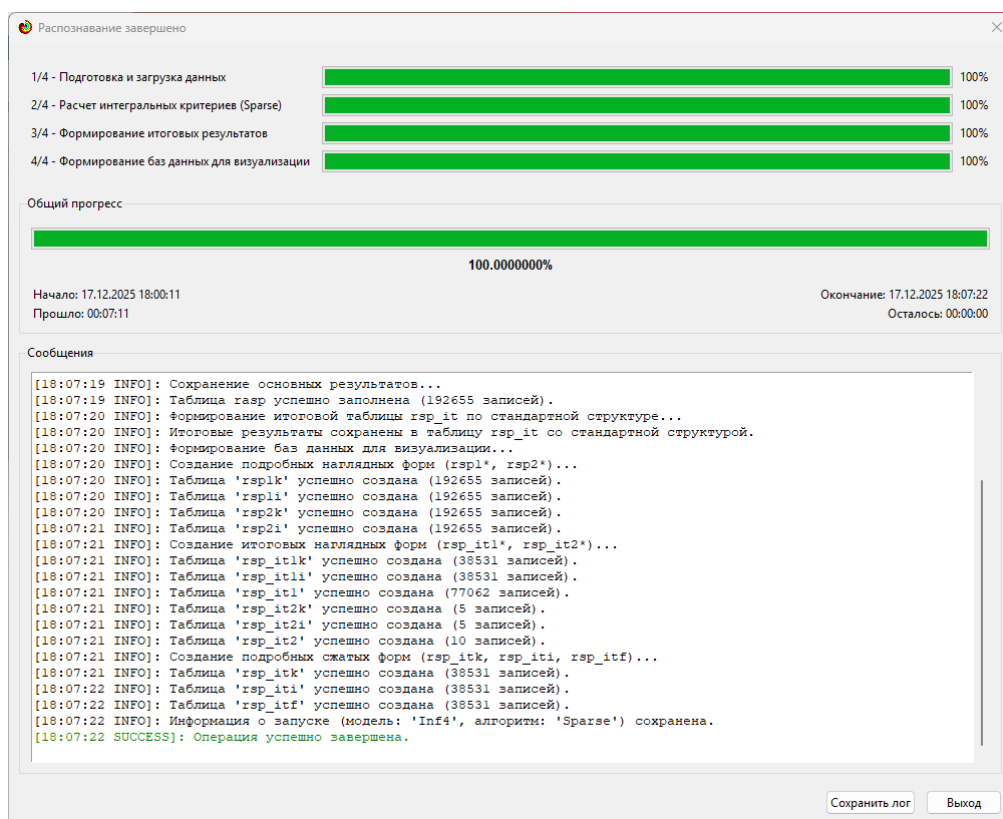


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

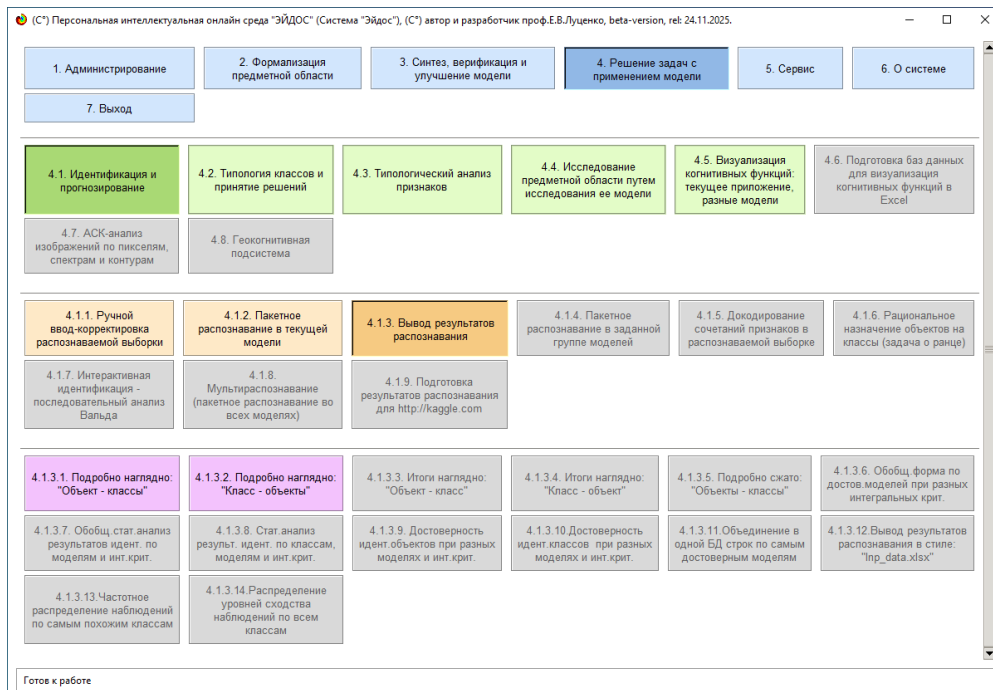


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

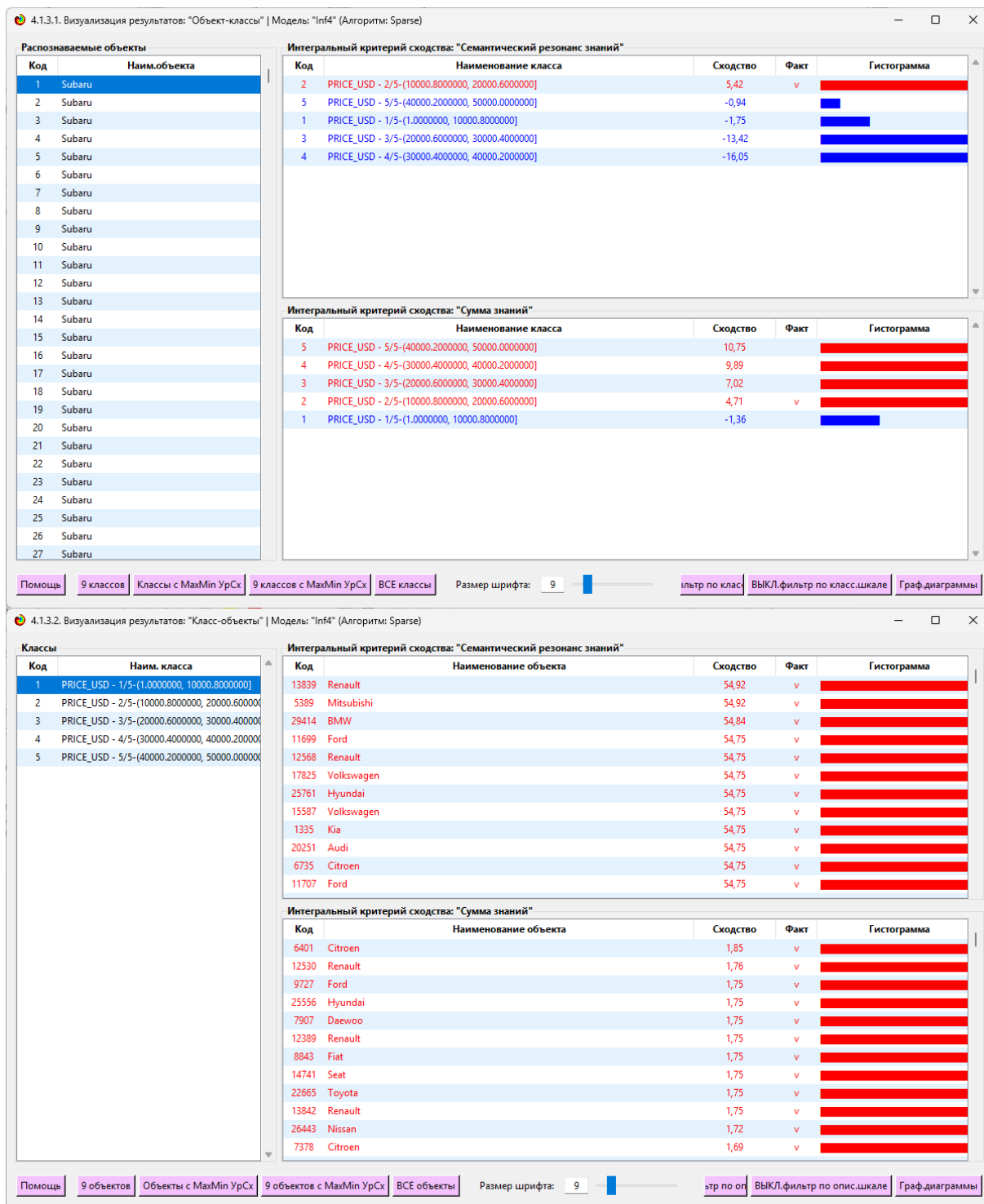


Рисунок 18. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	[1]-price_usd-[1]-1/5-(1.0000000, 10000.8000000)		0	
2	[1]-price_usd-[2]-2/5-(10000.8000000, 20000.6000000)		0	
3	[1]-price_usd-[3]-3/5-(20000.6000000, 30000.4000000)		0	
4	[1]-price_usd-[4]-4/5-(30000.4000000, 40000.2000000)		0	
5	[1]-price_usd-[5]-5/5-(40000.2000000, 50000.0000000)		0	

SWOT-анализ класса: 1 "PRICE_USD-1/5-(1.0000000, 10000.8000000)" в модели: 7 "INF4-частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1"

Способствующие факторы и сила их влияния			Препятствующие факторы и сила их влияния		
Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния	Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния
29	[5]-engine_fuel-[29]-hybrid-diesel	0.253	54	[10]-state-[54]-new	-0.994
38	[7]-engine_capacity-[38]-5/5-(6.4400000, 8.0000000)	0.253	52	[9]-has_warranty-[52]-True +	-0.955
23	[4]-year_produced-[23]-4/5-(1988.2000000, 2003.6000000)	0.244	32	[6]-engine_type-[32]-electric	-0.875
22	[4]-year_produced-[22]-3/5-(1972.8000000, 1988.2000000)	0.244	26	[5]-engine_fuel-[26]-electric	-0.875
19	[3]-odometer_value-[19]-5/5-(800000.0000000, 1000000.0000000)	0.228	37	[7]-engine_capacity-[37]-4/5-(4.8800000, 6.4400000)	-0.528
53	[10]-state-[53]-emergency	0.216	48	[8]-body_type-[48]-suv	-0.497
17	[3]-odometer_value-[17]-3/5-(400000.0000000, 600000.0000000)	0.201	56	[11]-drivetrain-[56]-all	-0.447
6	[2]-color-[6]-green	0.199	5	[2]-color-[5]-brown	-0.417
41	[8]-body_type-[41]-hatchback	0.180	36	[7]-engine_capacity-[36]-3/5-(3.3200000, 4.8800000)	-0.381
27	[5]-engine_fuel-[27]-gas	0.154	46	[8]-body_type-[46]-pickup	-0.368
18	[3]-odometer_value-[18]-4/5-(600000.0000000, 800000.0000000)	0.153	30	[5]-engine_fuel-[30]-hybrid-petrol	-0.339
21	[4]-year_produced-[21]-2/5-(1957.4000000, 1972.8000000)	0.146	1	[11]-transmission-[11]-automatic	-0.286

ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь

ABS

PRC1

PRC2

INF1

INF2

INF3

INF4

INF5

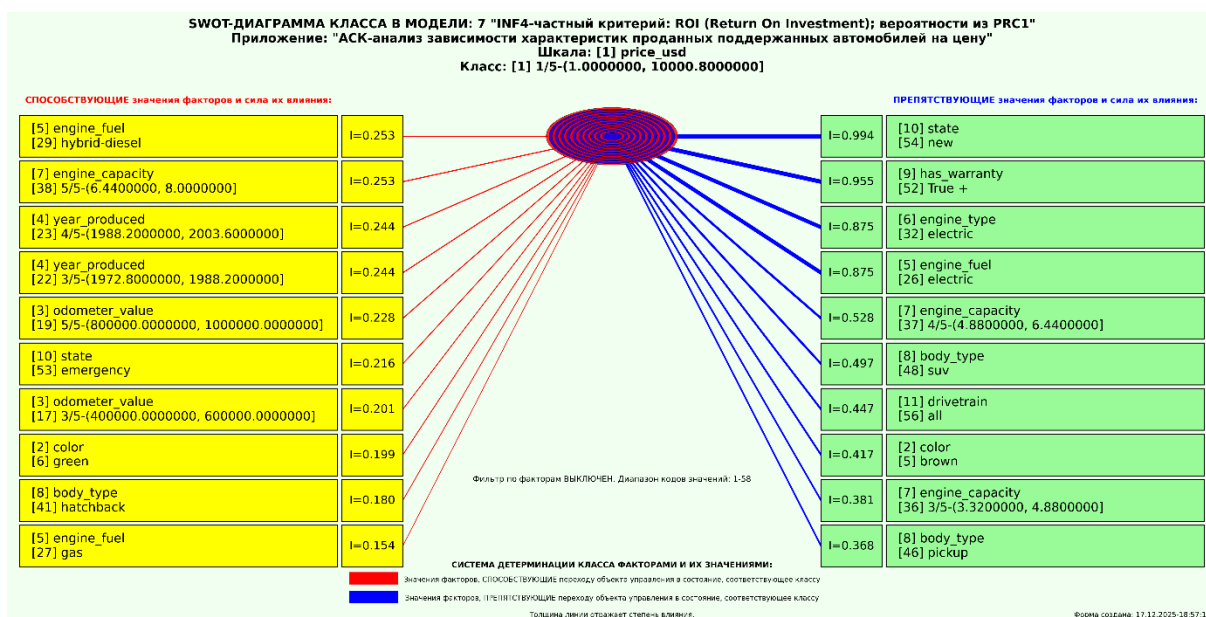
INF6

INF7

Размер шрифта: 140

SWOT-диаграмма заданного класса

SWOT-диаграммы всех классов



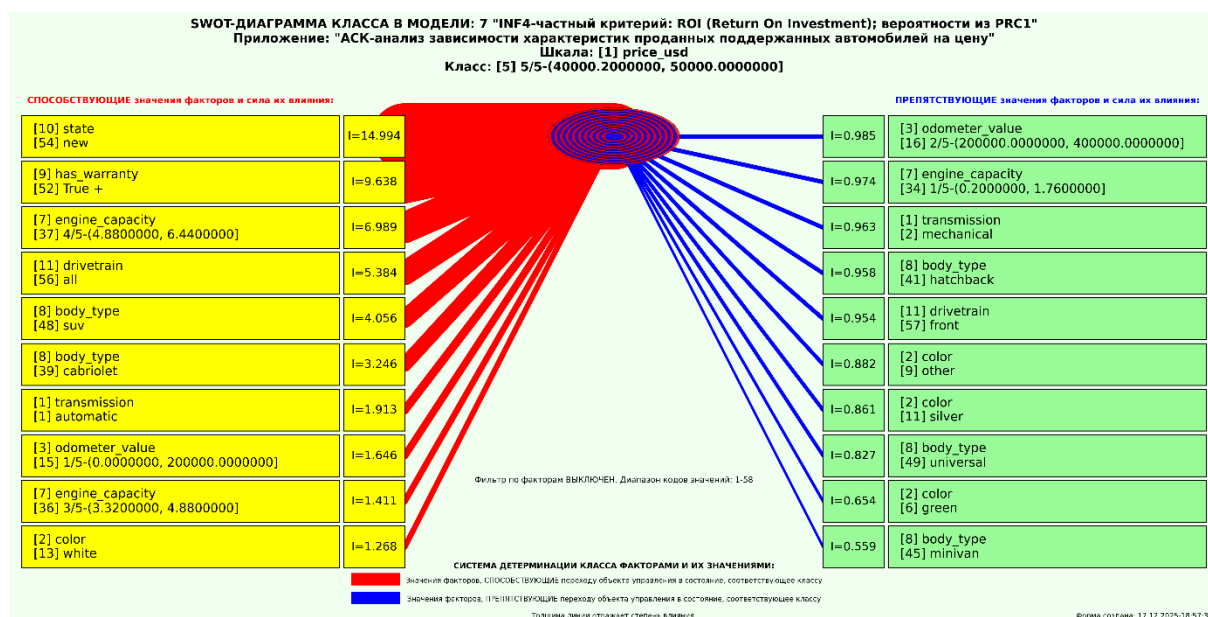


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, какие параметры машины влияют на минимальную и максимальную цену. Например, самым сильным фактором является состояние машины.

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 Ризбергена 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.

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.

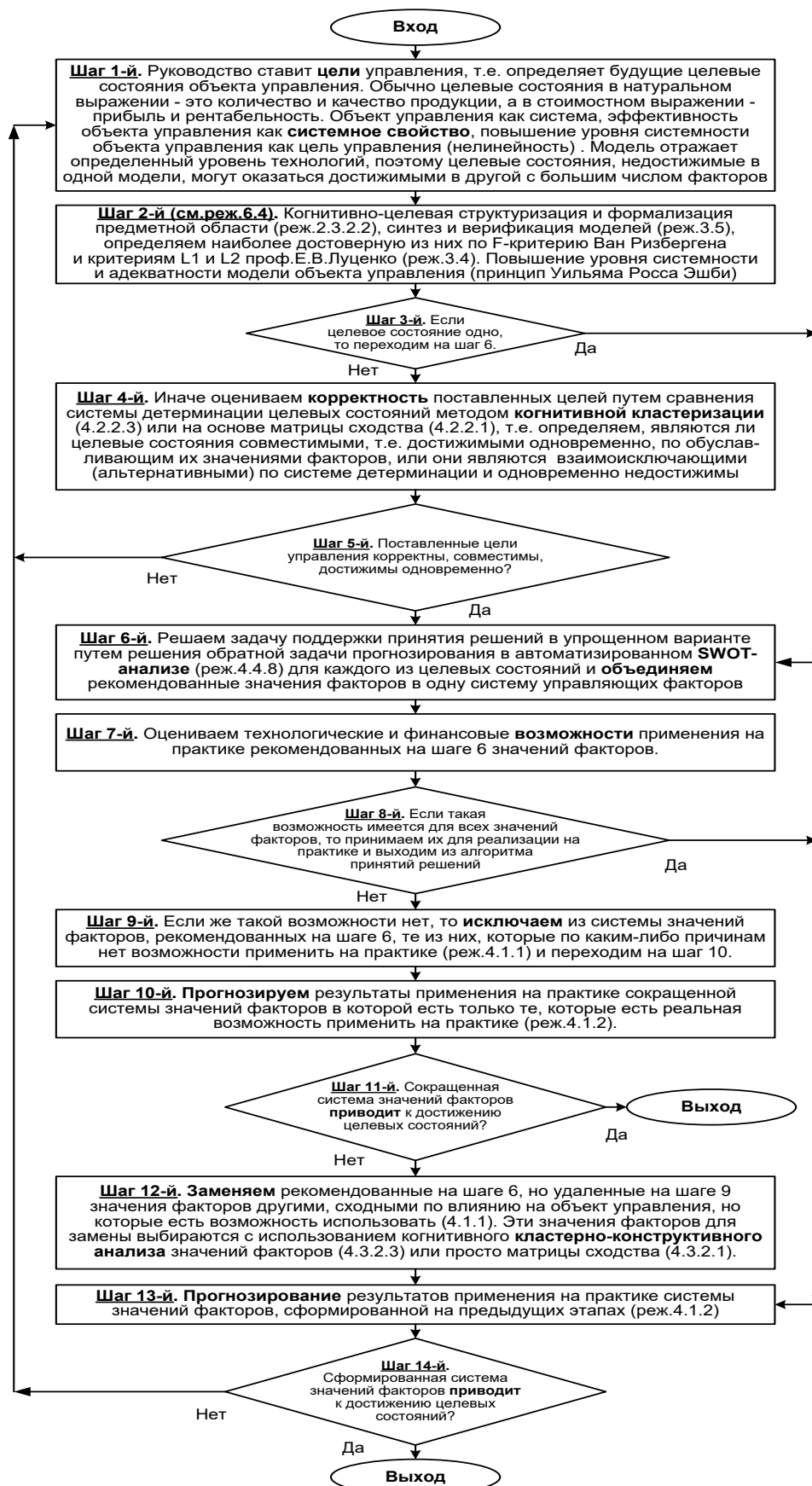


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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:

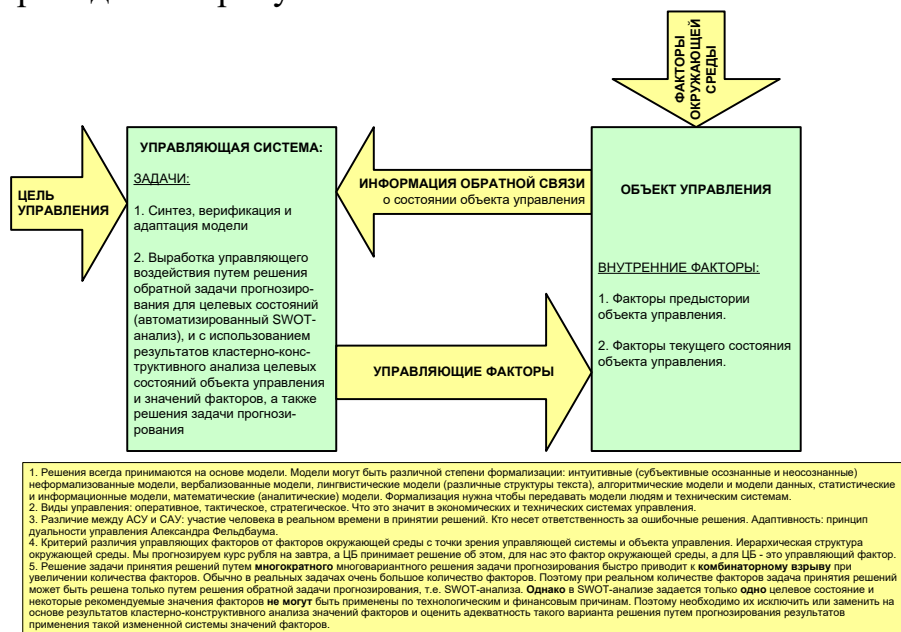


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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:

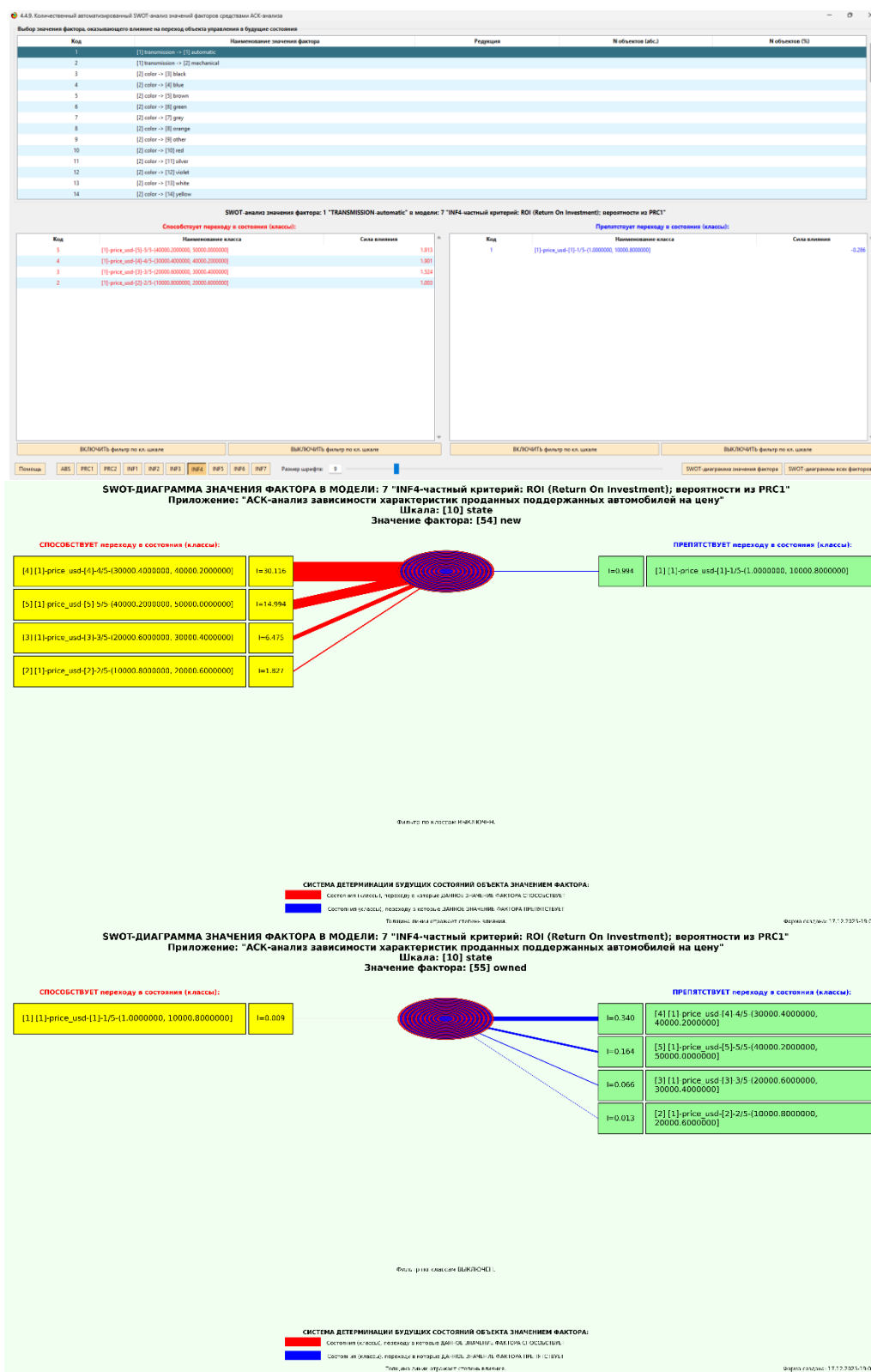


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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

