

**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

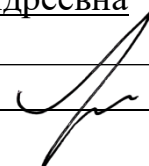
на тему: «АСК-анализ макронутриентного состава и энергетической
ценности различных категорий продуктов питания»

Выполнила студентка группы: ИТ32341 Иванцова Екатерина Андреевна

Допущен к защите _____

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

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен _____

(дата)

Оценка отлично

Краснодар
2025

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу

Студентки Иванцовой Екатерины Андреевны курса
2 заочной формы обучения группы ИТ32341
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ макронутриентного состава и
энергетической ценности различных категорий продуктов питания»
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)

«09» апреля 2025 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 84 страницы, 40 рисунков, 15 таблиц, 20 литературных источников.

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) макронутриентного состава и энергетической ценности различных категорий продуктов питания направлен на исследование факторов, определяющих пищевую ценность продуктов на основе их нутриентного профиля.

Для реализации данной цели необходимо проанализировать методы формирования обобщённых моделей пищевых категорий, исследовать подходы к классификации продуктов по их нутриентным характеристикам, а также разработать и верифицировать когнитивную модель для оценки взаимосвязей между макронутриентным составом (белками, жирами, углеводами, клетчаткой и другими компонентами) и энергетической ценностью продуктов.

Применение АСК-анализа позволяет выявить значимые закономерности и зависимости между компонентным составом пищевых продуктов и их питательными свойствами, что имеет важное значение для диетологии, пищевой промышленности и разработки рекомендаций по здоровому питанию.

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ МАКРОНУТРИЕНТНОГО СОСТАВА И ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЦЕННОСТИ РАЗЛИЧНЫХ КАТЕГОРИЙ ПРОДУКТОВ ПИТАНИЯ

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

В современных условиях обеспечение населения качественными продуктами питания требует детального изучения их пищевой ценности. Особенно важно понимать состав и энергетическую ценность различных категорий продуктов для формирования сбалансированного рациона. Традиционные методы анализа пищевой ценности не всегда позволяют эффективно обрабатывать большие массивы данных и выявлять сложные взаимосвязи между компонентами продуктов. Для комплексного анализа макронутриентного состава и энергетической ценности различных категорий продуктов предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Применение АСК-анализа позволяет выявить закономерности распределения питательных веществ по категориям продуктов, оценить взаимосвязь между содержанием белков, жиров, углеводов и калорийностью, провести сравнительный анализ пищевой ценности различных групп продуктов и визуализировать полученные данные в наглядных табличных и графических формах. В статье представлен подробный численный пример использования АСК-анализа для исследования пищевой ценности продуктов. Данный пример может служить образцом для обучения применению метода в диетологии и нутрициологии, а также для разработки практических рекомендаций по составлению рационов питания.

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

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF MACRONUTRIENT COMPOSITION AND ENERGY VALUE OF VARIOUS FOOD CATEGORIES

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

In modern conditions, providing the population with high-quality food requires a detailed study of their nutritional value. It is especially important to understand the composition and energy value of various categories of foods in order to form a balanced diet. Traditional methods of nutritional value analysis do not always make it possible to efficiently process large amounts of data and identify complex relationships between food components. For a comprehensive analysis of the macronutrient composition and energy value of various categories of products, it is proposed to use Automated System Cognitive Analysis (ASK analysis) and its software toolkit, the intelligent Eidos system. The use of ASK analysis makes it possible to identify patterns in the distribution of nutrients by food categories, assess the relationship between protein, fat, carbohydrates and caloric content, conduct a comparative analysis of the nutritional value of various food groups and visualize the data obtained in visual tabular and graphical forms. The article presents a detailed numerical example of using ASK analysis to study the nutritional value of products. This example can serve as a model for teaching the application of the method in dietetics and nutritionology, as well as for developing practical recommendations for the preparation of diets.

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

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	6
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	6
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	6
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	7
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ.....	7
2. METHODS (МЕТОДЫ)	7
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	7
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ.....	8
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	8
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	10
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ.....	16
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	19
3.1. ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ.....	19
3.2. ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	20
3.3. ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....	25
3.4. ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	36
3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	36
3.5. ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	39
3.6. ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ.....	40
3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний».....	41
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	42
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	43
3.6.4. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос».....	44
3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ.....	47
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	47
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос».....	49
3.8. ЗАДАЧА - 8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ.....	53
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	53
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	55
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал.....	58
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	61
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	63
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты.....	65
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	66
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	69
3.8.9. Когнитивные функции.....	69
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций.....	73
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал.....	77
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	80
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	81
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	82

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Состав и энергетическая ценность продуктов питания зависят от множества факторов, включая их категорию, способ производства, условия хранения и обработки. Эффективная оценка пищевой ценности требует учета различных характеристик, таких как содержание белков, жиров, углеводов, а также калорийность и особенности продуктовых групп. Одним из методов анализа этих факторов является АСК-анализ, который помогает выявить взаимосвязь между составом продуктов и их энергетической ценностью, а также определить, какие из этих параметров наиболее значимы для формирования сбалансированного рациона.

Цель данного исследования заключается в анализе факторов, влияющих на пищевую ценность продуктов, с фокусом на их макронутриентном составе. Для этого будут собраны и систематизированы данные о различных категориях продуктов, включая информацию о содержании белков, жиров, углеводов, калорийности и других характеристик. На основе этих данных будет проведен анализ взаимосвязей между параметрами продуктов и их питательной ценностью. В результате исследования будут разработаны рекомендации для специалистов в области диетологии и нутрициологии, направленные на оптимизацию процесса формирования рационов питания, что позволит более эффективно поддерживать здоровье населения и предотвращать заболевания, связанные с питанием.

1.2. Объект и предмет исследования

Объектом исследования являются пищевые продукты различных категорий, а также их макронутриентный состав и энергетическая ценность. Продукты питания рассматриваются как совокупность элементов, включающих белки, жиры, углеводы, калорийность и другие характеристики, которые определяют их питательную ценность и влияние на здоровье человека.

Предметом исследования являются конкретные характеристики продуктов, такие как содержание белков, жиров, углеводов, уровень калорийности, категория продуктов (фрукты, овощи, молочные продукты и т.д.), а также взаимосвязь этих параметров с их общей пищевой ценностью. Основное внимание уделяется анализу того, как эти параметры соотносятся между собой и как они могут быть использованы для оптимизации процесса формирования сбалансированного рациона питания в зависимости от типа продукта и потребностей человека.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Современный подход к питанию характеризуется повышенным вниманием к качеству продуктов и их пищевой ценности, что обусловлено растущей осведомленностью населения о важности сбалансированного рациона. Одна из ключевых проблем заключается в сложности определения объективных критериев, которые должны быть использованы для оценки питательной ценности различных категорий продуктов. Многие потребители сталкиваются с трудностями при выборе продуктов, что может привести к дисбалансу в питании, недооценке или переоценке пользы отдельных продуктов, а также снижению эффективности поддержания здорового образа жизни.

Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью разработки эффективных методов анализа макронутриентного состава и энергетической ценности продуктов питания. В условиях растущего разнообразия продуктов на рынке важно иметь точные и обоснованные данные о влиянии различных факторов на пищевую ценность, чтобы потребители могли правильно формировать свой рацион, а производители — предоставлять продукты, соответствующие современным требованиям здоровья и питания. Это способствует улучшению качества питания и снижению рисков заболеваний, связанных с несбалансированным рационом.

Таким образом, решение данной проблемы поможет разработать более точные подходы к оценке пищевой ценности продуктов, что повысит эффективность формирования сбалансированного рациона и будет способствовать укреплению здоровья населения.

1.4. Цель работы

Целью работы является анализ факторов, влияющих на пищевую ценность продуктов питания по их макронутриентному составу, с целью разработки рекомендаций для оптимизации процесса формирования сбалансированных рационов.

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

1. Метод должен обеспечивать устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных (неточных) взаимозависимых (нелинейных) данных большой размерности числовой и не числовой

природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения.

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

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

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

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

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.

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);

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

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

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

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 номенклатуре 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;
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;

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/>

- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений;
- Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов.

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

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

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

2.4. 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.

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);

- 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 видеogramма 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 xh2net. 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 xh2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в [базовые возможности языка программирования](#).

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

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

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

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

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



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

⁷ <http://lc.kubagro.ru/aidos/How to make your own cloud Eidos-application.pdf>

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

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Главное, что делает система:

1. Альберт Эйнштейн писал, что научные законы это лишь высказывания о повторениях в наблюдаемых явлениях. Конечно наверное он имел в виду не сами законы природы, а лишь формулировки этих законов. В системе "Эйдос" эти наблюдения повторений называются событиями или фактами.
2. Например, фактом является наблюдение определенного значения какого-либо свойства у объектов некоторой обобщенной категории (класса), или наблюдение определенного значения фактора при переходе объекта в будущее состояние, соответствующее к классу.
3. Система "Эйдос" выявляет эмпирические закономерности в фактах и тем самым преобразует исходные данные в информацию, а ее в знания и решает на основе этих знаний задачи идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.
4. Кроме того система "Эйдос" выводит информацию об обнаруженных закономерностях в большом количестве разнообразных и оригинальных текстовых, табличных и графических выходных форм.

Работы автора системы "Эйдос" проф.Е.В.Луценко, С" по АСК-анализу и системе "Эйдос".

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Главное, что делает система:

Персональная интеллектуальная онлайн среда "ЭЙДОС-X Professional" (Система "Эйдос-Xpro").

1. ПРЕДНАЗНАЧЕНА для обучения и научных исследований в области искусственного интеллекта с применением автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) и его программного инструментария - интеллектуальной системы "Эйдос-Xpro".
2. ОБЕСПЕЧИВАЕТ преобразование больших данных (Big Data) в большую информацию (Big Information), а ее в большие знания (Big Knowledge) с использованием ADS (Advantage Database Server) и решение на основе этих знаний задач обобщения, абстрагирования, идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.
3. ПОЗВОЛЯЕТ пользователям и разработчикам интеллектуальных облачных Эйдос-приложений во всем мире обмениваться опытом решения различных задач учебного и научного характера с применением технологий искусственного интеллекта на платформе "Эйдос-Xpro".

Работы автора системы "Эйдос" проф.Е.В.Луценко, С" по АСК-анализу и системе "Эйдос".

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Объявление о получении магистерского образования по искусственному интеллекту в КубГУ:

1. В связи с высокой востребованностью на рынке труда специалистов в области цифровой экономики Кубанскому государственному университету оказано доверие и увеличено число бюджетных мест в магистратуру по приоритетным ИТ направлениям до 75. Приглашаем получать высококвалифицированное подготовку по актуальным ИТ специальностям.

СПИСОК направлений подготовки магистратуры (очная и заочная формы обучения):

- 09.04.02 Информационные системы и технологии (Искусственный интеллект и машинное обучение);
- 09.04.02 Информационные системы и технологии (Искусственный интеллект и машинное обучение);
- 01.04.02 Прикладная математика и информатика (Матем. и инф. обеспечение экономической деятельности);
- 01.04.02 Прикладная математика и информатика (Матем. модел. в естественных и технических);
- 01.04.02 Прикладная математика и информатика (Технологии программ. и разрач. инф. систем);
- 02.04.02 Фунд. информатика и информ. технологии (Интеллектуальные системы и технологии).

3. КОНТАКТЫ: +79189800003, zavanna-05@mail.ru, докт. техн. наук. Анна Владимировна Коваленко

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Announcement of own fonts of the Eidos system:

When trying to download your own fonts of the Eidos system from the folder: c:\Eidos\VAID_DATA\Fonts\ it is found that they are missing!!!

To fix the situation, you need to download the font update file <http://ic.kubagro.ru/Fonts.exe> from the developer's website and deploy updates in the system folder: c:\Eidos\X\ with the replacement of all files, and then run the system as usual.

If MS Windows is Russified, then you do not need to do all this, because everything will be work fine with standard MS Windows fonts.

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Приглашение к размещению интеллектуальных облачных Эйдос-приложений:

Уважаемые пользователи системы "Эйдос" во всем мире: [http://ic.kubagro.ru/map5.php!](http://ic.kubagro.ru/map5.php)

Приглашаю размещать свои интеллектуальные облачные Эйдос-приложения. Это делается в диспетчере приложений (Режим 1.3). Для разработки приложения рекомендуется ознакомиться с инструкцией для учащихся по адресу: http://ic.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf

Прошу вас отнестись ОТВЕТСТВЕННО к качеству разработки приложения и его описанию и разрешать только разработанные вами лично приложения, описанные в соответствии со стандартом IMRAD. Это общепринятый в мире стандарт изложения научных результатов, принятый в наукометрических базах Scopus и Web of science (WoS). Описание, т.е. его текст и все выходные формы и скриншоты, должно ПОЛНОСТЬЮ соответствовать модели, полученной в системе "Эйдос" на приведенных исходных данных при выполнении всех пунктов этого описания. Примеры подобных описаний интеллектуальных облачных Эйдос-приложений приведены в ряде работ автора и разработчика системы "Эйдос" проф.Е.В.Луценко, например по ссылке: <https://www.researchgate.net/publication/362211691>.

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

(c) Авторизация в системе ЭЙДОС-X++

Задайте имя и пароль:

Login :

Password :

Advantage Database Server (ADS) - OFF

Особенности работы в системе:

1. Если система в данной папке запускается впервые, то будет произведена ЛОКАЛИЗАЦИЯ системы, т.е. будут удалены все приложения и пользователи и заново прописаны пути на все базы данных по фактическому расположению системы.
2. Новое окно главного меню можно открывать только после закрытия всех предыдущих.

Пояснение о некорректном запуске системы "Эйдос"

Студенты и некоторые другие пользователи иногда запускают систему "Эйдос" некорректно: - в папке загрузки или на рабочем столе; - в архиве инсталляции системы "Эйдос", который скачали с сайта разработчика; - в папке, в пути на которую встречается проблема и кириллица.

Кроме того иногда систему запускают в одной и той же папке несколько раз, чего делать нельзя (ее можно запускать несколько раз одновременно на одном компьютере, но в разных папках). Некорректный запуск системы "Эйдос" вызывает ошибку исполнения. Поэтому приходится проверять корректность запуска системы "Эйдос". Однако эта проверка занимает довольно много времени. Поэтому она оставлена только в модуле запуска системы: "___START_AIDOSX.exe", а в основном модуле самой системы "___AIDOSX.exe" она включается/отключается в зависимости от содержания текстового файла: "Checking_the_correctness_of_the_module_launch_AIDOSX.txt"; "DN"/"OFF".

Отметим, что модуль запуска системы: "___START_AIDOSX.exe" кроме проверки корректности запуска системы еще проверяет целостность исполняемого модуля системы "___AIDOSX.exe" и наличие обновлений на сайте автора и разработчика системы проф.Е.В.Луценко. Если обновления есть, то они скачиваются, разархивируются и устанавливаются автоматически.