Из приведенных выходных форм SWOT-анализа четко видно, что состояние «новая» характерна для всех ценовых диапазонов, кроме наименьшего. В случае б/у состояния – наоборот.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.4, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 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 14) 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 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов:

4.2.2.4. Классическая кластеризация классов

1. Выбор модели для кластеризации

☐ 1. ABS - Абсолютные частоты

☐ 2. PRC1 - Условная вероятность (1)

☐ 3. PRC2 - Условная вероятность (2)

☐ 4. INF1 - Количество знаний (Харкевич, PRC-1)

☐ 5. INF2 - Количество знаний (Харкевич, PRC-2)

☐ 6. INF3 - Хи-квадрат

☒ 7. INF4 - ROI (PRC-1)

☐ 8. INF5 - ROI (PRC-2)

☐ 9. INF6 - Разность вероятностей (PRC-1)

☐ 10. INF7 - Разность вероятностей (PRC-2)

2. Параметры круговой диаграммы

Связи не менее (%): 50

☐ Показывать классы без связей

Размер по X (px): 2000

Размер по Y (px): 2000

Толщина линий (px): 5

Разрешение (DPI): 100

3. Параметры дендрограммы

Размер по X (px): 1080

Размер по Y (px): 2200

Толщина линий (px): 2

Шрифт заголовка: 14

Шрифт объектов: 8

Разрешение (DPI): 100

4. Методы кластеризации

☒ Single (одиночная связь)

☒ Complete (полная связь)

☒ Average (средняя связь)

☒ Weighted (взвешенная связь)

☒ Centroid (центроидная связь)

☒ Median (медианная связь)

☒ Ward (метод Уорда)

☒ Выбрать все

5. Действия

Выполнить кластеризацию

Сохранить лог

Помощь по методам

Заккрыть

Лог выполнения

[19:13:07] Ожидание запуска...

0% Начало: --:--:-- Прошло: 00:00:00 Осталось: --:--:-- Окончание: --:--:--

4.2.2.4. Классическая кластеризация классов

1. Выбор модели для кластеризации

☐ 1. ABS - Абсолютные частоты

☐ 2. PRC1 - Условная вероятность (1)

☐ 3. PRC2 - Условная вероятность (2)

☐ 4. INF1 - Количество знаний (Харкевич, PRC-1)

☐ 5. INF2 - Количество знаний (Харкевич, PRC-2)

☐ 6. INF3 - Хи-квадрат

☒ 7. INF4 - ROI (PRC-1)

☐ 8. INF5 - ROI (PRC-2)

☐ 9. INF6 - Разность вероятностей (PRC-1)

☐ 10. INF7 - Разность вероятностей (PRC-2)

2. Параметры круговой диаграммы

Связи не менее (%): 50

☐ Показывать классы без связей

Размер по X (px): 2000

Размер по Y (px): 2000

Толщина линий (px): 5

Разрешение (DPI): 100

3. Параметры дендрограммы

Размер по X (px): 1080

Размер по Y (px): 2200

Толщина линий (px): 2

Шрифт заголовка: 14

Шрифт объектов: 8

Разрешение (DPI): 100

4. Методы кластеризации

☒ Single (одиночная связь)

☒ Complete (полная связь)

☒ Average (средняя связь)

☒ Weighted (взвешенная связь)

☒ Centroid (центроидная связь)

☒ Median (медианная связь)

☒ Ward (метод Уорда)

☒ Выбрать все

5. Действия

Выполнить кластеризацию

Сохранить лог

Помощь по методам

Заккрыть

Лог выполнения

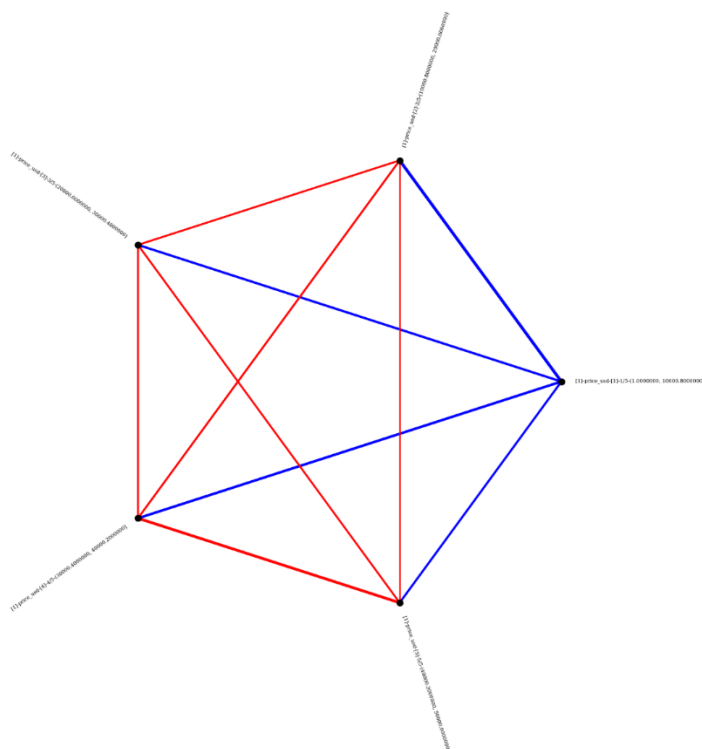
[19:13:36] дендрограмма для метода 'median' создана за 0.19 сек.
 [19:13:36] Этап 14: Построение графика расстояний (метод: median)...
 [19:13:36] График расстояний для метода 'median' создан за 0.17 сек.
 [19:13:36] Этап 15: Создание дендрограммы (метод: ward)...
 [19:13:36] Дендрограмма для метода 'ward' создана за 0.19 сек.
 [19:13:36] Этап 16: Построение графика расстояний (метод: ward)...
 [19:13:36] График расстояний для метода 'ward' создан за 0.18 сек.
**[19:13:36] Кластеризация завершена. Результаты сохранены в папке:
 D:\Aidos\Eidos_Portable\app\AID_DATA\A0000002\ClusteringClasses**

100% Начало: 19:13:33 Прошло: 00:00:03 Осталось: 00:00:00 Окончание: 19:13:36

Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 14 – Матрица сходства классов в СК-модели INF4 (полностью)

	[1]-price_usd- [1]-1/5- (1.0000000, 10000.800000 0]	[1]-price_usd- [2]-2/5- (10000.8000000 , 20000.6000000]	[1]-price_usd- [3]-3/5- (20000.6000000 , 30000.4000000]	[1]-price_usd- [4]-4/5- (30000.4000000 , 40000.2000000]	[1]-price_usd- [5]-5/5- (40000.2000000 , 50000.0000000]
[1]-price_usd- [1]-1/5- (1.0000000, 10000.8000000]	1	-0,946107728	-0,73577262	-0,806117457	-0,69233
[1]-price_usd- [2]-2/5- (10000.8000000 , 20000.6000000]	-0,946107728	1	0,612371771	0,641144663	0,501429
[1]-price_usd- [3]-3/5- (20000.6000000 , 30000.4000000]	-0,73577262	0,612371771	1	0,625686796	0,60828
[1]-price_usd- [4]-4/5- (30000.4000000 , 40000.2000000]	-0,806117457	0,641144663	0,625686796	1	0,873076
[1]-price_usd- [5]-5/5- (40000.2000000 , 50000.0000000]	-0,692334299	0,501428946	0,608280421	0,873076304	1



Линии связи: красный - сходство, синий - различие. Толщина - сила связи.

Приложение: ACK-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на цену
 Модель: 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятность из PRC-1
 Метод кластеризации: average

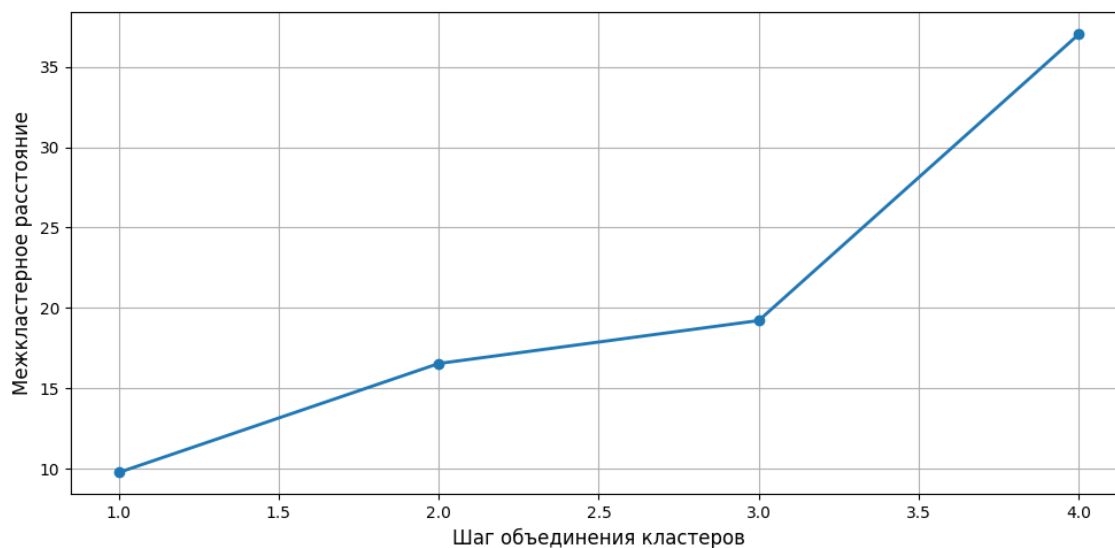


Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

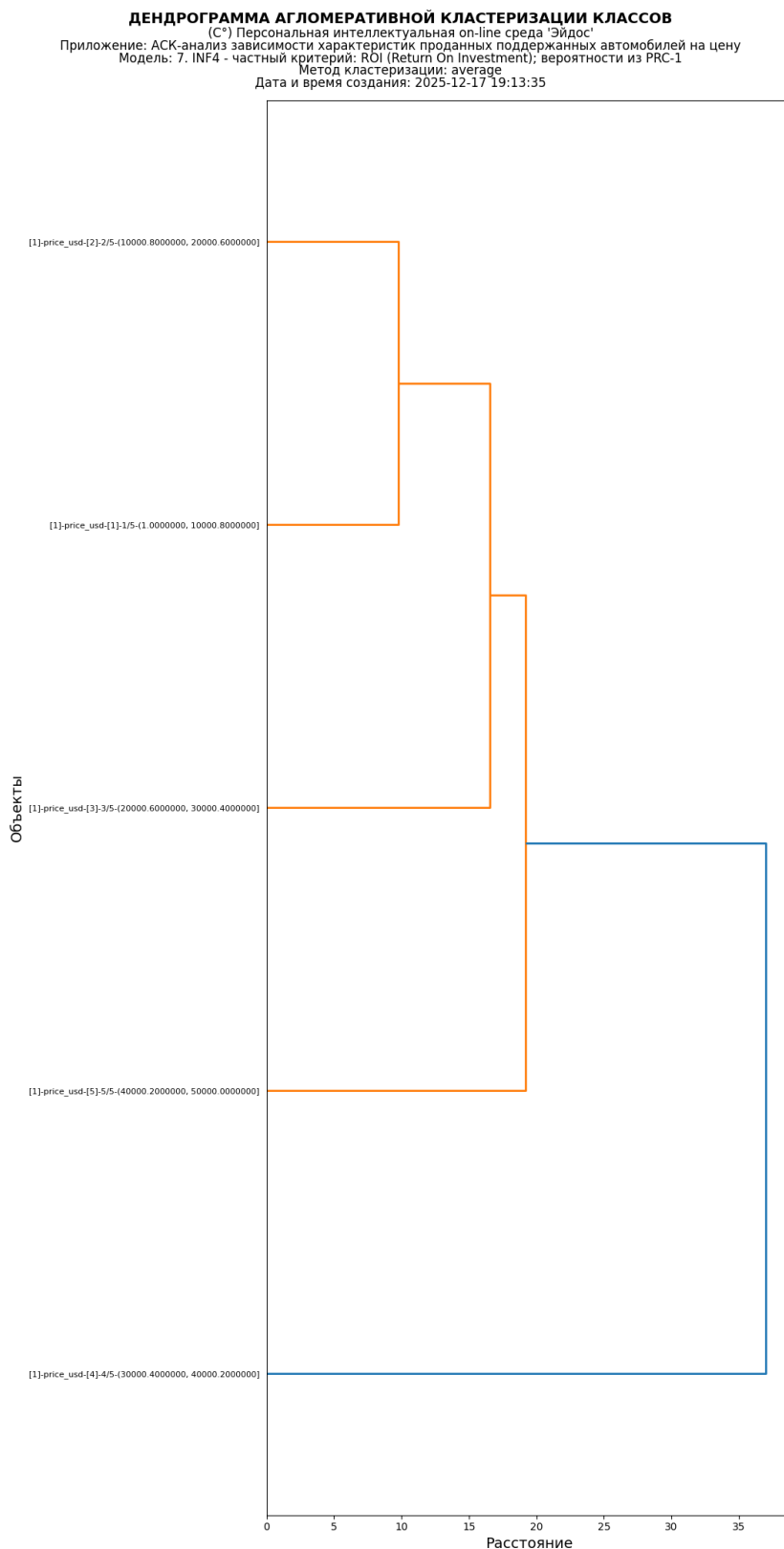


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

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 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 28);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации признаков* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.3.2.3) рисунок 29);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 30).