Кратко об АСК-анализе Подборки публикаций по АСК-анализу

Скачать все публикации проф.Е.В.Луценко из Научного журнала КубГАУ (> 2 Гб)

СЕРТИФИКАТ об освоении системы "Эйдос" от проф.Е.В.Луценко. ПОДДЕРЖКА

Ok Cancel

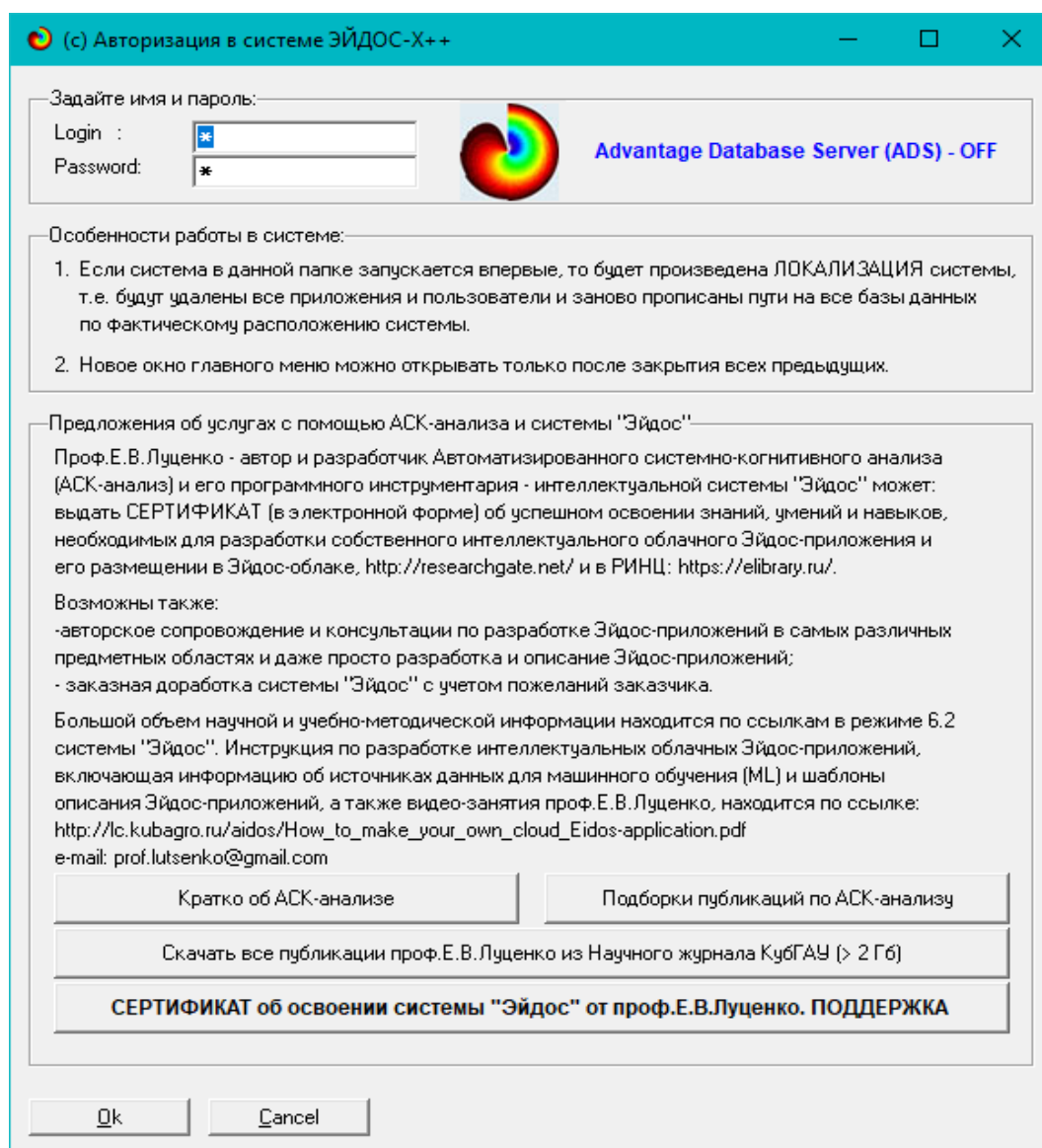


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

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

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

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

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

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

8.2) кластерно-конструктивный анализ классов;

8.3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

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

8.5) нелокальная нейронная сеть;

8.6) 3d-интегральные когнитивные карты;

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

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

8.9) когнитивные функции;

8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

8.11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

Для данной работы особое значение имеет решение подзадачи 8.1, связанной с анализом факторов, влияющих на пищевую ценность продуктов питания, так как это позволяет детально исследовать влияние различных параметров на питательную ценность продуктов, включая их макронутриентный состав, энергетическую ценность и особенности категорий.

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**

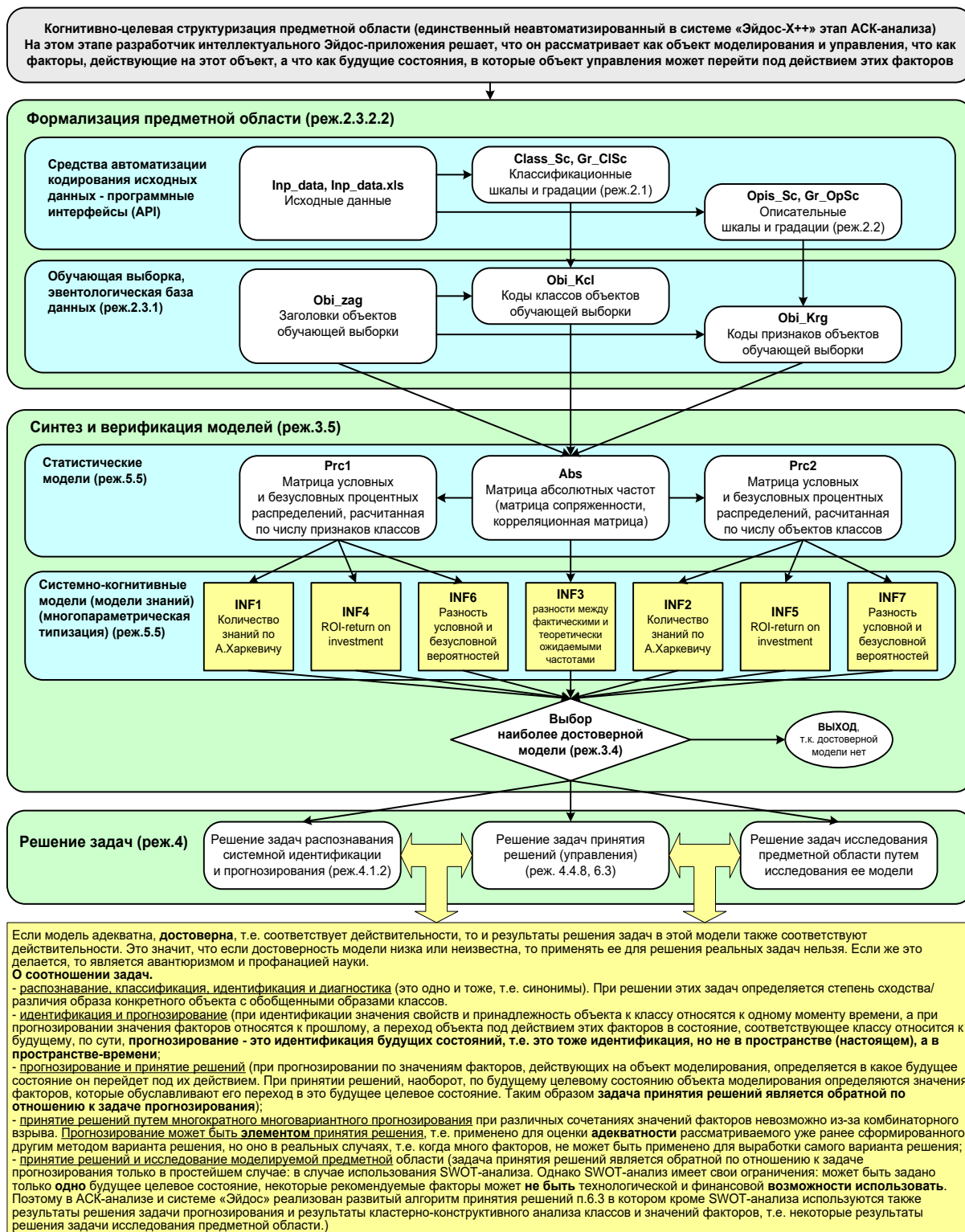


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

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

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

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

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

Статичная интерпретация и терминология:

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

Динамичная интерпретация и терминология:

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

Обобщающая терминология:

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

В данной работе объектом анализа выступает пищевая ценность продукта, на которую влияют ключевые нутриенты: кальций, калории, углеводы, холестерин, жиры, клетчатка, магний, мононенасыщенные жиры и чистые углеводы (представлены в Таблице 1). Результирующим показателем является общая питательная ценность продукта (Таблица 2).:

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	Calcium
2	Calories
3	Carbs
4	Cholesterol
5	Fats
6	Fiber
7	Magnesium
8	Monounsaturated Fat
9	Net carbs

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000061\System\Opis_Sc.xlsx

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	Category Name

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000061\System\Class_Sc.xlsx

3.2. Задача-2. Формализация предметной области

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

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

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

Таблица 3 – Исходные данные по влиянию различных факторов на пищевую ценность продуктов питания

ID	Category Name	Calcium	Calories	Carbs	Cholesterol	Fats	Fiber	Magnesium	Monounsaturated Fat	Net carbs
1	Fruits	0,012	32	7,7	0	0,3	1,1	0,018	0,08	6,6
2	Fruits	0,006	52	14	0	0,17	2,4	0,005	0,01	11
3	Fruits	0,013	48	11	0	0,39	2	0,01	0,17	9,1
4	Fruits	0,055	241	63	0	0,51	7,3	0,032	0,07	55
5	Fruits	0,012	160	8,5	0	15	6,7	0,029	9,8	1,8
6	Fruits	0,005	89	23	0	0,33	2,6	0,027	0,03	20
7	Fruits	0,029	43	9,6	0	0,49	5,3	0,02	0,05	4,3
8	Fruits	0,006	57	14	0	0,33	2,4	0,006	0,05	12
9	Fruits	0,027	50	12	0	0,26	5,3	0,016	0,03	6,9
10	Fruits	0,017	103	27	0	0,23	4,9	0,025	0,03	22
11	Fruits	0,003	31	6,7	0	0,33	2,8	0,01	0,03	3,9
12	Fruits	0,01	75	18	0	0,68	3	0,017	0,06	15
13	Fruits	0,016	50	12	0	0,3	1,6	0,009	0,08	11

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»

ID	Category Name	Calcium	Calories	Carbs	Cholesterol	Fats	Fiber	Magnesium	Monounsaturated Fat	Net carbs
1	Fruits	0,012	32	7,7	0	0,3	1,1	0,018	0,08	6,6
2	Fruits	0,006	52	14	0	0,17	2,4	0,005	0,01	11
3	Fruits	0,013	48	11	0	0,39	2	0,01	0,17	9,1
4	Fruits	0,055	241	63	0	0,51	7,3	0,032	0,07	55
5	Fruits	0,012	160	8,5	0	15	6,7	0,029	9,8	1,8
6	Fruits	0,005	89	23	0	0,33	2,6	0,027	0,03	20
7	Fruits	0,029	43	9,6	0	0,49	5,3	0,02	0,05	4,3
8	Fruits	0,006	57	14	0	0,33	2,4	0,006	0,05	12
9	Fruits	0,027	50	12	0	0,26	5,3	0,016	0,03	6,9
10	Fruits	0,017	103	27	0	0,23	4,9	0,025	0,03	22
11	Fruits	0,003	31	6,7	0	0,33	2,8	0,01	0,03	3,9
12	Fruits	0,01	75	18	0	0,68	3	0,017	0,06	15

Таблица 4 имеет следующую структуру:

– Каждая строка описывает одно наблюдение с определенным сочетанием значений факторов и определенной пищевой ценностью продукта;

– каждая анализируемая вакансия характеризуется двумя взаимосвязанными аспектами: с одной стороны - значениями влияющих факторов (лингвистические и числовые параметры, градации оценочных шкал, отмеченные в таблицах нейтральным фоном), с другой стороны - результирующим показателем, представленным в различных текстовых и числовых форматах (выделено цветным фоном). В терминах искусственного интеллекта такая структура данных соответствует онтологическому подходу, а в концепции представления знаний Марвина Мински (1975) определяется как модель "фрейм-экземпляр";

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

– колонки со 2-й по 2-ю – это классификационные шкалы, описывающие результаты воздействия факторов на объект моделирования в различных единицах измерения (таблица 4). В данном случае классификационные шкалы представляют собой характеристики пищевой ценности продуктов питания, такие как содержание белков, жиров, углеводов, калорийности и другие параметры. В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты воздействия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении

– колонки с 3-й по 11-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).

2.3.2 Программные интерфейсы с внешними базами данных

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

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

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

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

Помощь по режиму 2322 для случаев Excel-файлов исходных данных

Режим 2322.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных во внешнюю базу данных "Inp_data.dbf" в системе "Эйдос" и в форматизации предметной области.

Данный программный интерфейс обеспечивает форматизацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных (Inp_data.dbf), формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.

Файл исходных данных должен иметь имя Inp_data.dbf, а файл расположений выборки имеет Inp_par.dbf. Файлы Inp_data.dbf и Inp_par.dbf должны находиться в папке \AIDOS\INP_DATA\Inp_data. Эти файлы имеют специально заданные структуры.

1-я строка этого файла должна содержать наименьшее количество колонок на основе файла в т.ч. и градаций. Эти наименьшие должны быть во всех колонках, при этом переводы по словам разрешены, в объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускается. Эти наименьшие должны быть короткими, но понятными, т.е. они будут в выводе в формате, а.к.н. еще будет добавляться наименование градаций. В числовые шкалы надо ОБЯЗАТЕЛЬНО указывать единицы измерения и число знаков после запятой в колонке должно быть ДИНАМИЧЕСКОЕ.

1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длиной до 255 символов.

Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel 2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel 2010 и более поздних версиях до 1048576 строк и 16384 колонок.

Штаблы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (наименование / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).

Штаблы присваиваются числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то штабл присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.

Штаблы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами (выходными параметрами) и содержат данные о классах (базисы состояния объекта управления), в котором принадлежат объекты обучающей выборки.

Штаблы с N+1 по последний являются описательными шкалами (свойствами или факторами) и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойства или значений фактора), характеризующих объекты обучающей выборки.

В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT (стандарт MS DOS) (именный), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждой числовой столбце система находит наименьшее и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное числовое или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градация соответствует по значению с использованием шкал и градаций исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных INP_DATA и содержит один класс, соответствующий фактам сведениям численным или уникальным текстовым значениям классов с градациями классификационной шкалы и/или признаков, соответствующих фактам сведениям числовым или уникальным текстовым значениям признаков с градациями описательной шкалы.

Расположения выбора формируются на основе файла INP_PARBASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, используются ранее созданные в файлах, а базы расположений выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_PARBASP были пустыми. Структура файла INP_PARBASP должна быть такая же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ соответствовать наименованиям штаблов, но могут иметь разное количество строк с равными значениями в них.

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

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

Помощь по режиму 2322.2 для случаев Excel-файлов исходных данных

Режим 2322.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных во внешнюю базу данных "Inp_data.dbf" в системе "Эйдос" и в форматизации предметной области.

Шкала представляет собой способ формализации предметной области. Используются числовые и текстовые шкалы, при этом текстовые могут быть наименованиями и порядковыми. На номинальных шкалах есть только отношения эквивалентности и неэквивалентности, на порядковых кроме того еще отношения "больше" / "меньше", а на числовых кроме того могут выполняться все арифметические операции. Каждый объект выборки (наблюдение) описан с одной стороны своими признаками, а с другой - принадлежностью к некоторым обучающим категориям (классам). Такая структура описания называется именованной или фреймной экспансивной и является базой для всех нужных представлений значений. В АСК-анализе в системе "Эйдос" используются три интерпретации шкал и градаций: универсальная, статистическая и динамическая:

- в универсальной интерпретации: признак - это градация описательной шкалы;
- в статистической интерпретации: описательная шкала - это свойство, а градация (признак) - это степень выраженности этого свойства;
- в динамической интерпретации: описательная шкала - это фактор, а градация (признак) - это значение фактора;
- в универсальной интерпретации: классы - это градации классификационной шкалы;
- в статистической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации объектов обучающих категорий (классов), к которым в настоящее время по отношению к признакам относятся состояния объекта моделирования;
- в динамической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации объектов обучающих категорий (классов), к которым в будущем времени по отношению к признакам относятся состояния объекта прогнозирования или управления;

ПРОФИЛАКТИКА ОШИБОК В ФАЙЛЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ:

1-я строка файла "Inp_data.dbf" должна содержать наименования колонок. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переводы по словам разрешены, в объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца и невалидные символы не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.е. они будут в выводе в формате, а.к.н. еще будет добавляться наименование градаций. В числовые шкалы надо обязательно указывать единицы измерения и число знаков после запятой в числовой колонке должно быть динамическое.