Эта матрица сходства (таблица 15) 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 4.3.2.4, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

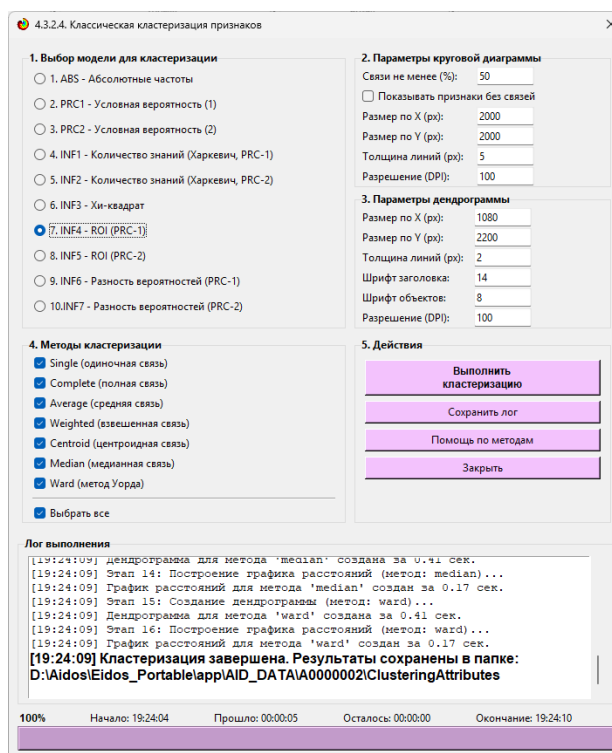


Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.4, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 15 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF4 (фрагмент)

kod_pr	[1]- transmission- [1]- automatic	[1]- transmission- [2]- mechanical	[2]- color- [3]-black	[2]- color- [4]-blue	[2]- color- [5]- brown
[1]- transmission- [1]- automatic	1	-1	0,902251	-0,85004	0,525224
[1]- transmission- [2]- mechanical	-1	1	-0,9023	0,850056	-0,52499
[2]-color-[3]- black	0,902251	-0,9023	1	-0,97748	0,479889
[2]-color-[4]- blue	-0,85004	0,850056	-0,97748	1	-0,55131
[2]-color-[5]- brown	0,525224	-0,52499	0,479889	-0,55131	1
[2]-color-[6]- green	-0,67262	0,672694	-0,91358	0,946289	-0,32764
[2]-color-[7]- grey	0,383887	-0,38411	0,439205	-0,39608	-0,4924
[2]-color-[8]- orange	0,582018	-0,58196	0,385946	-0,4444	0,216005
[2]-color-[9]- other	-0,70867	0,70887	-0,67594	0,568555	0,221889

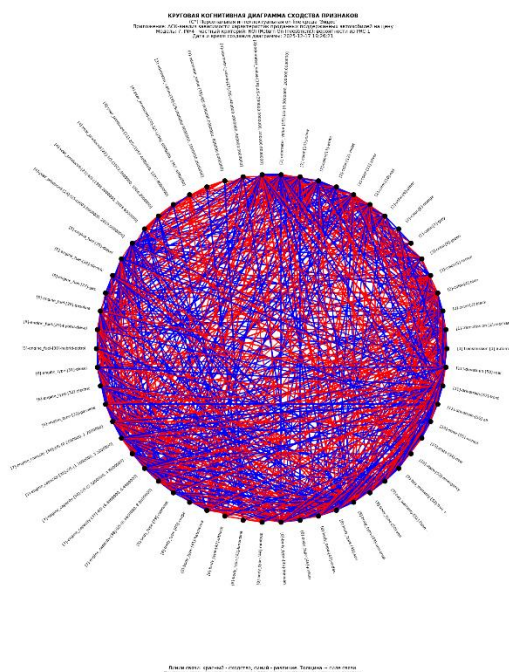


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF4 (режим 4.3.2.2)

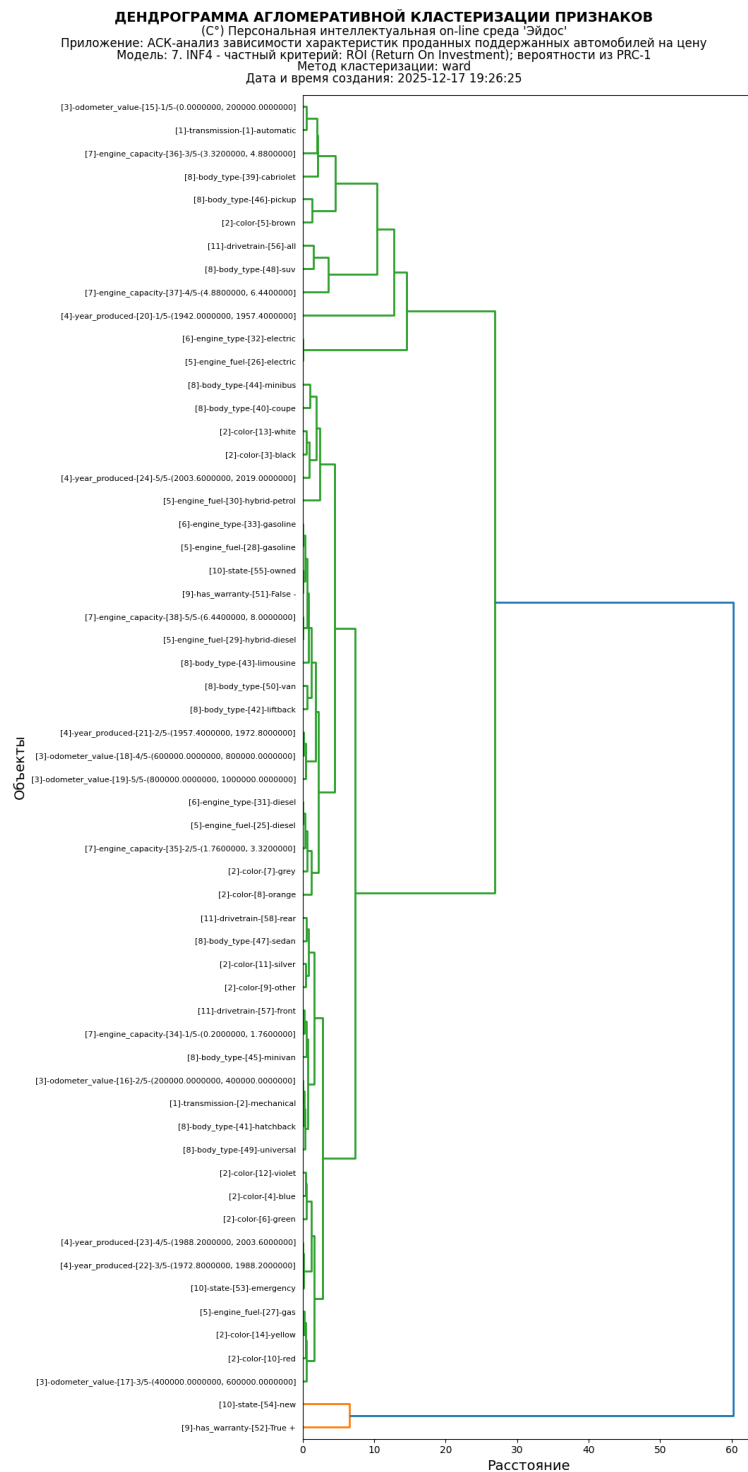


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (ПРИЗНАКИ)

Приложение: АСК-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на цену
 Модель: 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1
 Метод кластеризации: average

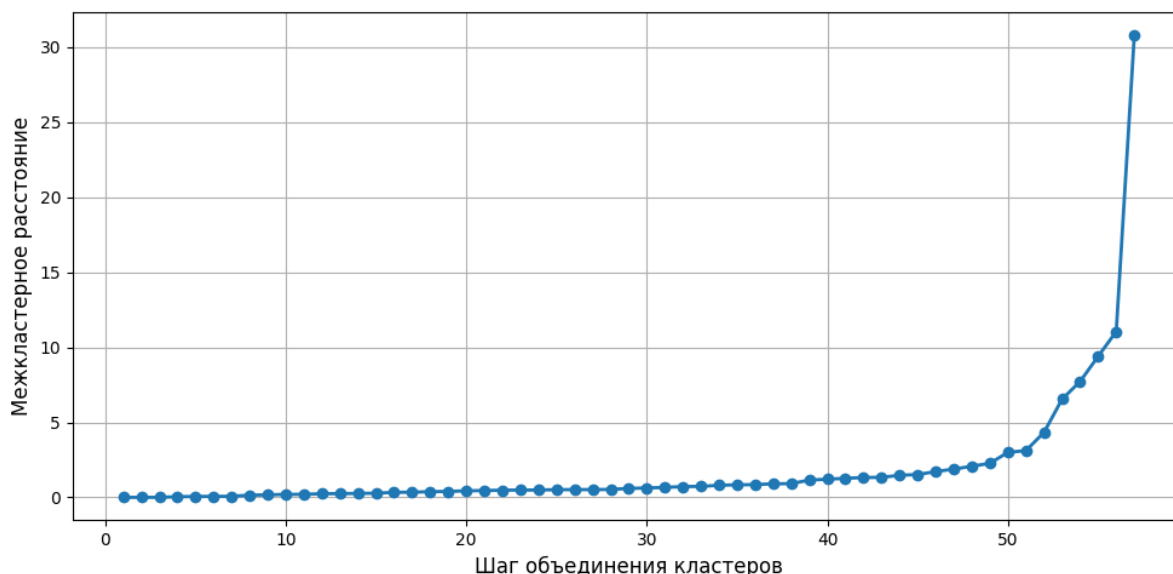


Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

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 быстроедействие 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

4.4.10. Графическое отображение нелокальных нейронов в системе «Эйдос»

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	[1]-PRICE_USD-[1]-1/5-(1.0000000, 10000.80000000)
2	[1]-PRICE_USD-[2]-2/5-(10000.80000000, 20000.60000000)
3	[1]-PRICE_USD-[3]-3/5-(20000.60000000, 30000.40000000)
4	[1]-PRICE_USD-[4]-4/5-(30000.40000000, 40000.20000000)
5	[1]-PRICE_USD-[5]-5/5-(40000.20000000, 50000.00000000)

Подготовка визуализации нейрона: 1 "[1]-PRICE_USD-[1]-1/5-(1.0000000, 10000.80000000)" в модели: 7 "INF4"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
29	[5] engine_fuel -> [29] hybrid-diesel	0.2535
38	[7] engine_capacity -> [38] 5/5-(6.4400000, 8.00000000)	0.2535
23	[4] year_produced -> [23] 4/5-(1988.2000000, 2003.60000000)	0.2442
22	[4] year_produced -> [22] 3/5-(1972.8000000, 1988.20000000)	0.2437
19	[3] odometer_value -> [19] 5/5-(800000.0000000, 1000000.00000000)	0.2285
53	[10] state -> [53] emergency	0.2162
17	[3] odometer_value -> [17] 3/5-(400000.0000000, 600000.00000000)	0.2008
6	[2] color -> [6] green	0.1994
41	[8] body_type -> [41] hatchback	0.1798
27	[5] engine_fuel -> [27] gas	0.1539
18	[3] odometer_value -> [18] 4/5-(600000.0000000, 800000.00000000)	0.1534

ТОРМОЗЯЩЕЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
54	[10] state -> [54] new	-0.9943
52	[9] has_warranty -> [52] True +	-0.9553
32	[6] engine_type -> [32] electric	-0.8747
26	[5] engine_fuel -> [26] electric	-0.8747
37	[7] engine_capacity -> [37] 4/5-(4.8800000, 6.44000000)	-0.5283
48	[8] body_type -> [48] suv	-0.4966
56	[11] drivetrain -> [56] all	-0.4471
5	[2] color -> [5] brown	-0.4171
36	[7] engine_capacity -> [36] 3/5-(3.3200000, 4.88000000)	-0.3809
46	[8] body_type -> [46] pickup	-0.3684
30	[5] engine_fuel -> [30] hybrid-petrol	-0.3386

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

Помощь ABS PRC1 PRC2 INF1 INF2 INF3 **INF4** INF5 INF6 INF7

СТАРТ Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999 Минимальный вес. коэфф. отображаемых рецепторов: 0.000 ОДИН НЕЙРОН

Сортировать рецепторы: ☒ по информативности ☐ по модулю информативности

Отображать рецепторы: ☒ с наименованиями ☐ только с кодами

Размер изображения: по оси X: 1920 по оси Y: 1080

Размер шрифта графической формы: Заголовок: 14 Рецепторы: 6 Легенда: 6

Размер шрифта в таблицах данной формы: 9

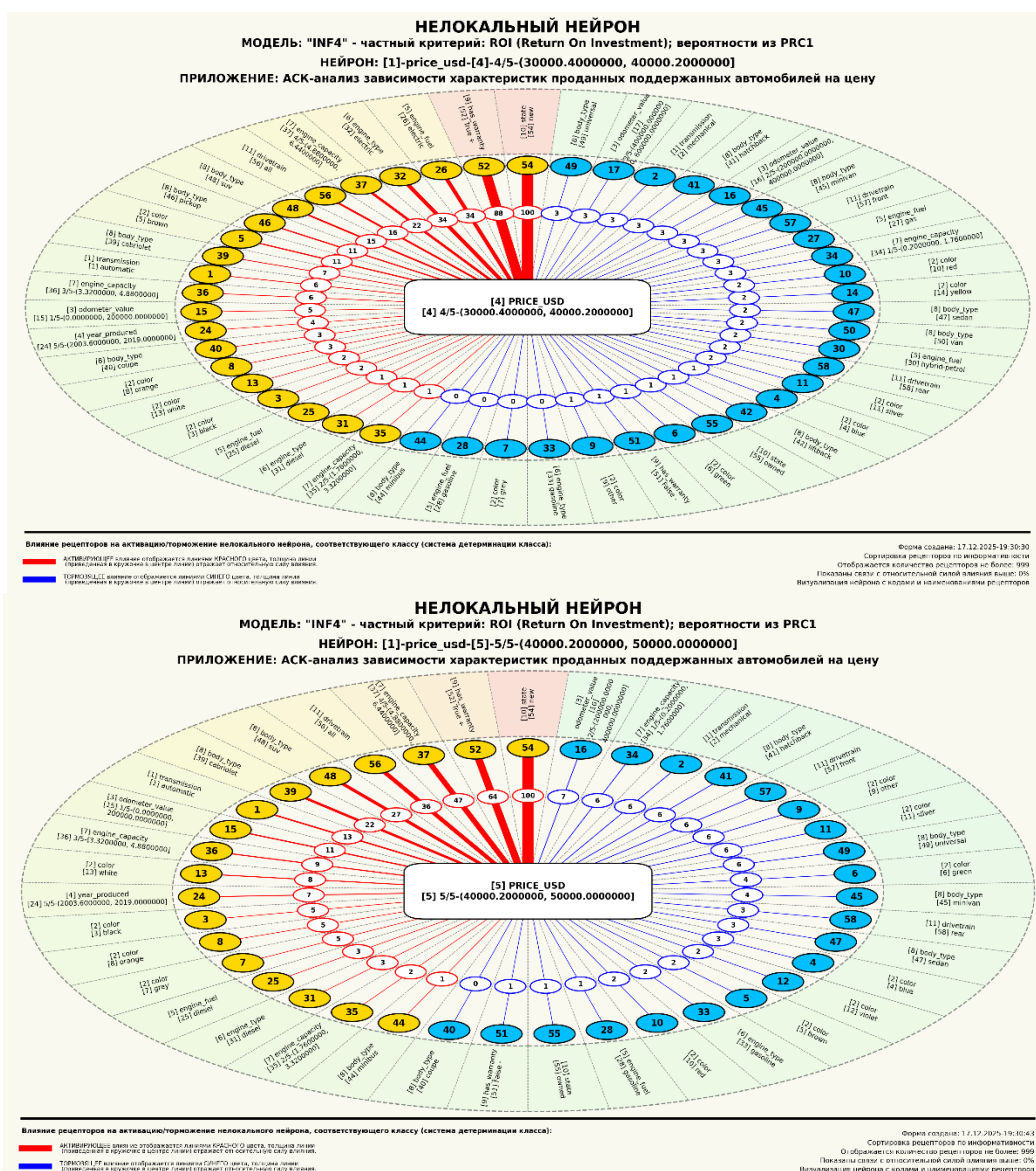


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

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

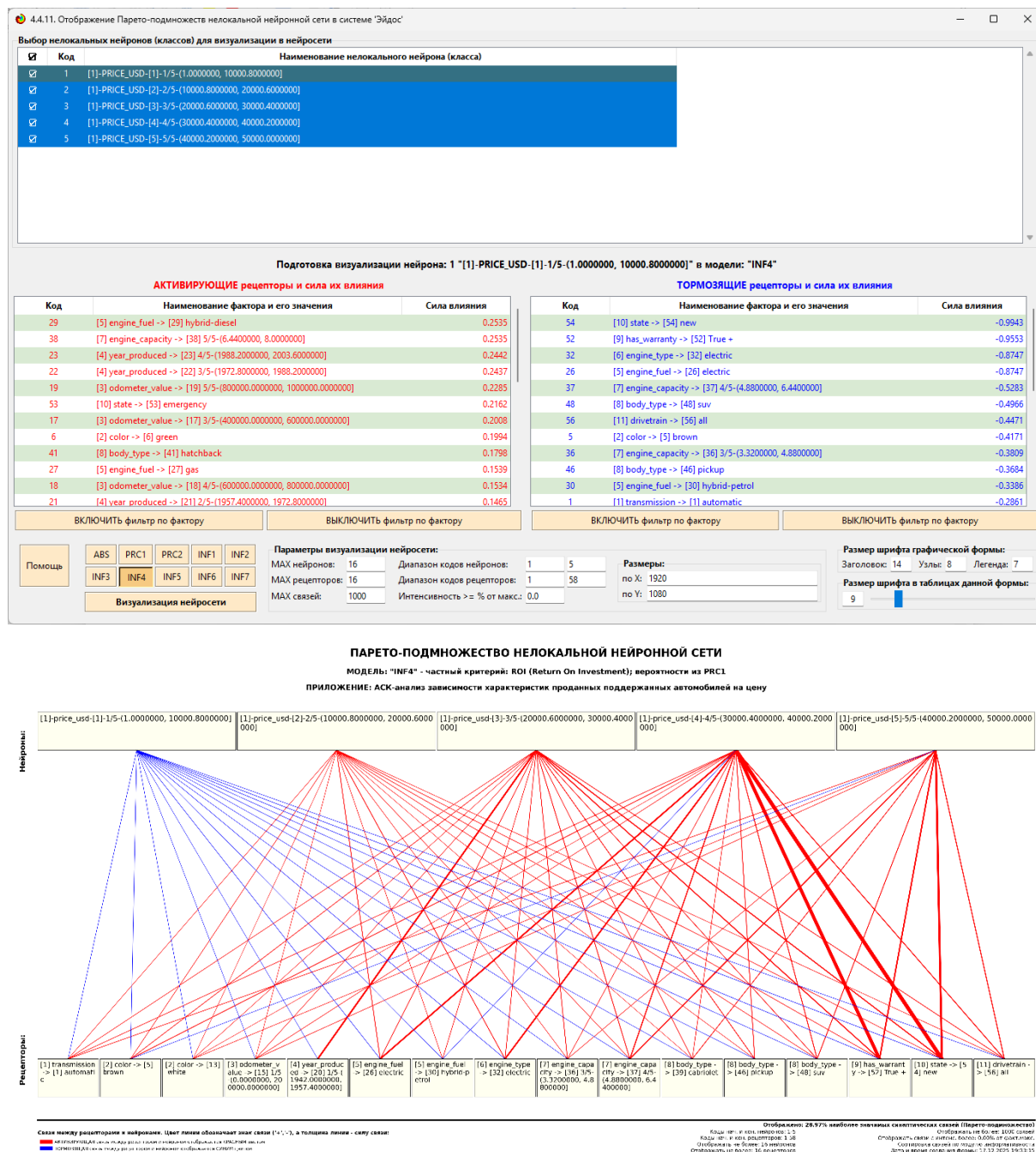


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF4

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 521¹¹. Позже об этом писалось в работе [3]¹² и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

Допустим нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (признаков) известно, насколько те или иные признаки сходны или отличаются по их влиянию на объект моделирования. Поэтому понятно, что человек с голубыми глазами вероятнее всего блондин, а брюнет, скорее всего, имеет темные глаза. Так что понятно, что эти признаки вносят вклад в различие этих двух людей.

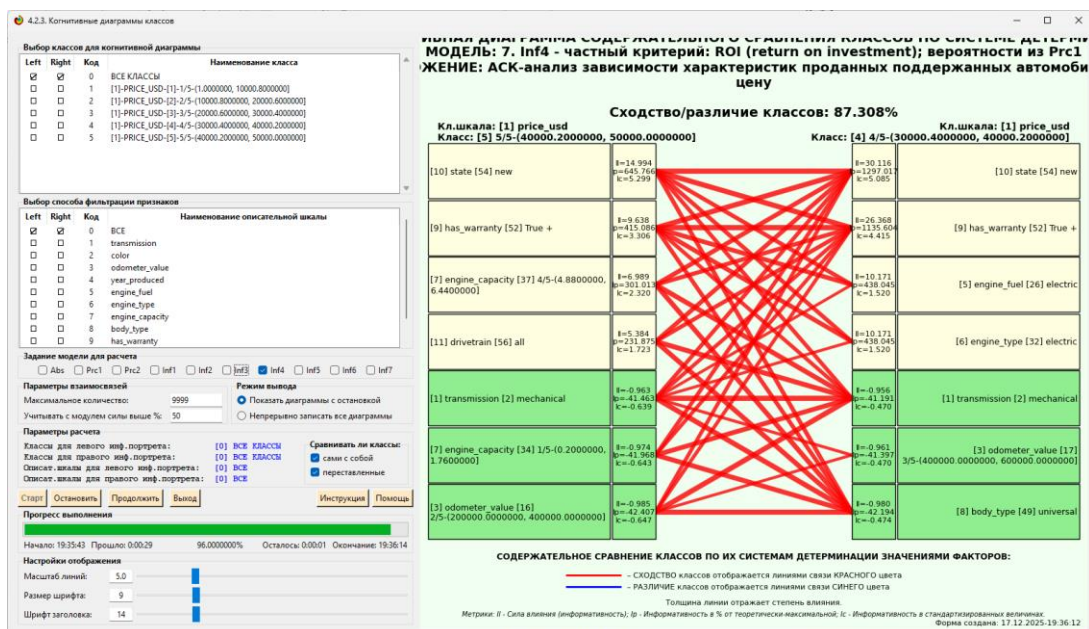
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 33. Всего системой в данной модели генерируется 25 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 5 классов сравнивается со всеми остальными, в т. ч. с собой, то всего получается $5^2=25$ подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм. Пользователь при желании всегда