1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длиной до 255 символов.

Штаблы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (наименование / порядкового) или числового типа (со знаками после запятой). Чтобы текстовая шкала была порядковой, нужно либо при сортировке по алфавиту или расположении в порядке: "большое", "малое", "очень большое", "очень малое", "среднее". Чтобы шкала "Размер" стала порядковой нужно в листе сделать вынос, в какой форме представлено число: числовое представление или строку числовое. Если числовое представление, то в файле исходных данных в этой строке все правильно, если же числовое, то возможно в Excel-файле нужно заменить десятичные точки на запятые, а также найти и исправить нечисловые данные в числовых по символу колонок. Быстро найти и можно перейти на последнюю строку файла исходных данных и задать расчет одной колонки. В формате будет вынос с какой строки начал расчет суммы. Если со 2-й, то значить все верно, иначе будет указана строка, в которой находится нечисловое значение.

Система "Эйдос" работает с областью данных файла исходных данных, которую можно выделить блоком, поставив курсор в ячейку A1, нажать Shift+Home, а затем нажать клавишу Shift+End. Если этот блок выведет за пределы области таблицы, фактически заметки данных можно скопировать эту фактически область данных в буфер обмена, создать новый лист и скопировать в него, в противном лист удалит.

Иногда бывает полезно сбросить все форматирование Excel-таблицы исходных данных. Это можно сделать в MS Excel. А можно скопировать таблицу в MS Word, а потом обратно в MS Excel.

Принцип организации таблицы исходных данных:

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

Рисунок 5. Хелпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Задайте параметры:

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

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Ok Cancel

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [18 классов x 45 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	9	45	5,00
Текстовые	1	18	18,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	1	18	18,00	9	45	5,00

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

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации Выйти на создание модели

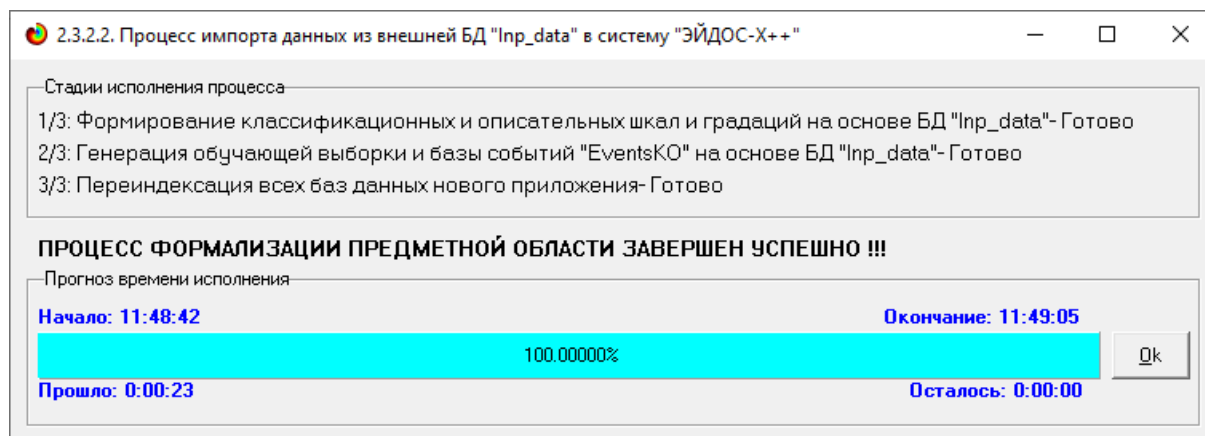


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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. 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 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 5):

Таблица 5 – 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				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^W N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

На основе таблицы 5 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 6).

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.

Таблица 6 – 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				$P_{\Sigma j}$			

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 5) было бы очень неразумно (за исключением меры взаимосвязи хи-квадрат) и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 6) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему *несбалансированности* данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 5), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 6), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрицы 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. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 5 и 6 с использованием частных критериев, знаний, приведенных таблице 7, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 8).

В таблице 7 приведены формулы:

– для сравнения фактических и теоретических абсолютных частот;

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

И это **сравнение** в таблицах 5 и 6 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Таблица 7– 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)	$N_{ij} - \text{фактическая частота,}$ $N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
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	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$

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 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 8 – Матрица системно-когнитивной модели

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

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

Таблица 9 – 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 конструкторов, т.е. понятий, достаточный для адекватного описания предметной области***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.

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

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

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

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

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 10).

Таблица 10 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
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 10):

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.Левефра, 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».*

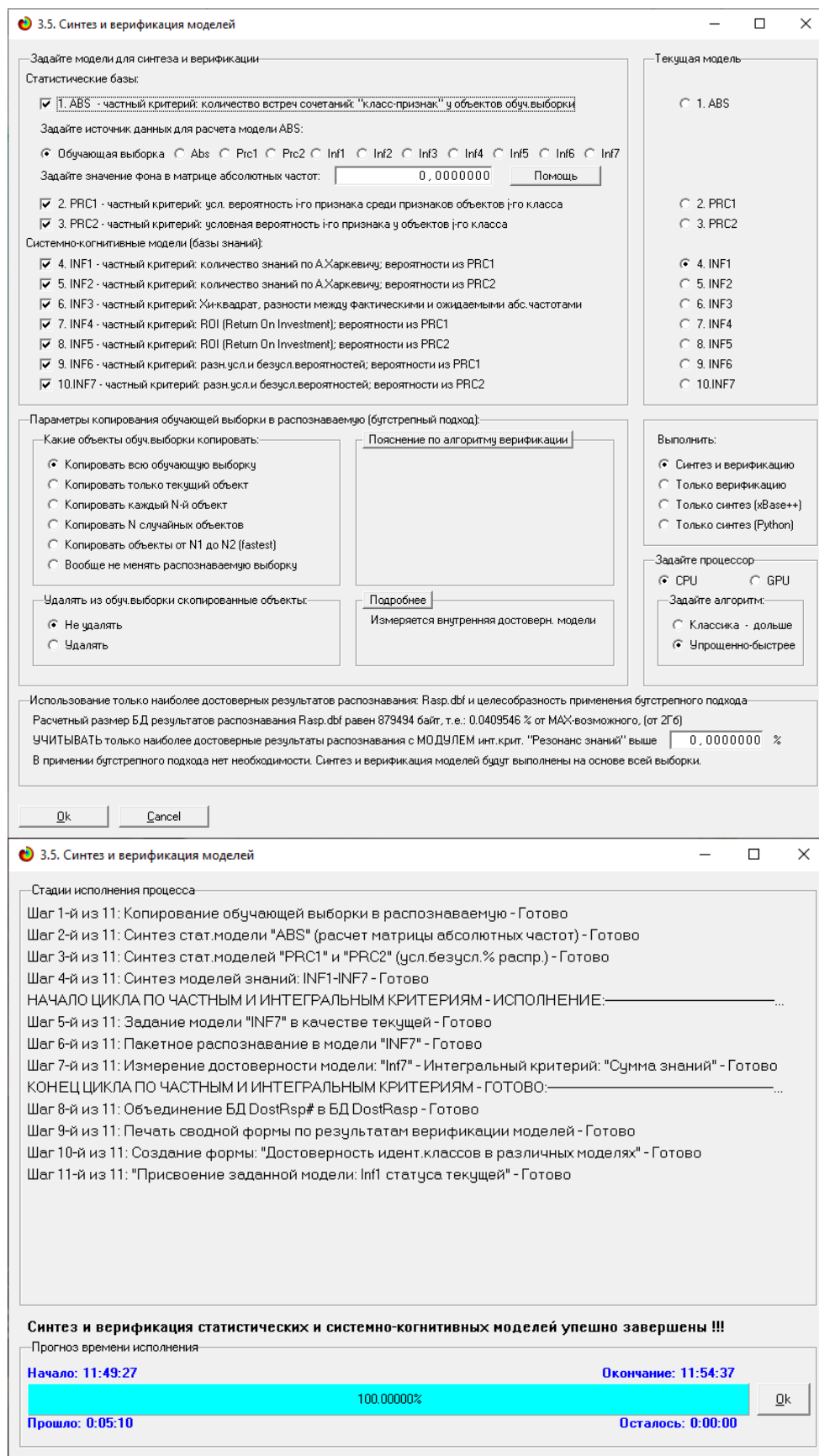


Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

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

Год признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CATEGORY NAME BABY FOODS	2. CATEGORY NAME BAKED PRODUCTS	3. CATEGORY NAME BEVERAGES	4. CATEGORY NAME DAIRY	5. CATEGORY NAME FAST FOODS	6. CATEGORY NAME FRUITS	7. CATEGORY NAME GRAINS	8. CATEGORY NAME GREENS	9. CATEGORY NAME MEALS, ENTREES, AND SIDE DISHES	10. CATEGORY NAME MEAT	11. CATEGORY NAME MUSHROOMS
13.0	CARBS-3/5(40.000000, 60.000000)		59.0	2.0	3.0	1.0	1.0	5.0			9.0	
14.0	CARBS-4/5(60.000000, 80.000000)	2.0	20.0	2.0			5.0	6.0	3.0	15.0		
15.0	CARBS-5/5(80.000000, 100.000000)		3.0	1.0				2.0		27.0		
16.0	CHOLESTEROL-1/5(0.000000, 0.217000)	3.0	82.0	61.0	51.0	39.0	62.0	54.0	44.0	83.0	91.0	4.0
17.0	CHOLESTEROL-2/5(0.217000, 0.434000)		2.0		2.0					1.0	6.0	
18.0	CHOLESTEROL-3/5(0.434000, 0.651000)											
19.0	CHOLESTEROL-4/5(0.651000, 0.868000)				2.0							
20.0	CHOLESTEROL-5/5(0.868000, 1.085000)				3.0							
21.0	FATS-1/5(0.000000, 20.000000)	3.0	71.0	61.0	28.0	36.0	61.0	50.0	44.0	74.0	66.0	4.0
22.0	FATS-2/5(20.000000, 40.000000)		13.0		29.0	3.0	1.0	1.0		10.0	25.0	
23.0	FATS-3/5(40.000000, 60.000000)							3.0			5.0	
24.0	FATS-4/5(60.000000, 80.000000)										1.0	
25.0	FATS-5/5(80.000000, 100.000000)				1.0							
26.0	FIBER-1/5(0.000000, 10.600000)	3.0	83.0	61.0	58.0	39.0	62.0	45.0	41.0	81.0	97.0	4.0
27.0	FIBER-2/5(10.600000, 21.200000)							7.0	3.0	2.0		
28.0	FIBER-3/5(21.200000, 31.800000)		1.0					1.0		1.0		
29.0	FIBER-4/5(31.800000, 42.400000)							1.0				
30.0	FIBER-5/5(42.400000, 53.000000)											
31.0	MAGNESIUM-1/5(0.000000, 0.154000)	3.0	84.0	61.0	58.0	39.0	62.0	45.0	43.0	83.0	97.0	4.0
32.0	MAGNESIUM-2/5(0.154000, 0.308000)							5.0	1.0			
33.0	MAGNESIUM-3/5(0.308000, 0.462000)							4.0		1.0		
34.0	MAGNESIUM-4/5(0.462000, 0.616000)											
35.0	MAGNESIUM-5/5(0.616000, 0.770000)											
36.0	MONOUNSATURATED FAT-1/5(0.000000, 15.000000)	3.0	83.0	61.0	57.0	39.0	62.0	52.0	44.0	84.0	88.0	4.0
37.0	MONOUNSATURATED FAT-2/5(15.000000, 30.000000)		1.0		1.0			2.0			8.0	
38.0	MONOUNSATURATED FAT-3/5(30.000000, 45.000000)										1.0	
39.0	MONOUNSATURATED FAT-4/5(45.000000, 60.000000)											
40.0	MONOUNSATURATED FAT-5/5(60.000000, 75.000000)											
41.0	NET CARBS-1/5(0.000000, 20.000000)	1.0	4.0	54.0	51.0	18.0	52.0	35.0	37.0	20.0	97.0	4.0
42.0	NET CARBS-2/5(20.000000, 40.000000)		12.0	2.0	4.0	21.0	5.0	8.0	4.0	14.0		
43.0	NET CARBS-3/5(40.000000, 60.000000)		49.0	2.0	3.0		3.0	5.0		12.0		
44.0	NET CARBS-4/5(60.000000, 80.000000)	2.0	18.0	2.0			2.0	5.0	3.0	23.0		
45.0	NET CARBS-5/5(80.000000, 100.000000)		1.0	1.0				1.0		15.0		
	Сумма чисел признаков	27.0	756.0	549.0	522.0	351.0	558.0	486.0	386.0	756.0	873.0	36.0
	Среднее	0.6	16.8	12.2	11.6	7.8	12.4	10.8	9.8	16.8	19.4	0.9
	Среднеквадратичное отклонение	1.1	28.6	23.3	20.2	14.0	23.6	17.6	16.5	27.4	35.5	1.6
	Сумма числа объектов обучающей	3.0	84.0	61.0	58.0	39.0	62.0	54.0	44.0	84.0	97.0	4.0