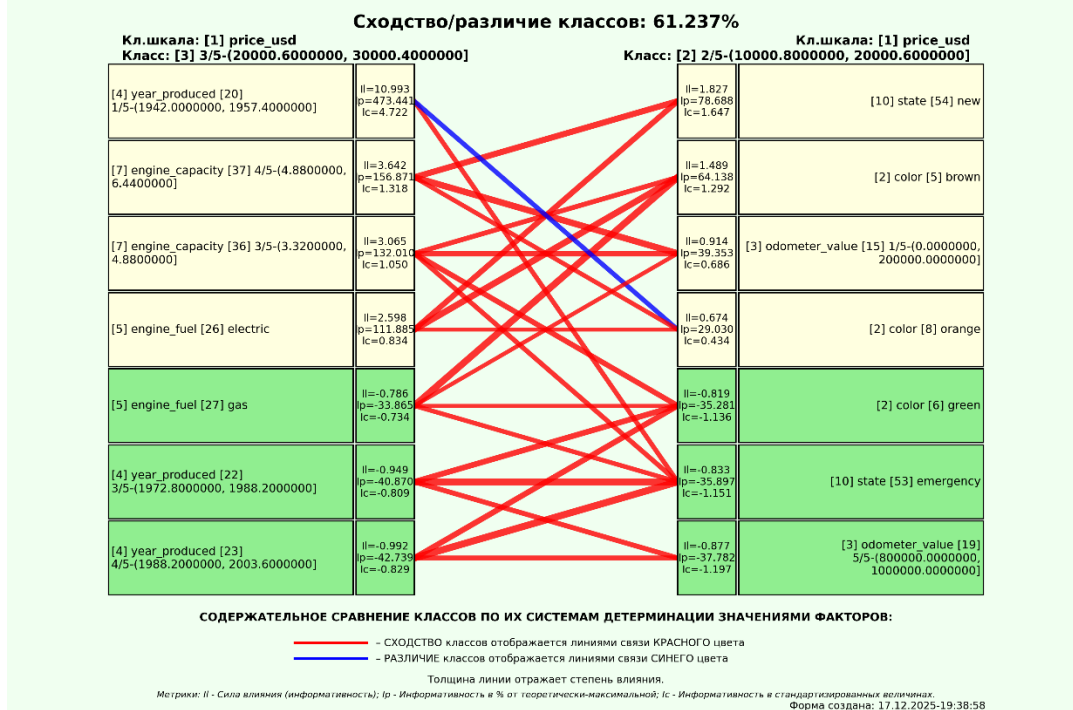
¹¹ https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

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

может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: http://lc.kubagro.ru/Installation_Eidos.php а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №448 и получить в нем все выходные формы, как это описано в данной статье.



КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 7. Inf4 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc1
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на
цену



**КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ КЛАССОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 7. Inf4 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc1
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на
цену**

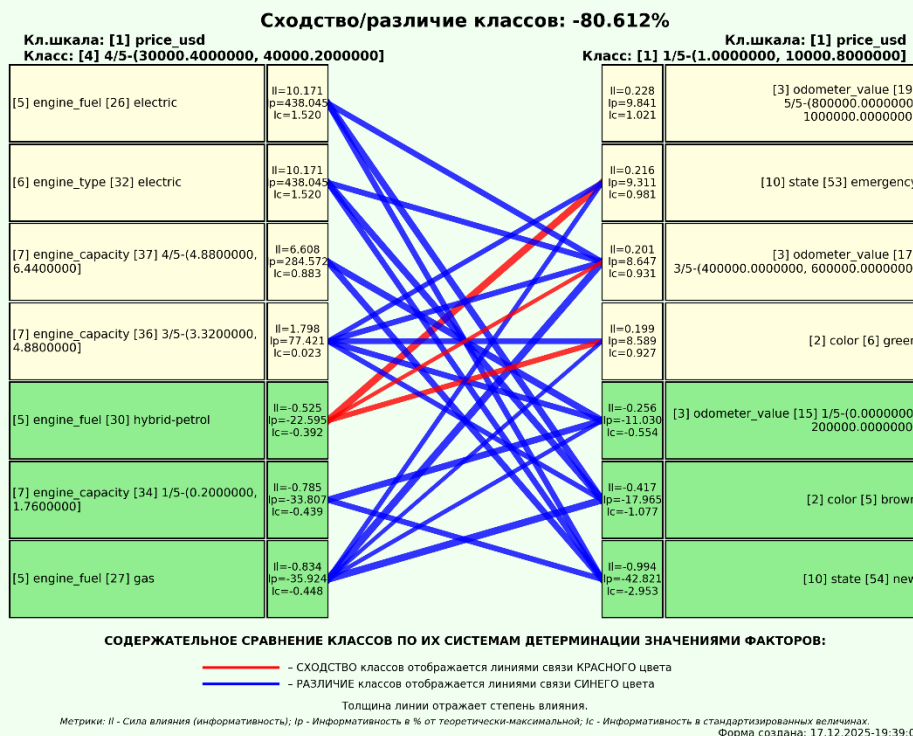


Рисунок 33. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF4

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

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

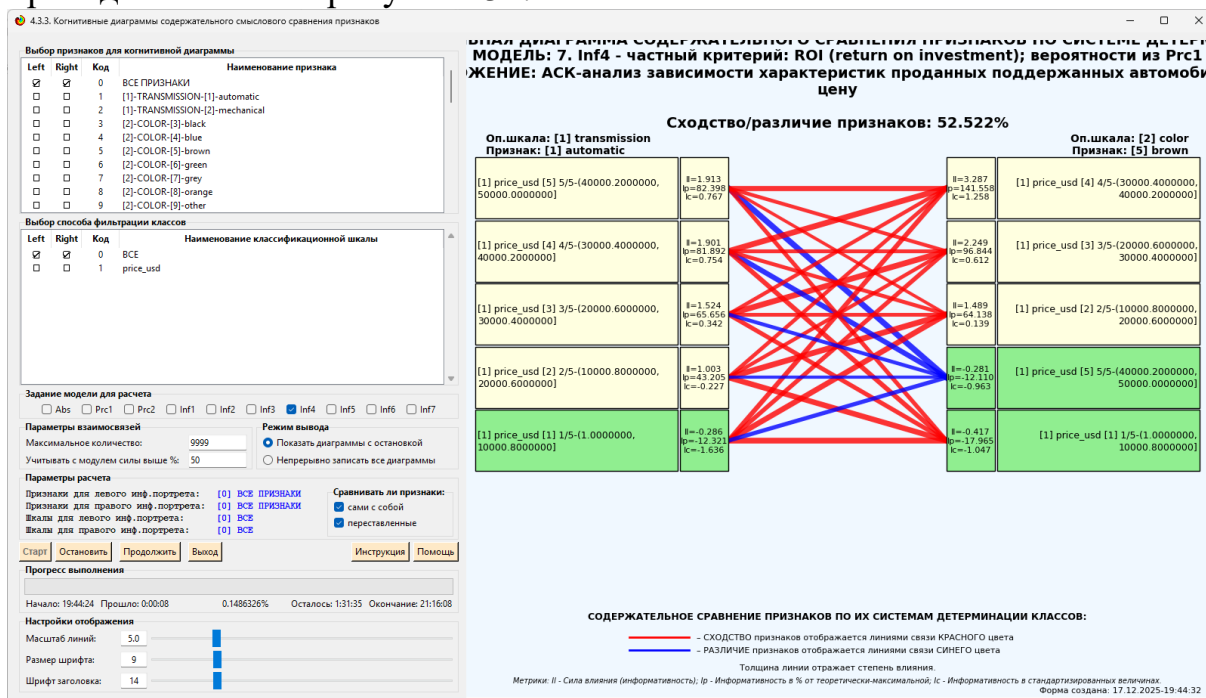
Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно содержательно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

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 34:



КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 7. Inf4 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc1
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на цену



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

— СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета

— РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); р - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизованных величинах.

Форма создана: 17.12.2025-19:44:32

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 7. Inf4 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc1
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на
цену



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

- СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
 Форма создана: 17.12.2025 19:44:02

КОГНИТИВНАЯ ДИАГРАММА СОДЕРЖАТЕЛЬНОГО СРАВНЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ПО СИСТЕМЕ ДЕТЕРМИНАЦИИ
МОДЕЛЬ: 7. Inf4 - частный критерий: ROI (return on investment); вероятности из Prc1
ПРИЛОЖЕНИЕ: АСК-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на
цену



СОДЕРЖАТЕЛЬНОЕ СРАВНЕНИЕ ПРИЗНАКОВ ПО ИХ СИСТЕМАМ ДЕТЕРМИНАЦИИ КЛАССОВ:

- СХОДСТВО признаков отображается линиями связи КРАСНОГО цвета
- РАЗЛИЧИЕ признаков отображается линиями связи СИНЕГО цвета

Толщина линии отражает степень влияния.

Метрики: И - Сила влияния (информативность); Ip - Информативность в % от теоретически-максимальной; Ic - Информативность в стандартизированных величинах.
 Форма создана: 17.12.2025 19:44:03

Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF4

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 35). Количество когнитивных функций равно количеству сочетаний описательных и классификационных шкал. В модели, рассматриваемой в данной работе, есть 11 описательных шкалы и 1 классификационная, поэтому получается 11 когнитивных функций:

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

Задайте модели для генерации:

Статистические базы:

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

Системно-когнитивные модели (Базы знаний):

- ☐ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-1
- ☐ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А. Харкевичу; вероятности из PRC-2
- ☐ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1
- ☐ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-2
- ☐ 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC-1
- ☐ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC-2

Задайте виды когнитивных функций:

- ☐ 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 цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета

Задайте дополнительные параметры:

- ☒ Соединить ли точки с максимальным количеством информации линией БЕЛОГО цвета?
- ☒ Соединить ли точки с минимальным количеством информации линией ЧЕРНОГО цвета?
- ☐ Добавить в когнитивные функции координатную сетку

Метод сглаживания линий

☒ Слайды Акимы (по умолчанию) ☐ Составные слайды Безье ☐ Без сглаживания (ломаная)

Задайте количество градаций уровня (цвета и изолиний) когнитивных функций: 32

Задайте количество пикселей на дюйм в изображениях когнитивных функций: 100

Задайте паузу в секундах между визуализациями когнитивных функций: 0.50

Задайте размер шрифта для наименований градаций шкал X и Y: 8

Задайте яркость цветовой палитры (0.5-2.0): 1.0

19:46:16: Визуализация '5'. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета' завила 0.57 сек.

Результаты сохранены в папке:
D:\aidos\Bidos_Portable\app\AID_DATA\A0000002\CognitiveFunctions

Начало: 19:46:08 Прошло: 0:00:08 100.000000% Осталось: 0:00:00 Окончание: 19:46:16

Визуализация когнитивных функций: ☒ Питон ☐ Дельфи ☐ С++ ☐ Java ☐ C# ☐ Perl ☐ Python ☐ JavaScript ☐ PHP ☐ Ruby ☐ Swift ☐ Kotlin ☐ Rust ☐ Go ☐ C++ ☐ Java ☐ C# ☐ Perl ☐ Python ☐ JavaScript ☐ PHP ☐ Ruby ☐ Swift ☐ Kotlin ☐ Rust ☐ Go

Предпросмотр

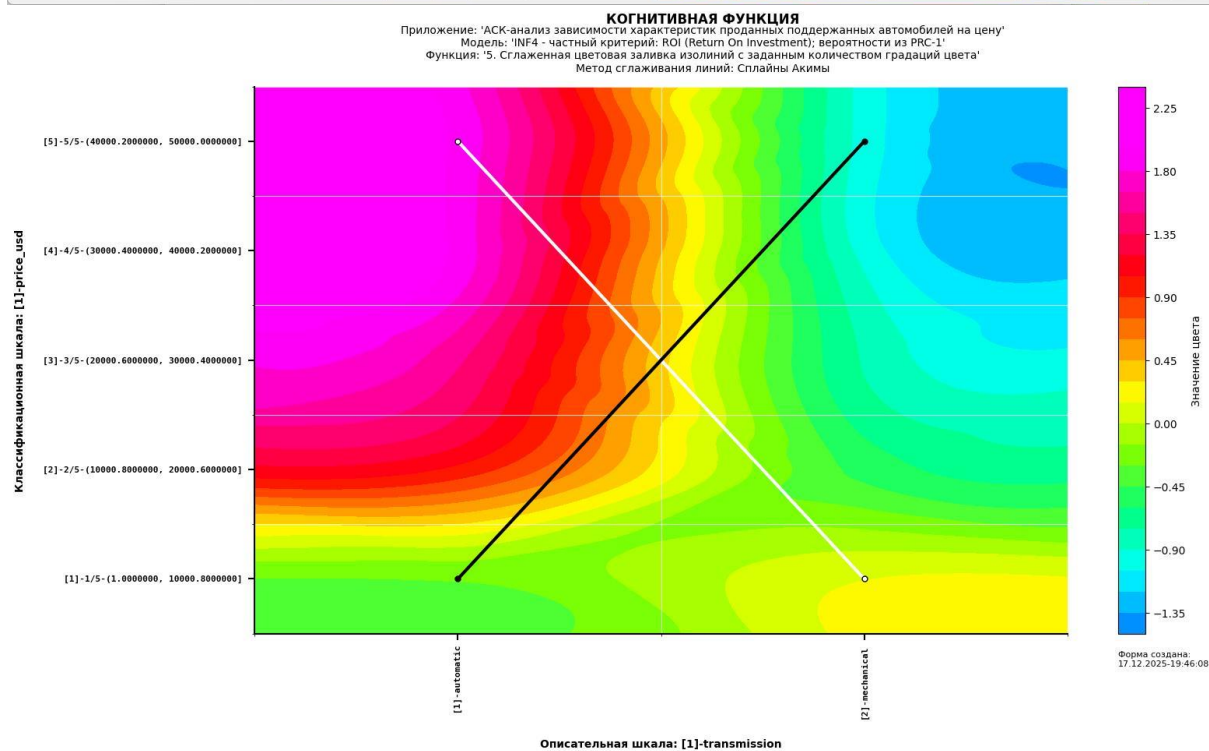
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
Приложение: "АСК-анализ зависимости характеристик проданных поддержанных автомобилей на цену"
Модель: INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1
Функция: "5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета"
Метод сглаживания линий: Слайды Акимы

Классификационная шкала: [1]-price_usd

Описательная шкала: [1]-transmission

Значение цвета

Форма создана: 17.12.2025-19:46:08



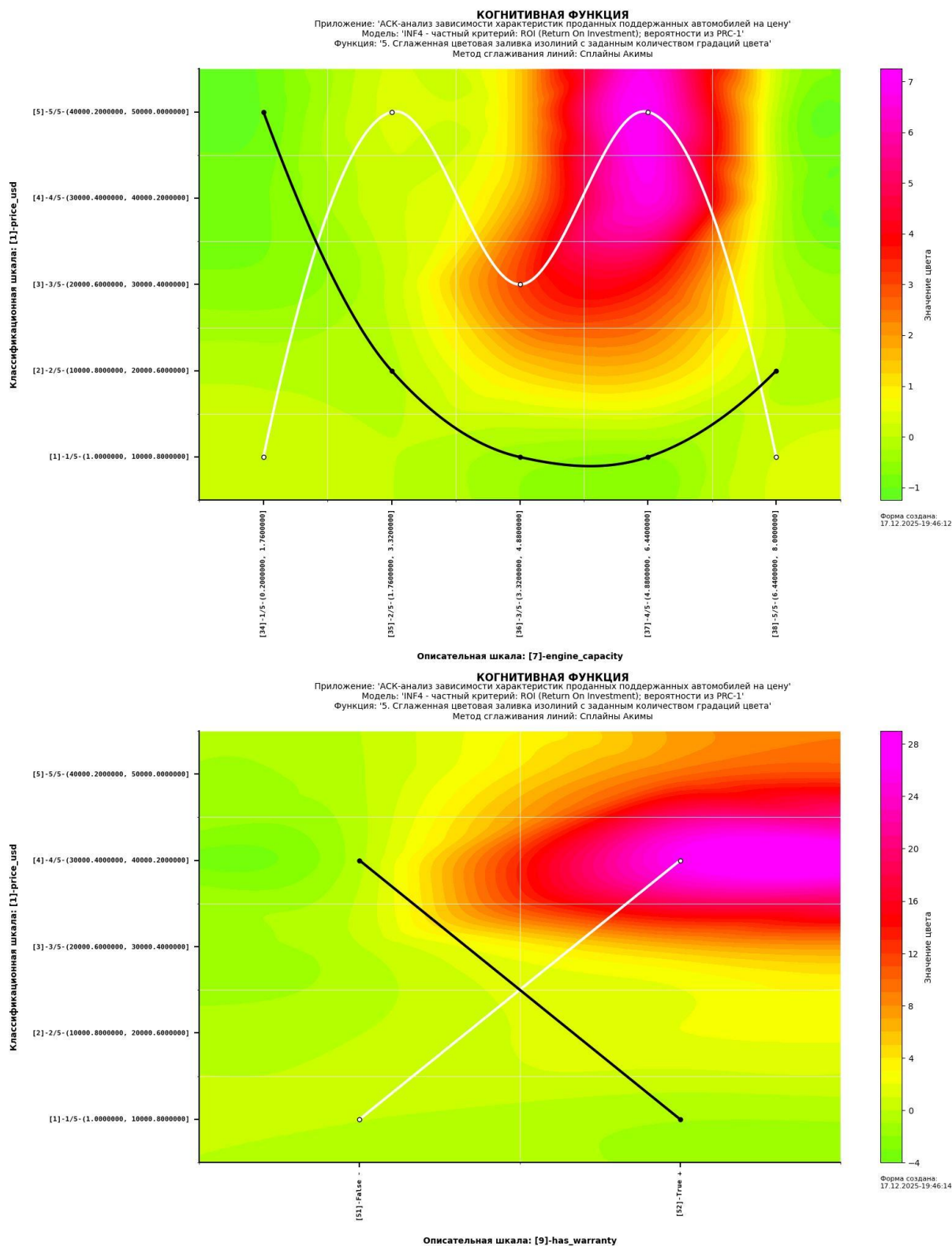


Рисунок 35. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF4

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 36):

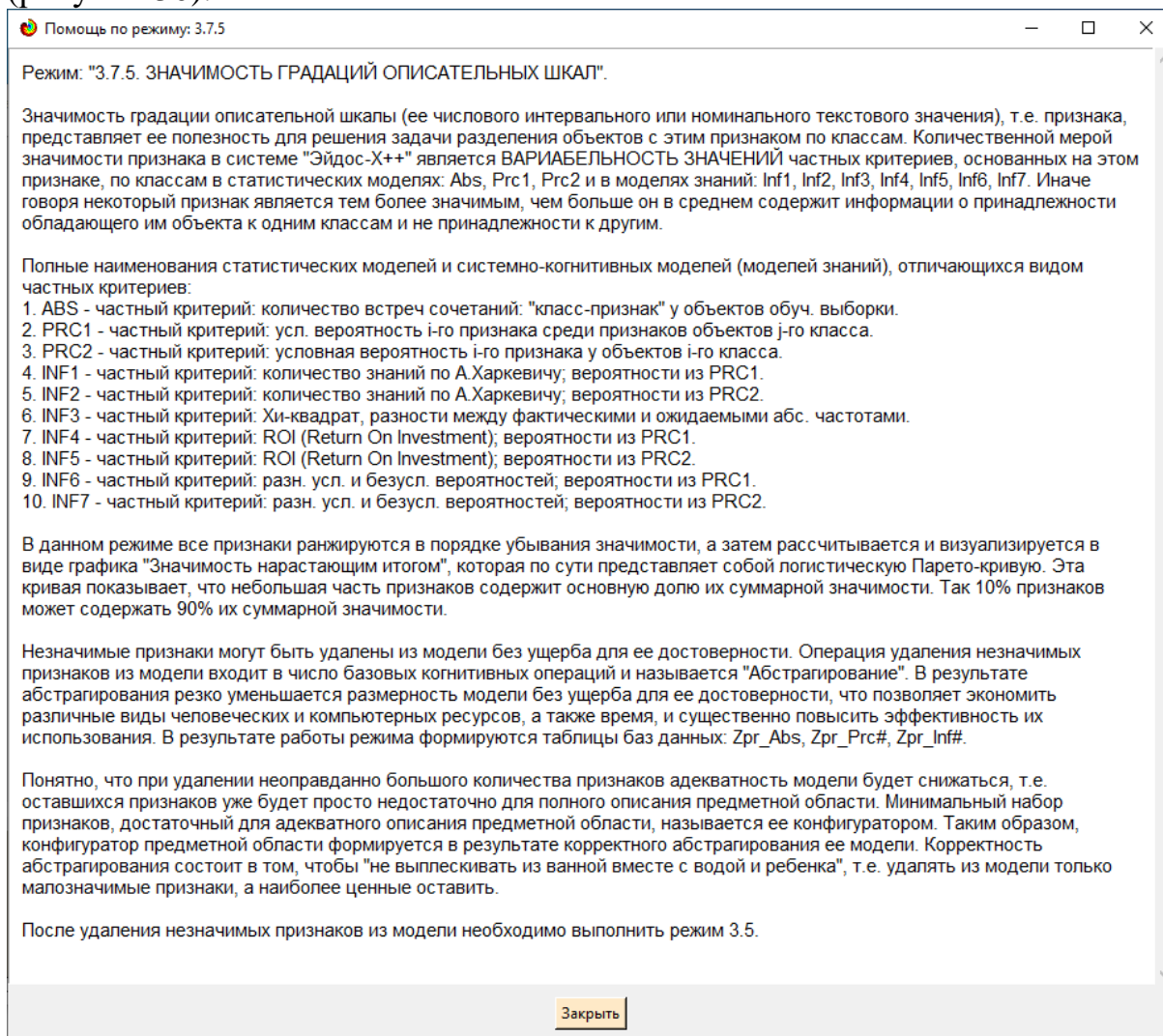


Рисунок 36. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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 37 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4:

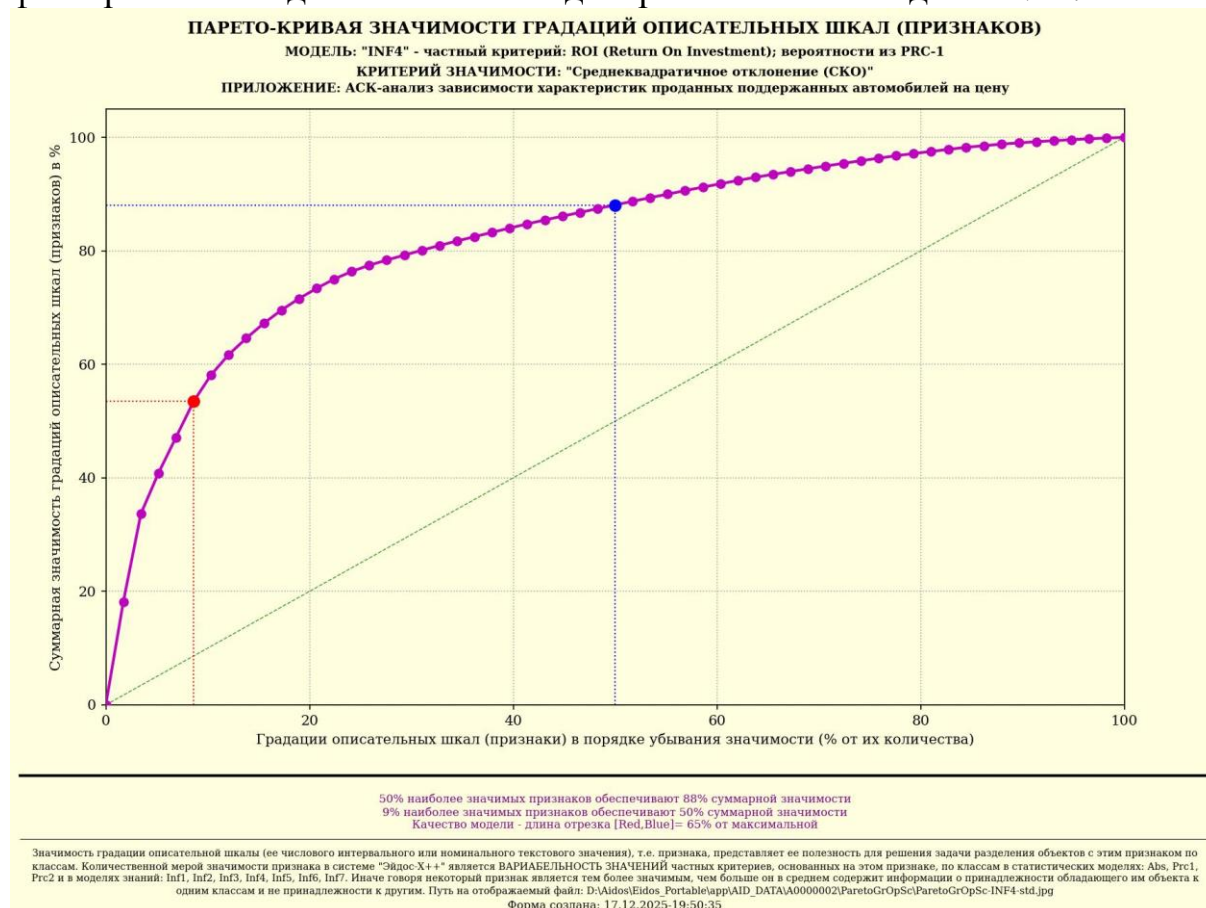


Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4

Из рисунка 37 видно, что 9% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 88% суммарного влияния. На рисунке 38 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 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 37. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее

В таблице 17 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF4.