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

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

Год признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CATEGORY NAME BABY FOODS	2. CATEGORY NAME BAKED PRODUCTS	3. CATEGORY NAME BEVERAGES	4. CATEGORY NAME DAIRY	5. CATEGORY NAME FAST FOODS	6. CATEGORY NAME FRUITS	7. CATEGORY NAME GRAINS	8. CATEGORY NAME GREENS	9. CATEGORY NAME MEALS, ENTREES, AND SIDE DISHES	10. CATEGORY NAME MEAT	11. CATEGORY NAME MUSHROOMS	12. CATEGORY NAME NUTS	13. CATEGORY NAME OILS AND SAUCES	14. CATEGORY NAME SEAFOOD
13.0	CARBS-3/5(40.000000, 60.000000)		59.524	3.279	5.172	2.564	1.613	9.259		10.714			5.882	4.167	
14.0	CARBS-4/5(60.000000, 80.000000)	66.667	23.810	3.279			8.065	11.111	6.818	17.857					
15.0	CARBS-5/5(80.000000, 100.000000)		3.571	1.639				3.784		32.143					
16.0	CHOLESTEROL-1/5(0.000000, 0.217000)	100.000	97.619	100.000	87.931	100.000	100.000	100.000	98.810	93.814	100.000	100.000	95.833	94.368	1.408
17.0	CHOLESTEROL-2/5(0.217000, 0.434000)		2.381		3.448				1.150	6.186				2.093	4.225
18.0	CHOLESTEROL-3/5(0.434000, 0.651000)														2.093
19.0	CHOLESTEROL-4/5(0.651000, 0.868000)				3.448										
20.0	CHOLESTEROL-5/5(0.868000, 1.085000)				5.172										
21.0	FATS-1/5(0.000000, 20.000000)	100.000	84.524	100.000	48.276	92.308	98.387	92.593	100.000	88.095	68.041	100.000	5.882	41.667	98.592
22.0	FATS-2/5(20.000000, 40.000000)		15.476		50.000	7.692	1.613	1.852		11.905	25.773		5.882	6.250	
23.0	FATS-3/5(40.000000, 60.000000)							5.556		5.155	47.059		6.250		
24.0	FATS-4/5(60.000000, 80.000000)									1.031	41.176				
25.0	FATS-5/5(80.000000, 100.000000)				1.724									45.833	1.408
26.0	FIBER-1/5(0.000000, 10.600000)	100.000	98.810	100.000	100.000	100.000	100.000	83.333	93.182	96.429	100.000	100.000	88.235	100.000	100.000
27.0	FIBER-2/5(10.600000, 21.200000)							12.963	6.818	2.381			11.765		
28.0	FIBER-3/5(21.200000, 31.800000)		1.190					1.852		1.190					
29.0	FIBER-4/5(31.800000, 42.400000)							1.852							
30.0	FIBER-5/5(42.400000, 53.000000)														
31.0	MAGNESIUM-1/5(0.000000, 0.154000)	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	100.000	83.333	97.727	98.810	100.000	100.000	35.294	95.833	97.183
32.0	MAGNESIUM-2/5(0.154000, 0.308000)							9.259	2.273				58.824	4.167	2.817
33.0	MAGNESIUM-3/5(0.308000, 0.462000)							7.407		1.190			5.882		
34.0	MAGNESIUM-4/5(0.462000, 0.616000)														
35.0	MAGNESIUM-5/5(0.616000, 0.770000)														
36.0	MONOUNSATURATED FAT-1/5(0.000000, 15.000000)	100.000	98.810	100.000	98.276	100.000	100.000	96.256	100.000	100.000	90.722	100.000	11.765	58.333	98.592
37.0	MONOUNSATURATED FAT-2/5(15.000000, 30.000000)		1.190		1.724			3.784			8.247		52.941	10.417	
38.0	MONOUNSATURATED FAT-3/5(30.000000, 45.000000)												23.529	16.667	
39.0	MONOUNSATURATED FAT-4/5(45.000000, 60.000000)										1.031		11.765	8.333	1.408
40.0	MONOUNSATURATED FAT-5/5(60.000000, 75.000000)													6.250	
41.0	NET CARBS-1/5(0.000000, 20.000000)	33.333	4.762	88.525	87.931	46.154	83.871	64.815	84.091	23.810	100.000	100.000	82.353	79.167	100.000
42.0	NET CARBS-2/5(20.000000, 40.000000)		14.286	3.279	6.897	53.846	8.065	14.815	9.091	16.667			11.765	18.750	
43.0	NET CARBS-3/5(40.000000, 60.000000)		50.333	3.279	5.172		4.839	9.259		14.286			5.882	2.093	
44.0	NET CARBS-4/5(60.000000, 80.000000)	66.667	21.429	3.279			3.226	9.259	6.818	27.381					
45.0	NET CARBS-5/5(80.000000, 100.000000)		1.190	1.639				1.852		17.857					
	Сумма	900.000	800.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000	900.000
	Среднее	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000	20.000
	Среднеквадратичное отклонение	36.516	34.105	38.208	34.805	35.880	38.060	32.617	37.598	32.438	36.607	40.453	38.833	31.670	38.441
	Сумма числа объектов обучающей	3.000	84.000	61.000	59.000	39.000	62.000	54.000	44.000	84.000	97.000	4.000	17.000	48.000	71.000

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CATEGORY NAME BABY FOODS	2. CATEGORY NAME BAKED PRODUCTS	3. CATEGORY NAME BEVERAGES	4. CATEGORY NAME DAIRY	5. CATEGORY NAME FAST FOODS	6. CATEGORY NAME FRUITS	7. CATEGORY NAME GRAINS	8. CATEGORY NAME GREENS	9. CATEGORY NAME MEALS, ENTREES, AND SIDE DISHES	10. CATEGORY NAME MEAT
16.0	CHOLESTEROL-1/5 (0.000000, 0.2170000)	0.010	-0.001	0.010	-0.049	0.010	0.010	0.010	0.010	0.005	-0.019
17.0	CHOLESTEROL-2/5 (0.2170000, 0.4340000)		0.304		0.474					-0.014	0.742
18.0	CHOLESTEROL-3/5 (0.4340000, 0.6510000)										
19.0	CHOLESTEROL-4/5 (0.6510000, 0.8680000)					1.111					
20.0	CHOLESTEROL-5/5 (0.8680000, 1.0850000)					1.297					
21.0	FATS-1/5 (0.000000, 20.000000)	0.085	0.008	0.085	-0.249	0.048	0.077	0.050	0.085	0.027	-0.092
22.0	FATS-2/5 (20.000000, 40.000000)		0.138		0.676	-0.183	-0.900	-0.837		0.017	0.372
23.0	FATS-3/5 (40.000000, 60.000000)							0.458			0.424
24.0	FATS-4/5 (60.000000, 80.000000)										0.852
25.0	FATS-5/5 (80.000000, 100.000000)				-0.163						
26.0	FIBER-1/5 (0.000000, 10.600000)	0.024	0.019	0.024	0.024	0.024	0.024	-0.060	-0.008	0.007	0.024
27.0	FIBER-2/5 (10.600000, 21.200000)							0.783	0.498	0.005	0.514
28.0	FIBER-3/5 (21.200000, 31.800000)			-0.051				0.152		-0.051	
29.0	FIBER-4/5 (31.800000, 42.400000)							0.272			
30.0	FIBER-5/5 (42.400000, 53.000000)										
31.0	MAGNESIUM-1/5 (0.000000, 0.1540000)	0.026	0.026	0.026	0.026	0.026	0.026	-0.058	0.016	0.021	0.026
32.0	MAGNESIUM-2/5 (0.1540000, 0.3080000)							0.398	-0.247		
33.0	MAGNESIUM-3/5 (0.3080000, 0.4620000)							0.788		-0.051	
34.0	MAGNESIUM-4/5 (0.4620000, 0.6160000)										
35.0	MAGNESIUM-5/5 (0.6160000, 0.7700000)										
36.0	MONDUNSATURATED FAT-1/5 (0.000000, 15.000000)	0.025	0.019	0.025	0.017	0.025	0.025	0.007	0.025	0.025	-0.020
37.0	MONDUNSATURATED FAT-2/5 (15.000000, 30.000000)		-0.403		-0.233			0.118			0.485
38.0	MONDUNSATURATED FAT-3/5 (30.000000, 45.000000)										-0.117
39.0	MONDUNSATURATED FAT-4/5 (45.000000, 60.000000)										
40.0	MONDUNSATURATED FAT-5/5 (60.000000, 75.000000)										
41.0	NET CARBS-1/5 (0.000000, 20.000000)	-0.307	-1.200	0.142	0.139	-0.157	0.117	-0.001	0.118	-0.461	0.198
42.0	NET CARBS-2/5 (20.000000, 40.000000)		0.101	-0.575	-0.233	0.710	-0.161	0.118	-0.106	0.172	
43.0	NET CARBS-3/5 (40.000000, 60.000000)		0.786	-0.536	-0.327		-0.358	-0.060	0.140		
44.0	NET CARBS-4/5 (60.000000, 80.000000)	0.924	0.403	-0.459			-0.466	0.010	-0.123	0.514	
45.0	NET CARBS-5/5 (80.000000, 100.000000)		-0.567	-0.420			-0.364			0.676	
	Средн.	1.819	-0.425	-4.413	1.954	-0.450	-2.815	1.664	-1.173	1.403	1.966
	Среднее	0.040	-0.009	-0.098	0.043	-0.010	-0.063	0.037	-0.026	0.031	0.044
	Среднеквадратичное отклонение	0.218	0.433	0.234	0.309	0.242	0.222	0.270	0.226	0.234	0.179
	Средн. число объектов выборки	3.000	84.000	61.000	58.000	39.000	62.000	54.000	44.000	84.000	97.000

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CATEGORY NAME BABY FOODS	2. CATEGORY NAME BAKED PRODUCTS	3. CATEGORY NAME BEVERAGES	4. CATEGORY NAME DAIRY	5. CATEGORY NAME FAST FOODS	6. CATEGORY NAME FRUITS	7. CATEGORY NAME GRAINS	8. CATEGORY NAME GREENS	9. CATEGORY NAME MEALS, ENTREES, AND SIDE DISHES	10. CATEGORY NAME MEAT
13.0	CARBS-3/5 (40.000000, 60.000000)	-0.319	41.058	-4.493	-3.174	-3.151	-5.600	-0.748	-4.684	0.058	-10.325
14.0	CARBS-4/5 (60.000000, 80.000000)	1.684	11.144	-4.431	-6.115	-4.112	-1.536	0.307	-1.639	6.144	-10.226
15.0	CARBS-5/5 (80.000000, 100.000000)	-0.175	-1.901	-2.559	-3.384	-2.275	-3.617	-1.150	-2.567	22.099	-5.659
16.0	CHOLESTEROL-1/5 (0.000000, 0.2170000)	0.068	-0.108	1.374	-5.694	0.878	1.396	1.216	0.991	0.892	-3.816
17.0	CHOLESTEROL-2/5 (0.2170000, 0.4340000)	-0.037	0.968	-0.749	1.288	-0.479	-0.762	-0.663	-0.540	-0.032	4.809
18.0	CHOLESTEROL-3/5 (0.4340000, 0.6510000)	-0.012	-0.344	-0.250	-0.237	-0.160	-0.254	-0.221	-0.180	-0.344	-0.397
19.0	CHOLESTEROL-4/5 (0.6510000, 0.8680000)	-0.009	-0.258	-0.187	1.822	-0.120	-0.190	-0.166	-0.135	-0.258	-0.298
20.0	CHOLESTEROL-5/5 (0.8680000, 1.0850000)	-0.009	-0.258	-0.187	2.822	-0.120	-0.190	-0.166	-0.135	-0.258	-0.298
21.0	FATS-1/5 (0.000000, 20.000000)	0.507	1.186	10.302	-20.205	3.586	9.471	5.120	7.431	4.186	-14.618
22.0	FATS-2/5 (20.000000, 40.000000)	-0.344	3.373	-6.593	22.351	-1.471	-6.107	-5.190	-5.044	0.371	13.980
23.0	FATS-3/5 (40.000000, 60.000000)	-0.061	-1.720	-1.249	-1.187	-0.798	-1.289	1.895	-0.901	-1.720	3.014
24.0	FATS-4/5 (60.000000, 80.000000)	-0.028	-0.774	-0.562	-0.534	-0.359	-0.571	-0.497	-0.405	-0.774	0.106
25.0	FATS-5/5 (80.000000, 100.000000)	-0.074	-2.063	-1.498	-0.425	-0.958	-1.523	-1.327	-1.081	-2.063	-2.383
26.0	FIBER-1/5 (0.000000, 10.600000)	0.154	3.299	3.122	2.968	1.995	3.173	-6.236	-0.748	1.299	4.964
27.0	FIBER-2/5 (10.600000, 21.200000)	-0.071	-1.977	-1.436	-1.365	-0.918	-1.460	5.729	1.964	0.023	-2.284
28.0	FIBER-3/5 (21.200000, 31.800000)	-0.040	-0.918	-0.812	-0.772	-0.519	-0.825	0.281	-0.585	-0.118	-0.291
29.0	FIBER-4/5 (31.800000, 42.400000)	-0.031	-0.860	-0.624	-0.594	-0.399	-0.635	0.447	-0.450	-0.860	-0.993
30.0	FIBER-5/5 (42.400000, 53.000000)	-0.012	-0.344	-0.250	-0.237	-0.160	-0.254	-0.221	-0.180	-0.344	-0.397
31.0	MAGNESIUM-1/5 (0.000000, 0.1540000)	0.166	4.643	3.372	3.206	2.156	3.427	-6.015	1.432	3.643	5.361
32.0	MAGNESIUM-2/5 (0.1540000, 0.3080000)	-0.117	-3.267	-2.373	-2.256	-1.517	-2.411	-0.711	-0.585	-3.267	-3.773
33.0	MAGNESIUM-3/5 (0.3080000, 0.4620000)	-0.040	-1.138	-0.812	-0.772	-0.519	-0.825	3.281	-0.585	-0.118	-1.291
34.0	MAGNESIUM-4/5 (0.4620000, 0.6160000)	-0.006	-0.172	-0.125	-0.119	-0.080	-0.127	-0.111	-0.090	-0.172	-0.199
35.0	MAGNESIUM-5/5 (0.6160000, 0.7700000)	-0.003	-0.086	-0.062	-0.059	-0.040	-0.063	-0.055	-0.045	-0.086	-0.099
36.0	MONDUNSATURATED FAT-1/5 (0.000000, 15.000000)	0.157	3.385	3.184	2.828	2.036	3.236	0.819	2.297	4.385	-3.937
37.0	MONDUNSATURATED FAT-2/5 (15.000000, 30.000000)	-0.086	-1.407	-1.748	-0.662	-1.118	-1.777	0.452	-1.261	-2.407	5.220
38.0	MONDUNSATURATED FAT-3/5 (30.000000, 45.000000)	-0.040	-1.138	-0.812	-0.772	-0.519	-0.825	-0.719	-0.585	-1.138	-0.291
39.0	MONDUNSATURATED FAT-4/5 (45.000000, 60.000000)	-0.021	-0.602	-0.437	-0.416	-0.279	-0.444	-0.387	-0.315	-0.602	-0.695
40.0	MONDUNSATURATED FAT-5/5 (60.000000, 75.000000)	-0.009	-0.258	-0.187	-0.178	-0.120	-0.190	-0.166	-0.135	-0.258	-0.298
41.0	NET CARBS-1/5 (0.000000, 20.000000)	-0.950	-50.596	14.353	13.303	-7.348	11.703	-0.097	8.402	-34.596	33.955
42.0	NET CARBS-2/5 (20.000000, 40.000000)	-0.344	2.371	-4.993	-2.649	16.529	-2.107	1.810	-1.044	4.371	-11.120
43.0	NET CARBS-3/5 (40.000000, 60.000000)	-0.316	40.144	-4.431	-3.115	-4.112	-3.536	-0.693	-4.639	3.144	-10.226
44.0	NET CARBS-4/5 (60.000000, 80.000000)	1.733	10.520	-3.432	-5.165	-3.473	-3.521	0.191	-0.918	15.520	-8.638
45.0	NET CARBS-5/5 (80.000000, 100.000000)	-0.123	-2.439	-1.497	-2.375	-1.597	-2.538	-1.211	-1.801	11.561	-3.971
	Средн.	0.513	15.555	5.510	6.267	5.337	5.899	4.575	4.396	10.206	10.922
	Среднее	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
	Среднеквадратичное отклонение	0.218	0.433	0.234	0.309	0.242	0.222	0.270	0.226	0.234	0.179
	Средн. число объектов выборки	3.000	84.000	61.000	58.000	39.000	62.000	54.000	44.000	84.000	97.000

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.

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

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

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.431** при максимуме 1 (рисунок 12). *INF4 будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модул. уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модул. уровней сход. ложно-отрицат. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сход. истинно-полож. решений	Средний модуль уровней сход. истинно-отрицат. решений	Средний модуль уровней сход. ложно-полож. решений	Средний модуль уровней сход. ложно-отрицат. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч соетаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...	851.607		12168.480		0.065	1.000	0.123	0.872		0.733	
1. ABS - частный критерий: количество встреч соетаний "Клас...	Сумма абс. частот по признак...	608.159		7321.079		0.077	1.000	0.142	0.622		0.441	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	851.607		12168.479		0.065	1.000	0.123	0.872		0.733	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по при...	793.433		11873.484		0.063	1.000	0.118	0.812		0.715	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	851.603		12168.423		0.065	1.000	0.123	0.872		0.733	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по при...	793.433		11873.484		0.063	1.000	0.118	0.812		0.715	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	287.080	3725.892	2076.054	52.695	0.121	0.845	0.212	0.367	0.339	0.369	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	144.348	1790.646	571.975	19.494	0.202	0.881	0.328	0.176	0.178	0.087	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	287.080	3725.893	2076.054	52.695	0.121	0.845	0.212	0.367	0.339	0.369	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	144.348	1790.646	571.975	19.494	0.202	0.881	0.328	0.176	0.178	0.087	
6. INF3 - частный критерий: "Хинкватер, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	531.936	3125.763	3782.431	40.411	0.123	0.929	0.218	0.621	0.353	0.487	
6. INF3 - частный критерий: "Хинкватер, разности между фактич...	Сумма знаний	413.939	2563.890	2185.315	35.364	0.159	0.921	0.272	0.484	0.290	0.281	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	252.360	3045.859	2033.633	57.005	0.110	0.816	0.194	0.410	0.248	0.471	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	59.330	114.220	155.454	1.414	0.276	0.977	0.431	0.070	0.013	0.020	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	252.360	3045.859	2033.633	57.005	0.110	0.816	0.194	0.410	0.248	0.471	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	59.330	114.220	155.454	1.414	0.276	0.977	0.431	0.070	0.013	0.020	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	517.850	3478.409	3684.825	47.776	0.123	0.916	0.217	0.627	0.380	0.495	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Сумма знаний	303.386	2528.279	2187.882	28.640	0.122	0.914	0.215	0.354	0.329	0.245	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	517.850	3478.410	3684.825	47.776	0.123	0.916	0.217	0.627	0.380	0.495	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сумма знаний	303.386	2528.279	2187.882	28.640	0.122	0.914	0.215	0.354	0.329	0.245	

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 СК-модели INF4.

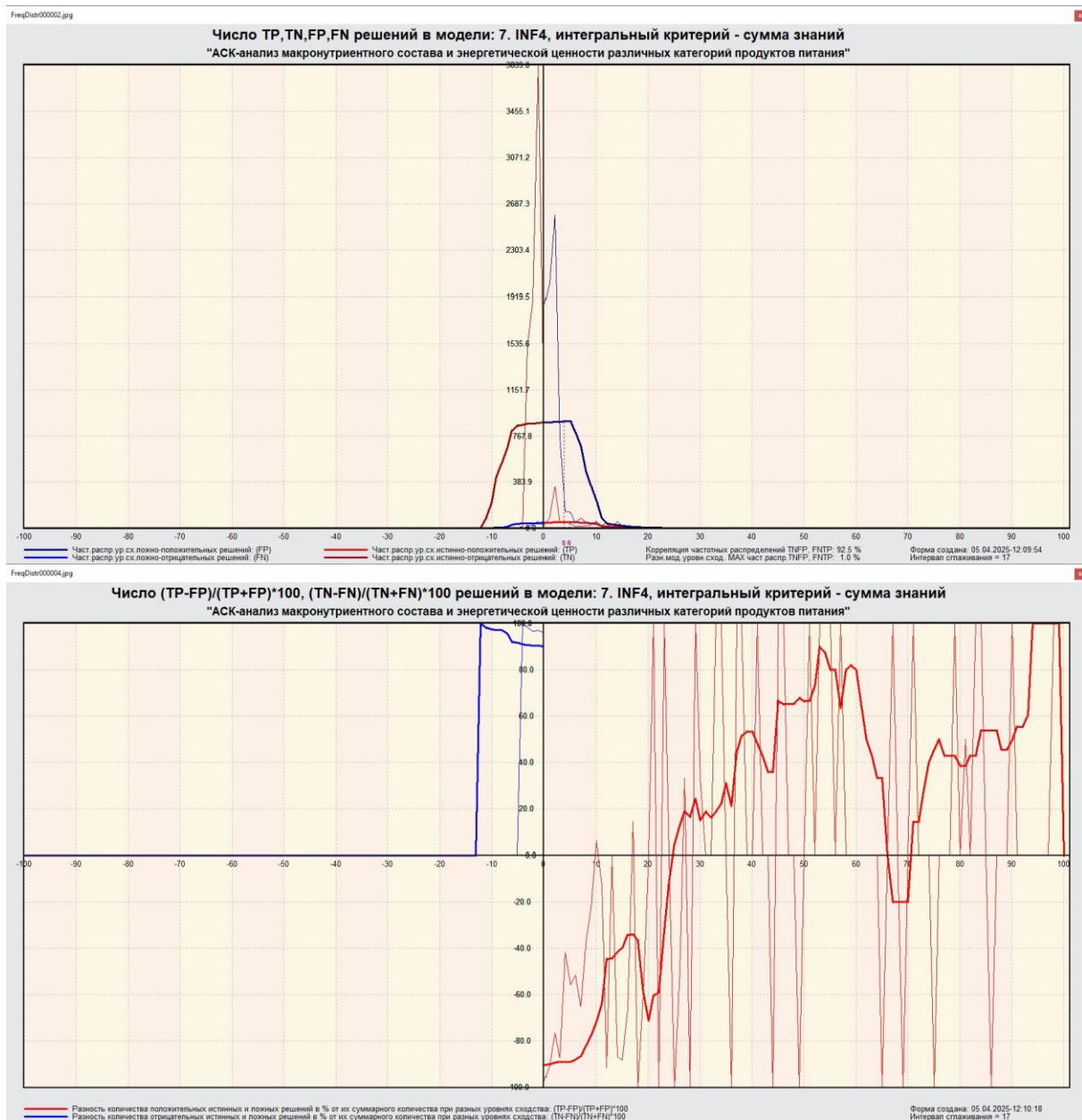


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF4

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

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

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

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

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

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В. Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:

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

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

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

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

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

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

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

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

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

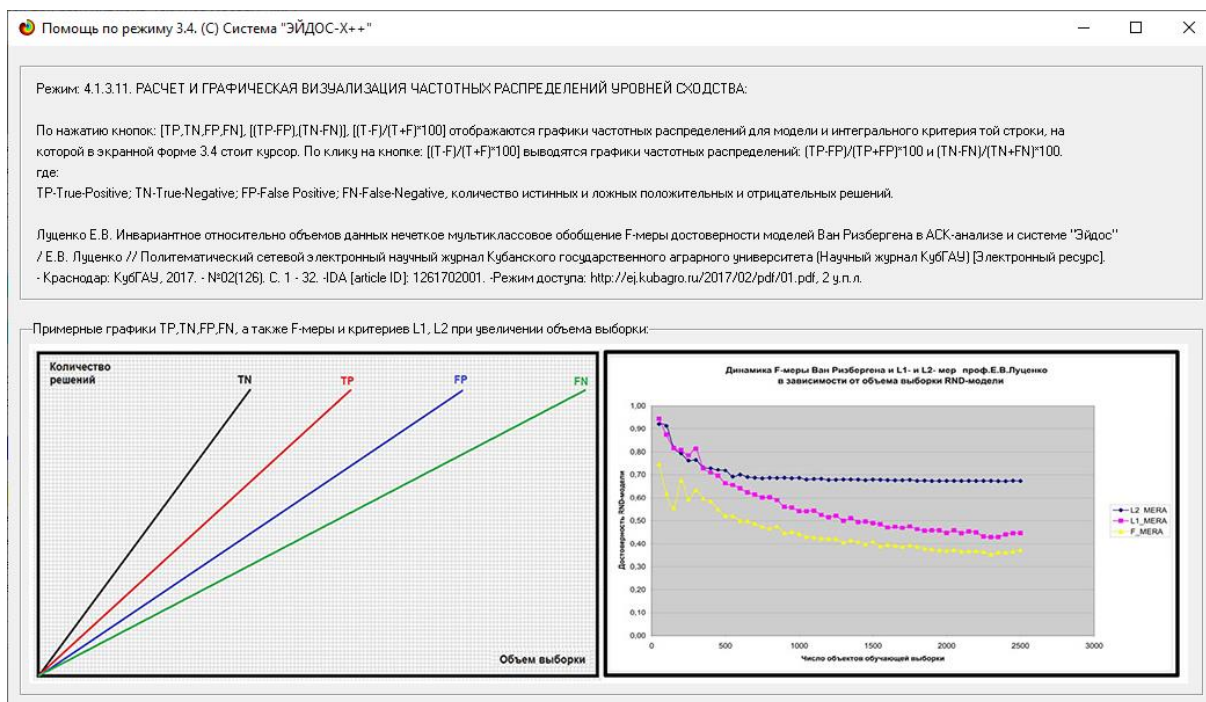


Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 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.

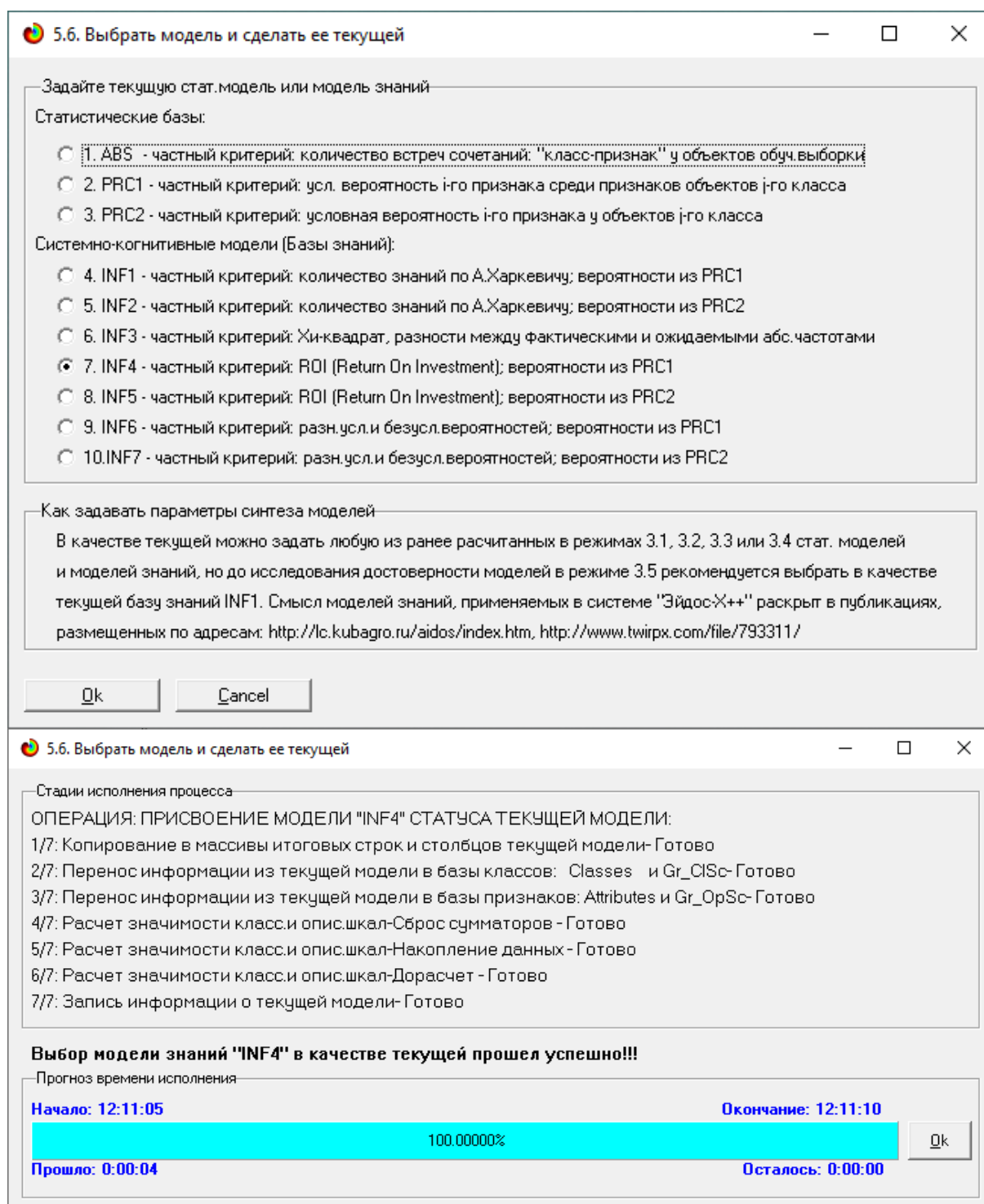


Рисунок 15. Задание СК-модели INF4 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

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. 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.:

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

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

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).

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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:

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

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».

3.6.3. 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 **неортометризованных** 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.

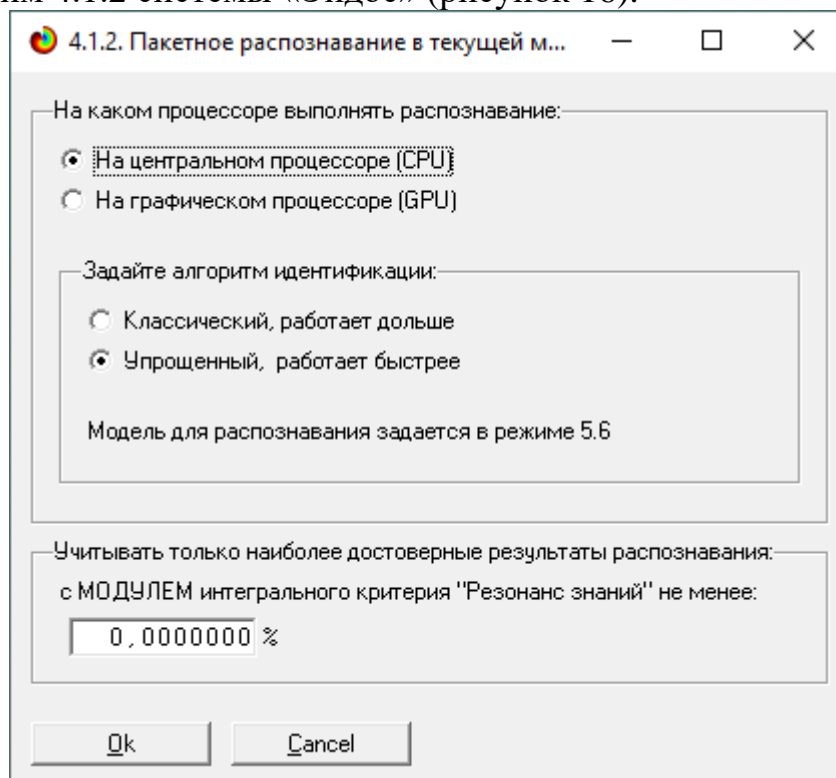
В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах.

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

3.6.4. 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. 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 и в ряде других.