Таблица 17 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF4

num	num_prc	kod_opsc	name_opsc	n_gro_psc	kodgr_min	kodgr_max	znach_os	zn_osnit	znach_prc	zn_prcnit
1	9,090 909	9	has_warranty	2	51	52	5,408 818	5,408 818	29,523 73	29,52 373
2	18,18 182	10	state	3	53	55	4,400 193	9,809 011	24,018 21	53,54 195
3	27,27 273	6	engine_type	3	31	33	1,545 783	11,35 479	8,4375 69	61,97 951
4	36,36 364	4	year_produced	5	20	24	1,402 493	12,75 729	7,6554 33	69,63 495
5	45,45 455	11	drivetrain	3	56	58	1,061 305	13,81 859	5,7930 77	75,42 802
6	54,54 545	5	engine_fuel	6	25	30	1,054 05	14,87 264	5,7534 75	81,18 15
7	63,63 636	7	engine_capacity	5	34	38	1,040 647	15,91 329	5,6803 12	86,86 181
8	72,72 727	8	body_type	12	39	50	0,742 704	16,65 599	4,0540 12	90,91 582
9	81,81 818	1	transmission	2	1	2	0,688 049	17,34 404	3,7556 79	94,67 15
10	90,90 909	3	odometer_value	5	15	19	0,491 561	17,83 56	2,6831 57	97,35 466
11	100	2	color	12	3	14	0,484 633	18,32 024	2,6453 42	100

Источник: c:\Aidos-X\ AID_DATA\A0000002\ParetoGrOpSc\zpr_inf4_STD.xlsx

Из таблицы 17 видно, что примерно 30% суммарного влияния на цену машины обусловлено наличием гарантии и еще 24% – состоянием: в сумме 54%, а цвет машины оказывает сравнительно меньшее влияние: около 3%. Таким образом, два наиболее значимых фактора, обеспечивают больше половины суммарного влияния на объект моделирования.

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

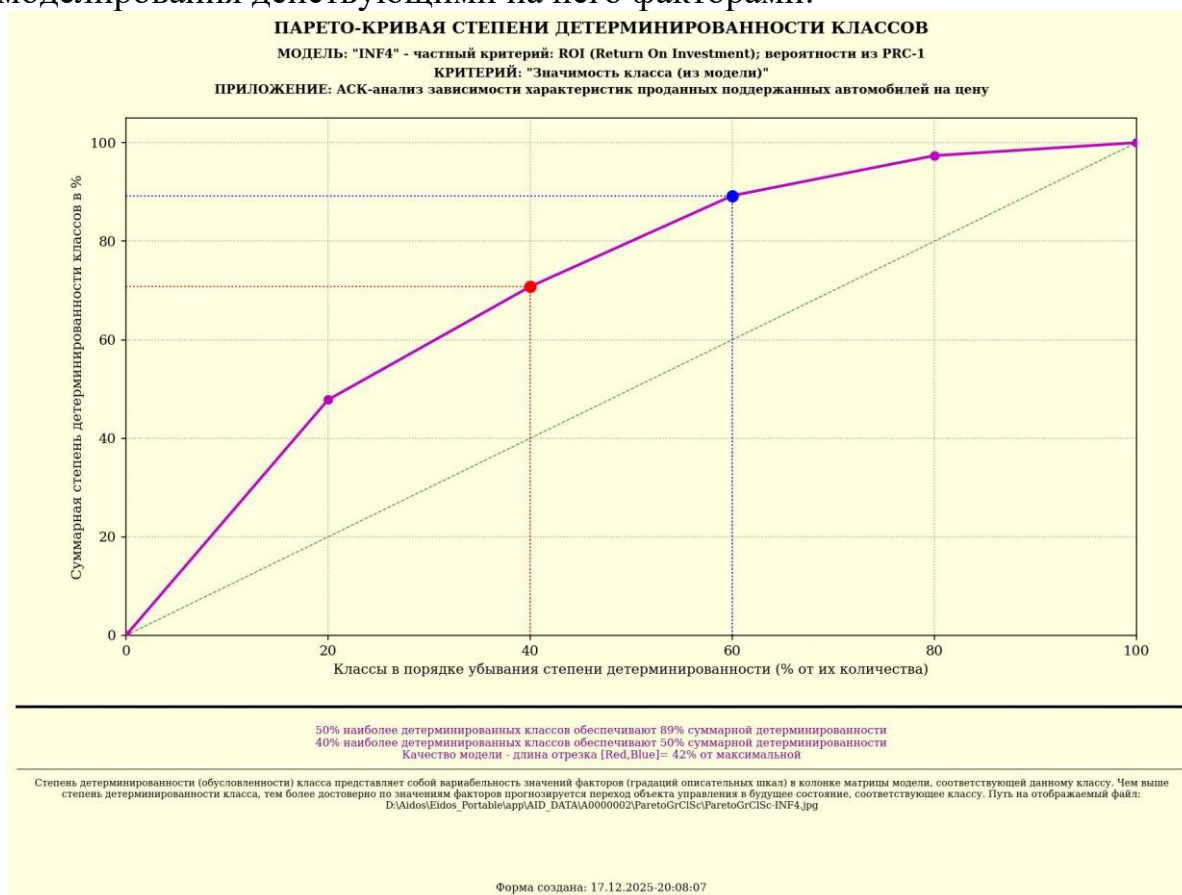
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью варибельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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

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

3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунках 39 приведены парето-кривая степени детерминированности классов, а также экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



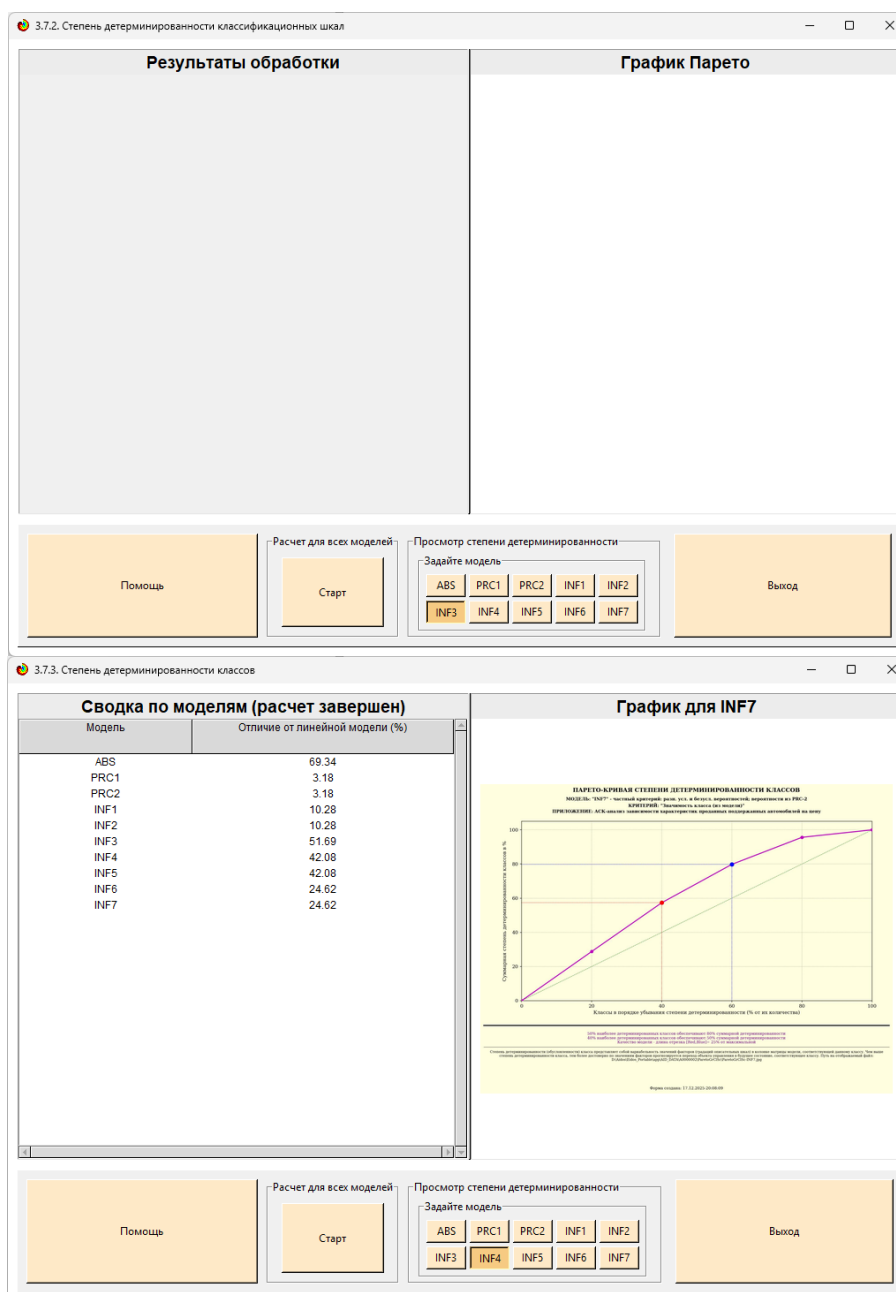


Рисунок 39. Парето-кривая степени детерминированности классов, экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 39.

Из таблицы 18 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 89% степени детерминированности, а

50% суммарной детерминированности обеспечивают 40% наиболее жестко детерминированных классов.

Таблица 18 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF4

nu m	num_ prc	kod_ cls	name_cls	kod_ clsc	znach_ cls	zn_cl snit	znach_ prc	zn_pr cnit
1	20	4	[1]-PRICE_USD-[4]-4/5- (30000.4000000, 40000.2000000]	1	5,593 809	5,593 809	47,81 573	47,81 573
2	40	5	[1]-PRICE_USD-[5]-5/5- (40000.2000000, 50000.0000000]	1	2,687 19	8,280 999	22,97 003	70,78 576
3	60	3	[1]-PRICE_USD-[3]-3/5- (20000.6000000, 30000.4000000]	1	2,158 979	10,43 998	18,45 49	89,24 066
4	80	2	[1]-PRICE_USD-[2]-2/5- (10000.8000000, 20000.6000000]	1	0,951 015	11,39 099	8,129 253	97,36 992
5	100	1	[1]-PRICE_USD-[1]-1/5-(1.0000000, 10000.8000000]	1	0,307 685	11,69 868	2,630 085	100

Источник: c:\Aidos-X\ AID_DATA\A0000002\ParetoGrOpSc\ZKL_INF4.xlsx

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF4. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах. 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».

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [25], на исходных данных которой они основаны. С другой стороны, применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с методами, применяемыми в работе [25]. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

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

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

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

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

Рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (количество и качество различных видов 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/Installation_Eidos.php, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №448. 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.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

Анализ результатов численного эксперимента показывает, что решение, разработанное и реализованное в системе «Эйдос», является достаточно эффективным. Это позволяет с уверенностью заявить, что цель работы достигнута, а поставленная задача решена. В ходе работы с использованием системы «Эйдос» были созданы статистические и системно-когнитивные модели.

Также было изучено влияние параметров машин на ее цену. На этой основе были успешно решены задачи идентификации, классификации и

анализа моделируемой предметной области через исследование ее модели. В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

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

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко, Е. В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 75. – С. 321-363. – EDN OOSCAV.
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHC.
3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
8. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.
9. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
10. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-X++" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.
11. Луценко, Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный

аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2021. – 288 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22981.37608. – EDN ZQLITW.

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

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

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

15. Луценко, Е. В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 165. – С. 77-98. – DOI 10.13140/RG.2.2.11887.25761. – EDN UMTAMT.

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

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

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

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

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

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

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

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

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

25. 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>

27. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко:
<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746372>.

28. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы:
<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746371>.

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

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

31. Работы по АСК-анализу изображений:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_images.htm

32. Работы по АСК-анализу текстов: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_ASK-analysis_of_texts.htm

33. Работы по когнитивным функциям:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

34. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

35. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm

36. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm

37. Работы по виртуальной реальности:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm

38. Работы по когнитивной ветеринарии:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm

39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии:
http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm

40. Работы по тематике, связанной с АПК: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
41. Работы по наукометрии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm
42. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm
43. Работы по разработке и применению профессиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных): http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm
44. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm
45. MVP-проект «Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК»: <http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm>
46. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf
47. Ссылки на видео-занятия и проф.Е.В.Луценко в Пермском национальном университете: <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn> (2021), <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz> (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете: <https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1>
48. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPIL.
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.