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



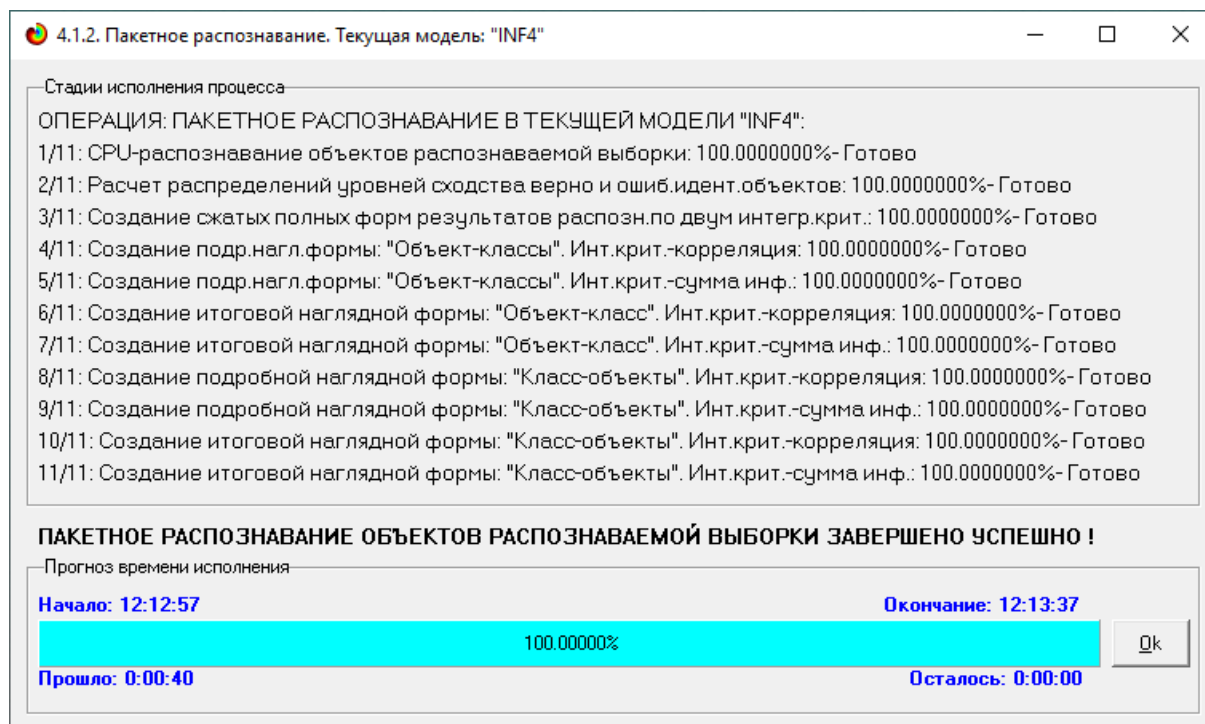


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

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

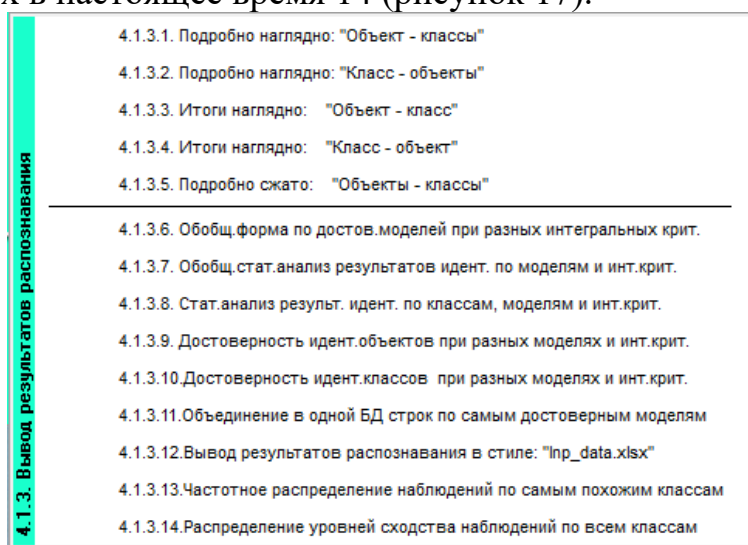


Рисунок 17. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы", Текущая модель: "INF4"

Код	Наим. объекта
1	1
2	2
3	3
4	4
5	5
6	6
7	7
8	8
9	9
10	10
11	11
12	12
13	13
14	14
15	15
16	16
17	17
18	18
19	19
20	20
21	21
22	22
23	23

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
11	CATEGORY NAME-Mushrooms	100,00...		
3	CATEGORY NAME-Beverages	80,56...		
15	CATEGORY NAME-Soups	79,17...		
6	CATEGORY NAME-Fruits	77,31...	v	
8	CATEGORY NAME-Greens	37,67...		
18	CATEGORY NAME-Vegetables	2,056...		
14	CATEGORY NAME-Seafood	-0,244...		
10	CATEGORY NAME-Meat	-15,73...		
4	CATEGORY NAME-Dairy	-19,00...		
5	CATEGORY NAME-Fast Foods	-23,46...		

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
11	CATEGORY NAME-Mushrooms	2,558...		
18	CATEGORY NAME-Vegetables	1,952...		
14	CATEGORY NAME-Seafood	1,921...		
15	CATEGORY NAME-Soups	1,867...		
6	CATEGORY NAME-Fruits	1,805...	v	
3	CATEGORY NAME-Beverages	1,787...		
8	CATEGORY NAME-Greens	1,703...		
10	CATEGORY NAME-Meat	0,632...		
4	CATEGORY NAME-Dairy	0,100...		
7	CATEGORY NAME-Grains	-0,158...		

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

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты", Текущая модель: "INF4"

Код	Наим. класса
1	CATEGORY NAME-Baby Foods
2	CATEGORY NAME-Baked Products
3	CATEGORY NAME-Beverages
4	CATEGORY NAME-Dairy
5	CATEGORY NAME-Fast Foods
6	CATEGORY NAME-Fruits
7	CATEGORY NAME-Grains
8	CATEGORY NAME-Greens
9	CATEGORY NAME-Meals, Entrees, and Side ...
10	CATEGORY NAME-Meat
11	CATEGORY NAME-Mushrooms
12	CATEGORY NAME-Nuts
13	CATEGORY NAME-Oils and Sauces
14	CATEGORY NAME-Seafood
15	CATEGORY NAME-Soups
16	CATEGORY NAME-Spices
17	CATEGORY NAME-Sweets
18	CATEGORY NAME-Vegetables

Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
310	310	88,48...		
318	318	88,48...		
518	518	88,48...		
522	522	88,48...		
530	530	88,48...		
533	533	88,48...		
536	536	88,48...		
542	542	88,48...		
552	552	88,48...		
557	557	88,48...		

Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
310	310	14,28...		
318	318	14,28...		
518	518	14,28...		
522	522	14,28...		
530	530	14,28...		
533	533	14,28...		
536	536	14,28...		
542	542	14,28...		
552	552	14,28...		
557	557	14,28...		

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

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

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») (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.

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	CATEGORY NAME-Baby Foods	1,3036257	27	0,3070624
2	CATEGORY NAME-Baked Products	1,8780580	756	8,5977482
3	CATEGORY NAME-Beverages	0,3303927	549	6,2436029
4	CATEGORY NAME-Dairy	2,8350797	522	5,9365404
5	CATEGORY NAME-Fast Foods	0,8171774	351	3,9918117
6	CATEGORY NAME-Fruits	0,2904771	558	6,3459570

SWOT-анализ класса: 1 "CATEGORY NAME-Baby Foods" в модели: 7 "INF4"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
44	NET CARBS-4/5-(60,0000000, 80,0000000)	6.487
14	CARBS-4/5-(60,0000000, 80,0000000)	5.324
8	CALORIES-3/5-(360,8000000, 541,2000000)	2.831
21	FATS-1/5-(0,0000000, 20,0000000)	0.203
31	MAGNESIUM-1/5-(0,0000000, 0,1540000)	0.059
36	MONOUNSATURATED FAT-1/5-(0,0000000, 15,0000000)	0.055
26	FIBER-1/5-(0,0000000, 10,6000000)	0.054
16	CHOLESTEROL-1/5-(0,0000000, 0,2170000)	0.023
1	CALCIUM-1/5-(0,0000000, 1,1752000)	0.008

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
41	NET CARBS-1/5-(0,0000000, 20,0000000)	-0.487
11	CARBS-1/5-(0,0000000, 20,0000000)	-0.443
6	CALORIES-1/5-(0,0000000, 180,4000000)	-0.306

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

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

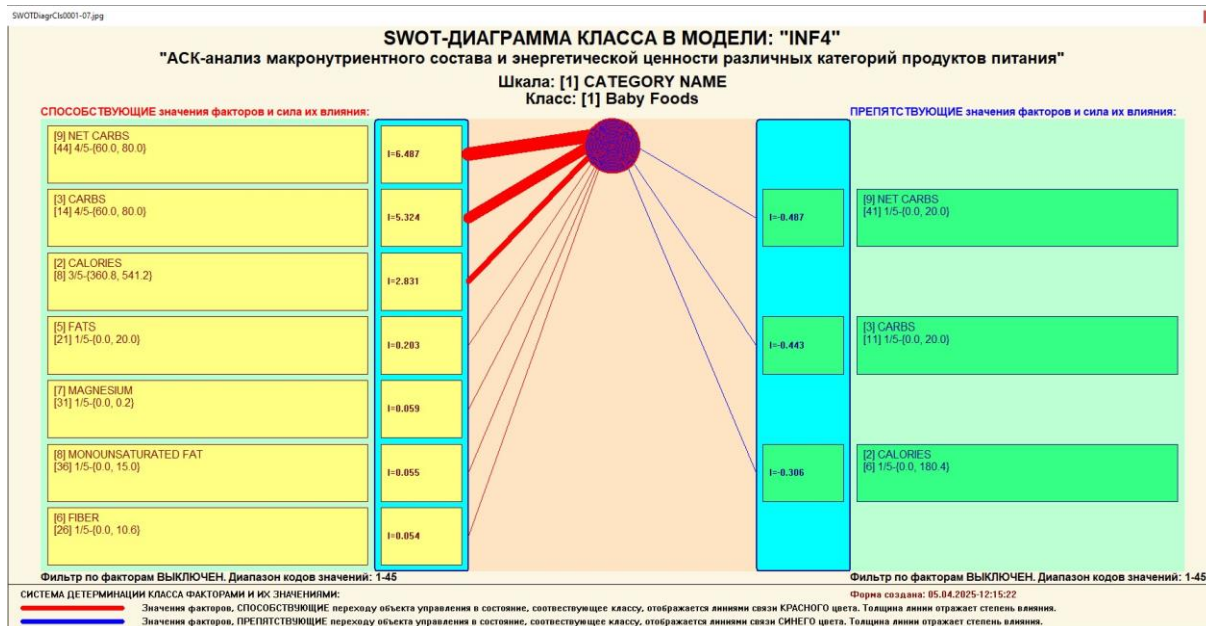


Рисунок 19. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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

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 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.

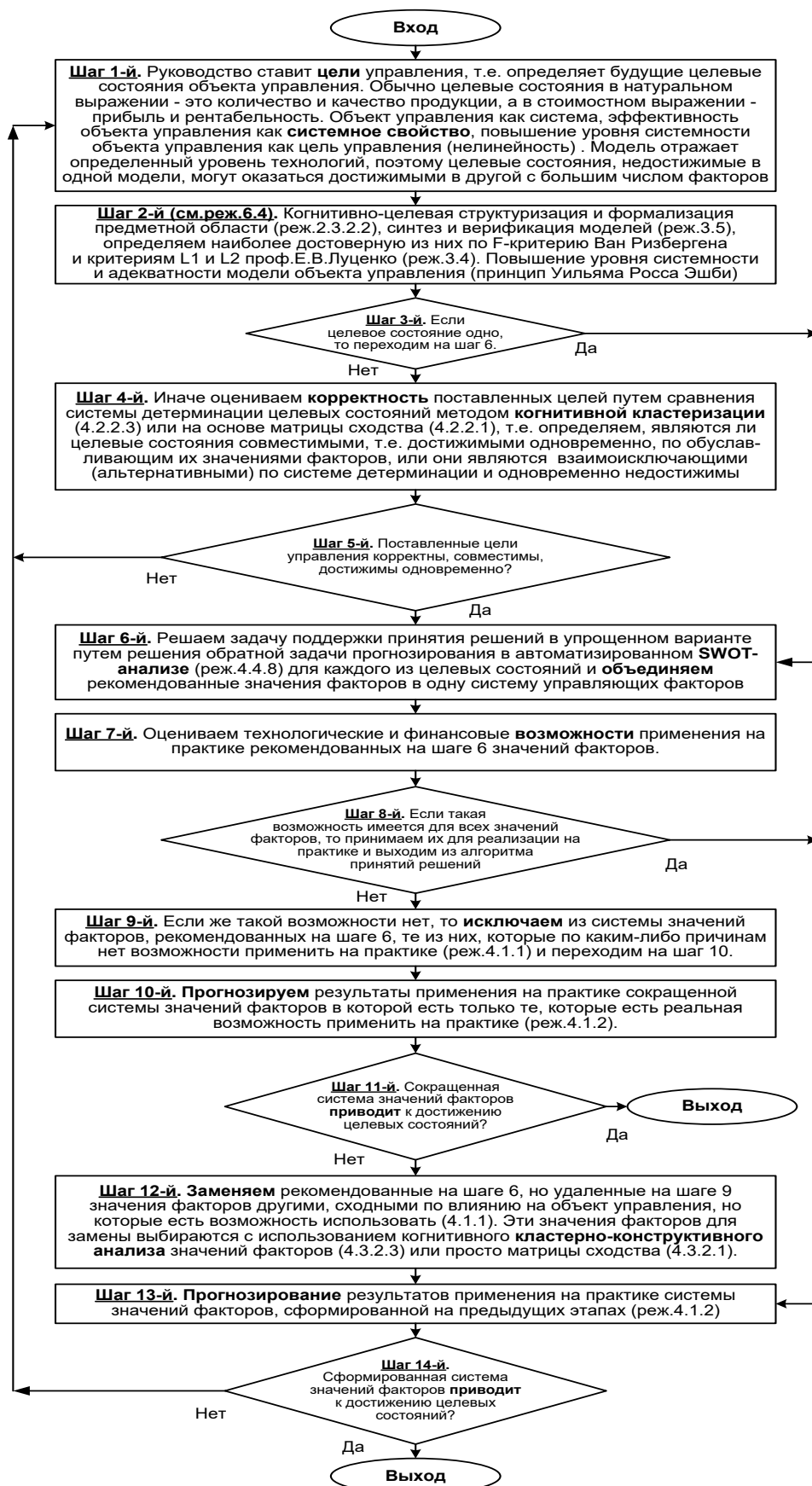


Рисунок 20. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

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.

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

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

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

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

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

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

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

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:

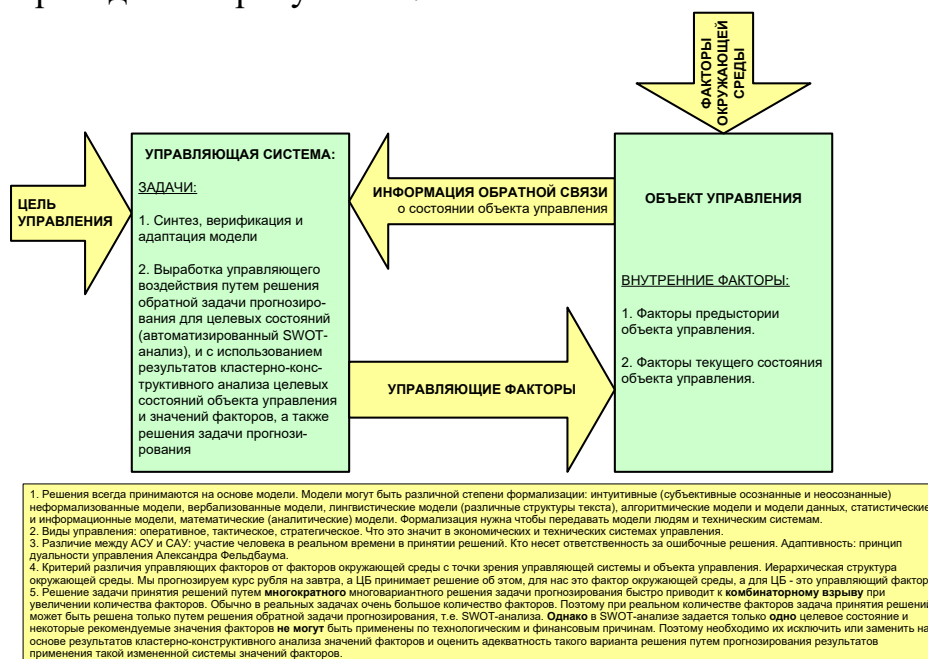


Рисунок 21. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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.

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.

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

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

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

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

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

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

Код	Наименование значения фактора
1	CALCIUM-1/5-(0.0000000, 1.1752000)
2	CALCIUM-2/5-(1.1752000, 2.3504000)
3	CALCIUM-3/5-(2.3504000, 3.5256000)
4	CALCIUM-4/5-(3.5256000, 4.7008000)
5	CALCIUM-5/5-(4.7008000, 5.8760000)
6	CALORIES-1/5-(0.0000000, 180.4000000)

SWOT-анализ значения фактора:1 "CALCIUM-1/5-{0.0000000, 1.1752000}" в модели:7 "INF4"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
1	CATEGORY NAME-Baby Foods	0.008
3	CATEGORY NAME-Beverages	0.008
4	CATEGORY NAME-Dairy	0.008
5	CATEGORY NAME-Fast Foods	0.008
6	CATEGORY NAME-Fruits	0.008
7	CATEGORY NAME-Grains	0.008
8	CATEGORY NAME-Greens	0.008
9	CATEGORY NAME-Meals, Entrees, and Side Dishes	0.008
10	CATEGORY NAME-Meat	0.008
11	CATEGORY NAME-Mushrooms	0.008
12	CATEGORY NAME-Nuts	0.008
13	CATEGORY NAME-Oils and Sauces	0.008
14	CATEGORY NAME-Seafood	0.008
15	CATEGORY NAME-Soups	0.008

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
16	CATEGORY NAME-Spices	-0.160
2	CATEGORY NAME-Baked Products	-0.004

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

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

SWOT-диаграмма

SWOTdiagAbt0001-07.jpg

SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: "INF4"

"АСК-анализ макронутриентного состава и энергетической ценности различных категорий продуктов питания"

Фактор: [1] CALCIUM
Значение: [1] 1/5-{0.0, 1.2}

Состояния, которым данное знач. фактора СПОСОБСТВУЕТ:

[1] CATEGORY NAME [1] Baby Foods	f=-0.000
[1] CATEGORY NAME [3] Beverages	f=-0.000
[1] CATEGORY NAME [4] Dairy	f=-0.000
[1] CATEGORY NAME [5] Fast Foods	f=-0.000
[1] CATEGORY NAME [6] Fruits	f=-0.000
[1] CATEGORY NAME [7] Grains	f=-0.000
[1] CATEGORY NAME [8] Greens	f=-0.000

Состояния, которым данное знач. фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ:

[1] CATEGORY NAME [16] Spices	f=-0.160
[1] CATEGORY NAME [2] Baked Products	f=-0.004

Фильтр по классам Включен. Диапазон кодов: 1-18

Фильтр по классам Включен. Диапазон кодов: 1-18

ВЛИЯНИЕ ДАННОГО ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА НА ПЕРЕХОД ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ В СОСТОЯНИЯ, СООТВЕТСТВУЮЩИЕ КЛАССАМ:

Состояния объекта управления [классы], переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ, отображается линиями связи КРАСНОГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.

Состояния объекта управления [классы], переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ, отображается линиями связи СИНЕГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.

Форма создана: 05.04.2025-12:16:42

SWOTdiagAbt0006-07.jpg

SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: "INF4"

"АСК-анализ макронутриентного состава и энергетической ценности различных категорий продуктов питания"

Фактор: [2] CALORIES
Значение: [6] 1/5-{0.0, 180.4}

Состояния, которым данное знач. фактора СПОСОБСТВУЕТ:

[1] CATEGORY NAME [1] Mushrooms	f=-1.083
[1] CATEGORY NAME [18] Vegetables	f=-0.950
[1] CATEGORY NAME [8] Greens	f=-0.941
[1] CATEGORY NAME [6] Fruits	f=-0.882
[1] CATEGORY NAME [15] Soups	f=-0.756
[1] CATEGORY NAME [3] Beverages	f=-0.639
[1] CATEGORY NAME [14] Seafood	f=-0.555

Состояния, которым данное знач. фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ:

[1] CATEGORY NAME [2] Baked Products	f=-0.926
[1] CATEGORY NAME [12] Nuts	f=-0.877
[1] CATEGORY NAME [16] Spices	f=-0.853
[1] CATEGORY NAME [17] Sweets	f=-0.635
[1] CATEGORY NAME [9] Meals, Entrees, and Side Dishes	f=-0.554
[1] CATEGORY NAME [5] Fast Foods	f=-0.519
[1] CATEGORY NAME [10] Meat	f=-0.399

Фильтр по классам Включен. Диапазон кодов: 1-18

Фильтр по классам Включен. Диапазон кодов: 1-18

ВЛИЯНИЕ ДАННОГО ЗНАЧЕНИЯ ФАКТОРА НА ПЕРЕХОД ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ В СОСТОЯНИЯ, СООТВЕТСТВУЮЩИЕ КЛАССАМ:

Состояния объекта управления [классы], переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ, отображается линиями связи КРАСНОГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.

Состояния объекта управления [классы], переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ, отображается линиями связи СИНЕГО цвета. Толщина линии отражает степень влияния.

Форма создана: 05.04.2025-12:16:54

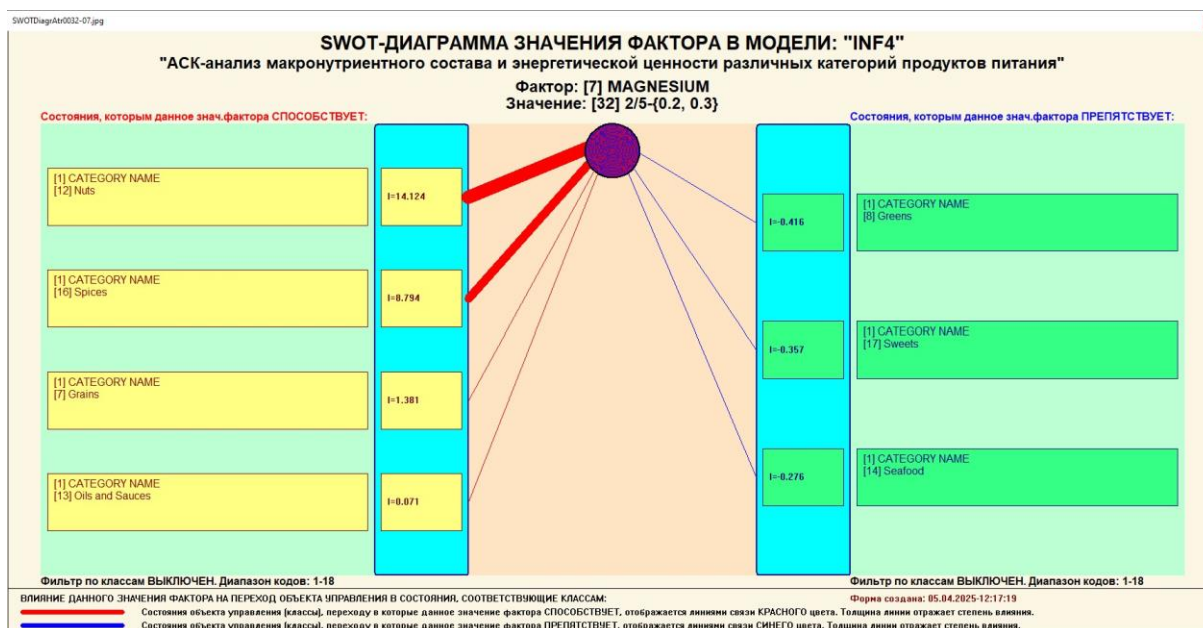


Рисунок 22. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 11) 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) (режим 4.2.2.3) (рисунок 26);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 25).

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

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

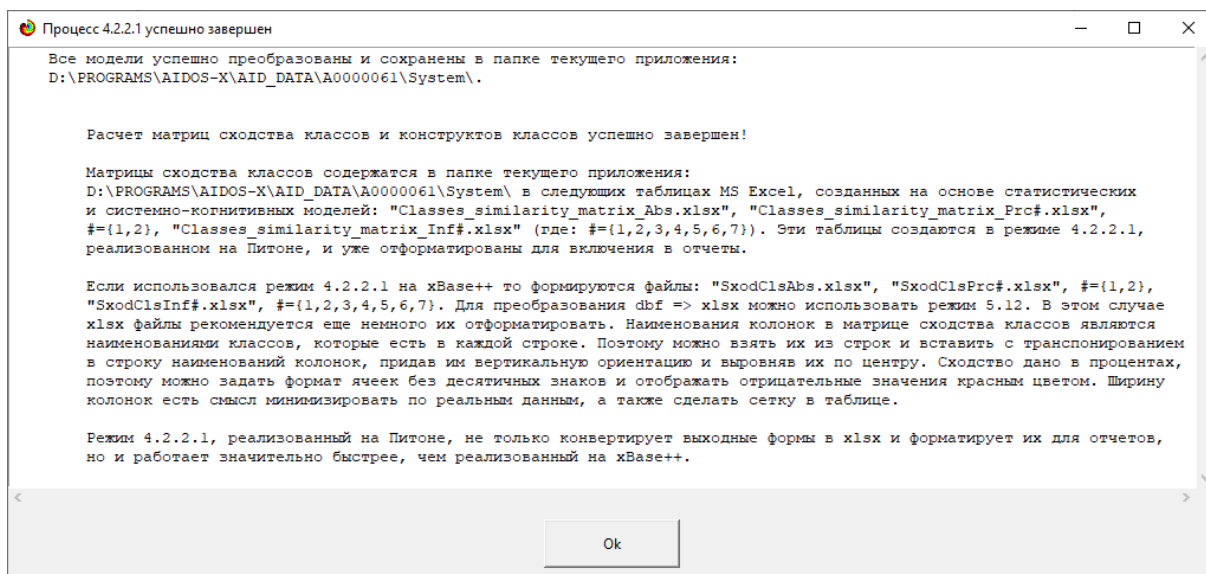


Рисунок 23. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 5 – Матрица сходства классов в СК-модели INF4 (полностью)

	1-CATEGORY NAME-Baby Foods	2-CATEGORY NAME-Baked Products	3-CATEGORY NAME-Beverages	4-CATEGORY NAME-Dairy	5-CATEGORY NAME-Fast Foods
1-CATEGORY NAME-Baby Foods	100	12,68967	-46,7953	-5,05262	-7,98028
2-CATEGORY NAME-Baked Products	12,68967	100	-28,0975	-6,30193	-7,19969
3-CATEGORY NAME-Beverages	-46,7953	-28,0975	100	9,710782	-40,0037
4-CATEGORY NAME-Dairy	-5,05262	-6,30193	9,710782	100	-7,30281
5-CATEGORY NAME-Fast Foods	-7,98028	-7,19969	-40,0037	-7,30281	100
6-CATEGORY NAME-Fruits	-30,9319	-36,3412	67,56633	-2,13305	-23,175
7-CATEGORY NAME-Grains	-5,64379	-9,77405	2,858682	-10,4451	18,06837

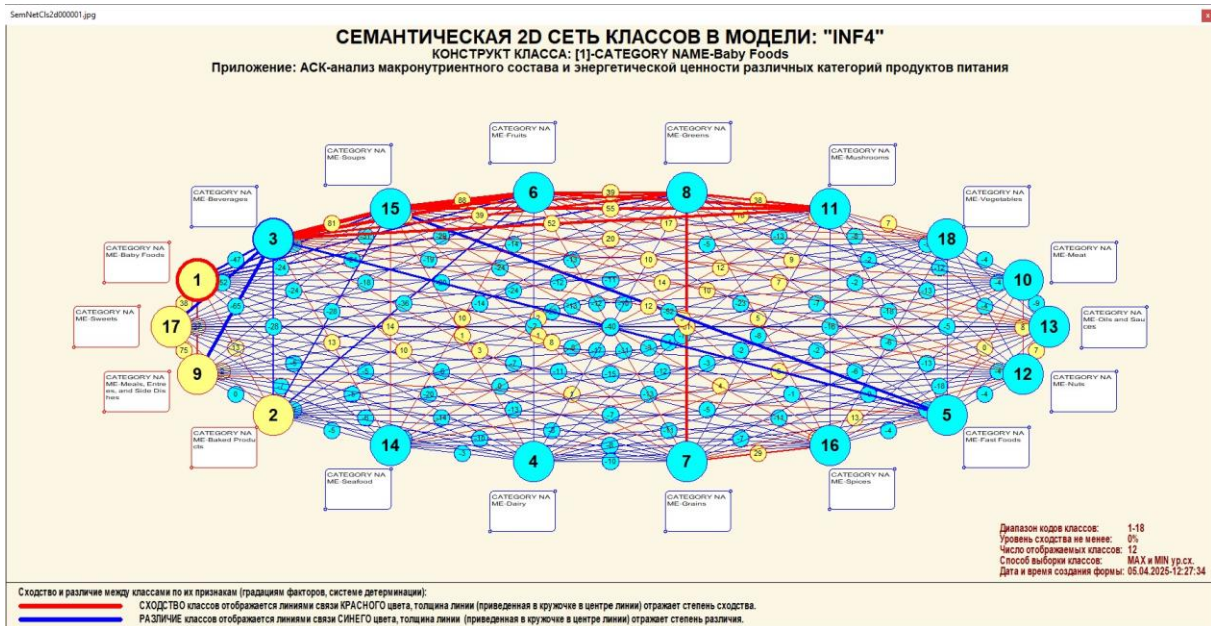


Рисунок 24. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)



Рисунок 25. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

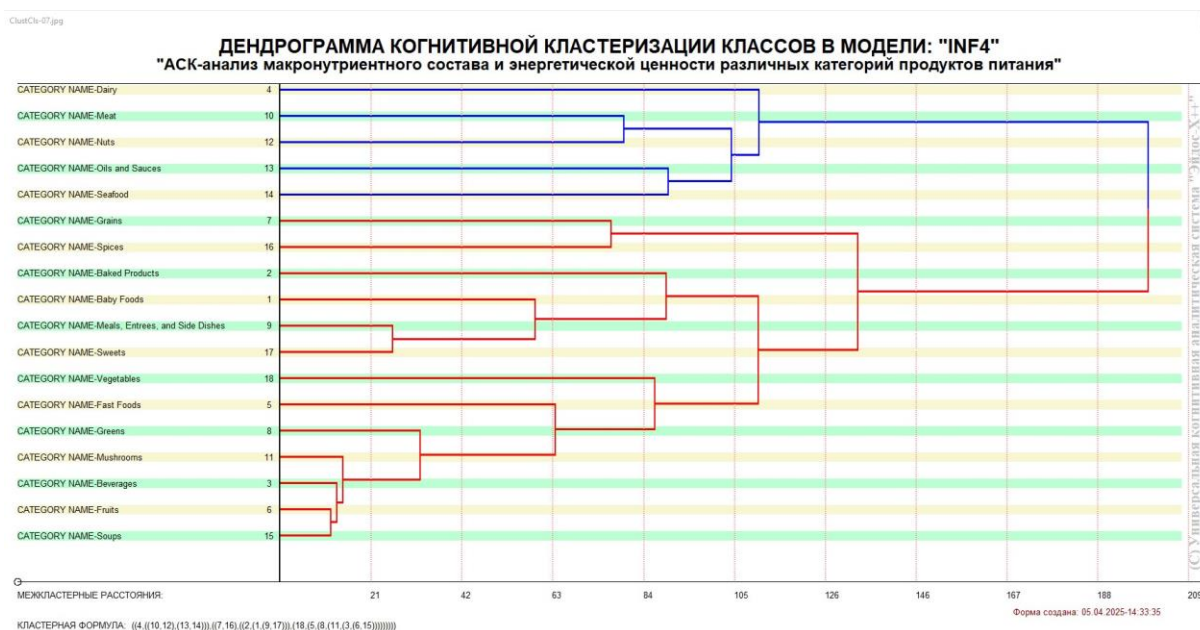


Рисунок 26. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 12) 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) (режим 4.3.2.3) рисунок 29);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 30).

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

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

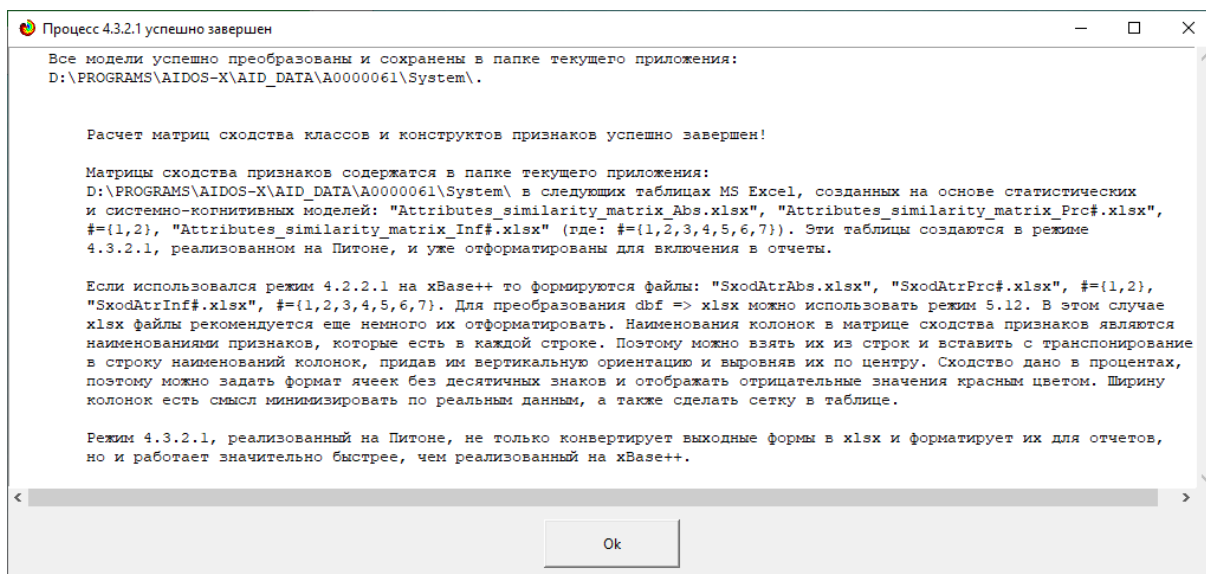


Рисунок 27. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 6 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF4 (фрагмент)

	1 - CALCIUM-1/5-{0.0000000, 1.1752000}	2 - CALCIUM-2/5-{1.1752000, 2.3504000}	3 - CALCIUM-3/5-{2.3504000, 3.5256000}	4 - CALCIUM-4/5-{3.5256000, 4.7008000}	5 - CALCIUM-5/5-{4.7008000, 5.8760000}
1 - CALCIUM-1/5-{0.0000000, 1.1752000}	100	-99,7446	0	0	-1,26256
2 - CALCIUM-2/5-{1.1752000, 2.3504000}	-99,7446	100	0	0	-5,88235
3 - CALCIUM-3/5-{2.3504000, 3.5256000}	0	0	0	0	0
4 - CALCIUM-4/5-{3.5256000, 4.7008000}	0	0	0	0	0
5 - CALCIUM-5/5-{4.7008000, 5.8760000}	-1,26256	-5,88235	0	0	100
6 - CALORIES-1/5-{0.0000000, 180.4000000}	26,57624	-24,1275	0	0	-33,6681
7 - CALORIES-2/5-{180.4000000, 360.8000000}	-50,1573	47,94785	0	0	29,77247

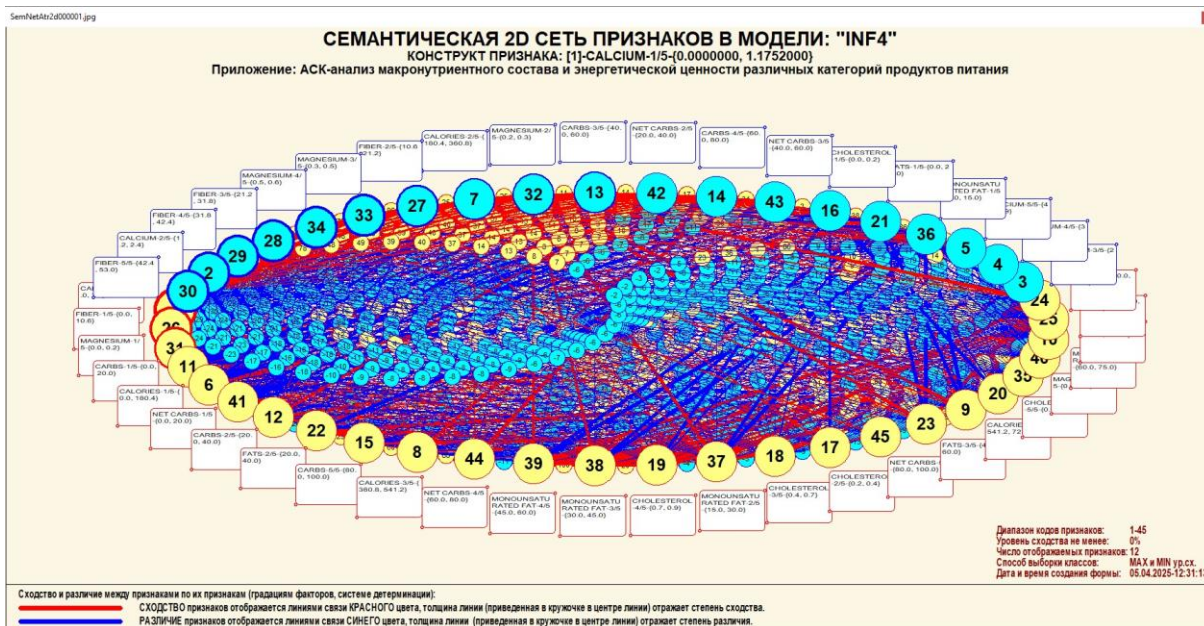


Рисунок 28. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF4 (режим 4.3.2.2)

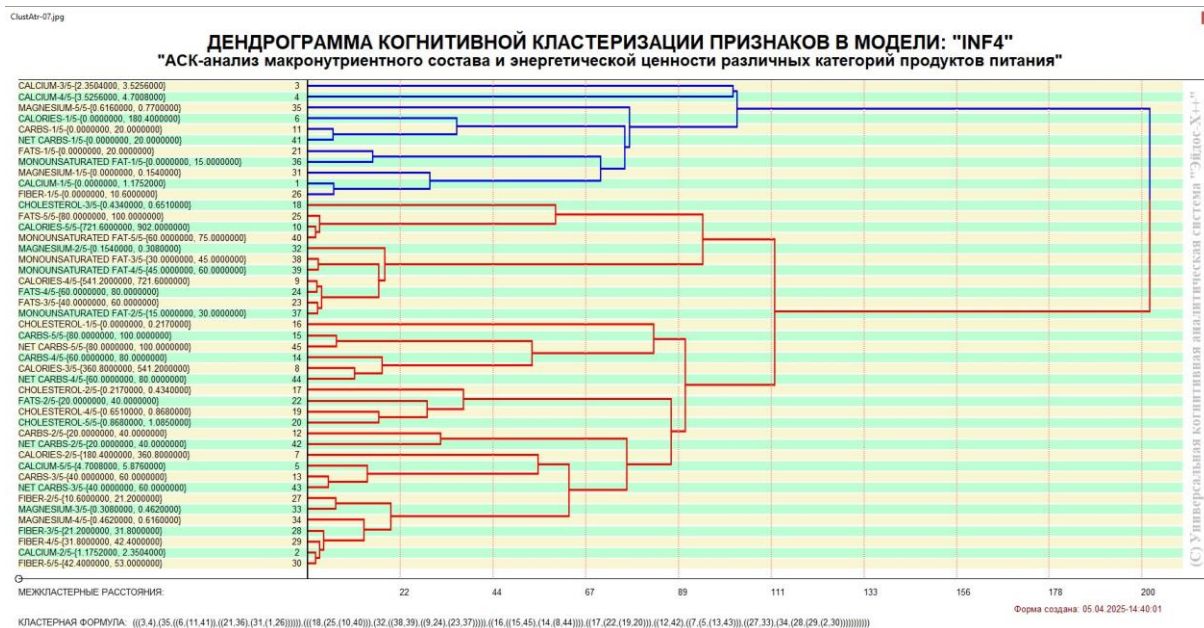


Рисунок 29. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)



Рисунок 30. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

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

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.

4.4.10.Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	CATEGORY NAME-Baby Foods
2	CATEGORY NAME-Baked Products
3	CATEGORY NAME-Beverages
4	CATEGORY NAME-Dairy
5	CATEGORY NAME-Fast Foods
6	CATEGORY NAME-Fruits
7	CATEGORY NAME-Grains
8	CATEGORY NAME-Greens
9	CATEGORY NAME-Meals, Entrees, and Side Dishes
10	CATEGORY NAME-M...

Подготовка визуализации нейрона:1 "CATEGORY NAME-Baby Foods" в модели:7 "INF4"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
44	NET CARBS-4/5-(60.00000000, 80.00000000)	6.487
14	CARBS-4/5-(60.00000000, 80.00000000)	5.324
8	CALORIES-3/5-(360.80000000, 541.20000000)	2.831
21	FATS-1/5-(0.00000000, 20.00000000)	0.203
31	MAGNESIUM-1/5-(0.00000000, 0.15400000)	0.059
36	MONOUNSATURATED FAT-1/5-(0.00000000, 15.00000000)	0.055
26	FIBER-1/5-(0.00000000, 10.60000000)	0.054
16	CHOLESTEROL-1/5-(0.00000000, 0.21700000)	0.023
1	CALCIUM-1/5-(0.00000000, 1.17520000)	0.008

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
41	NET CARBS-1/5-(0.00000000, 20.00000000)	-0.487
11	CARBS-1/5-(0.00000000, 20.00000000)	-0.443
6	CALORIES-1/5-(0.00000000, 180.40000000)	-0.306

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

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

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

Сортировать рецепторы:
 по информативности
 по модулю информативности

Отображать рецепторы:
 с наименованиями
 только с кодами

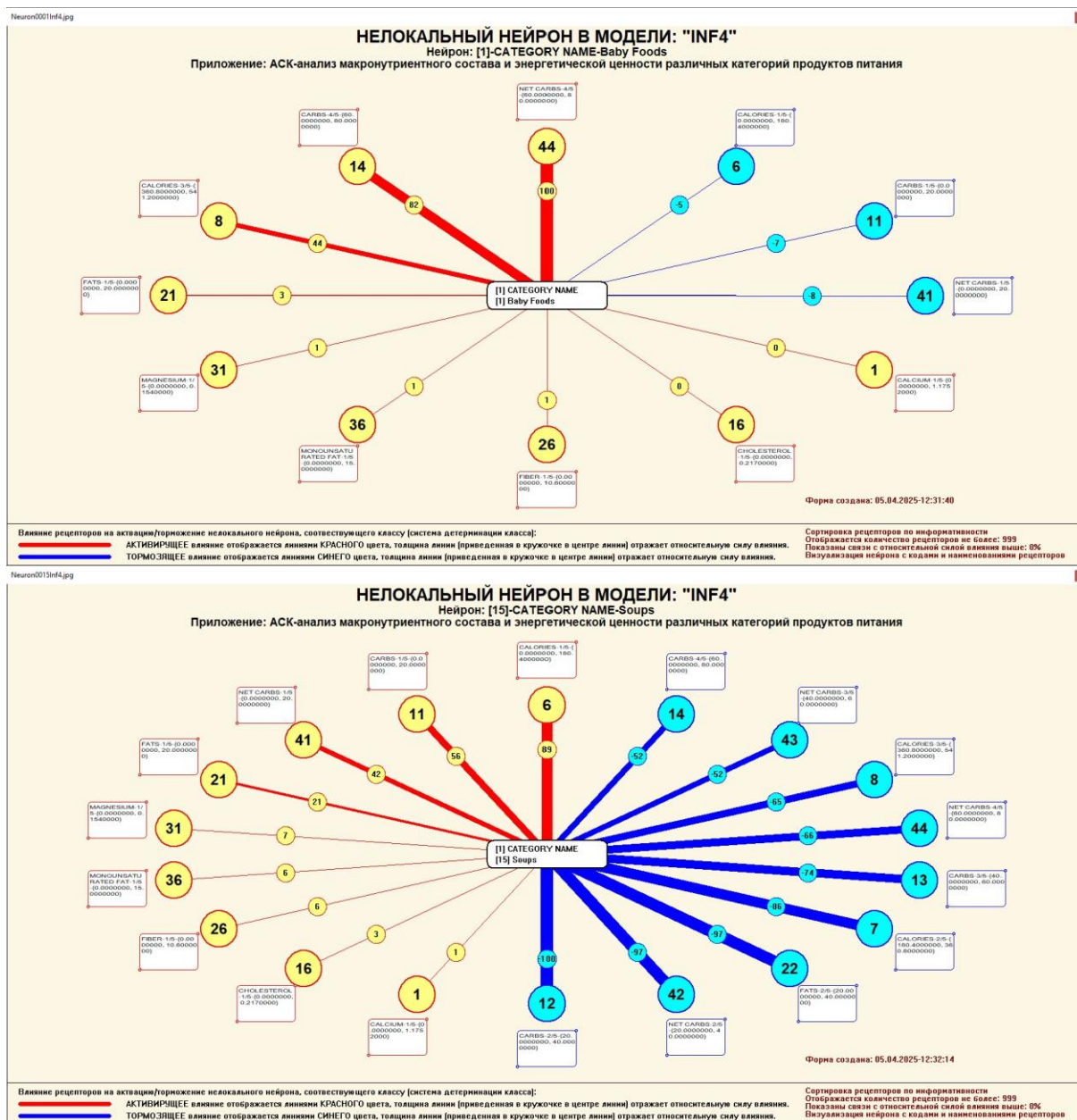


Рисунок 31. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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

Есть также возможность визуализации любого одного слоя нелокальной нейронной сети (режим 4.4.11 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.

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	CATEGORY NAME-Baby Foods
<input type="checkbox"/>	2	CATEGORY NAME-Baked Products
<input type="checkbox"/>	3	CATEGORY NAME-Beverages
<input type="checkbox"/>	4	CATEGORY NAME-Dairy
<input type="checkbox"/>	5	CATEGORY NAME-Fast Foods
<input type="checkbox"/>	6	CATEGORY NAME-Fruits
<input type="checkbox"/>	7	CATEGORY NAME-Grains
<input type="checkbox"/>	8	CATEGORY NAME-Greens
<input type="checkbox"/>	9	CATEGORY NAME-Meals, Entrees, and Side Dishes

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: Clear/Set Диапазон кодов отображаемых нейронов: -
 Максимальное количество отображаемых связей: Диапазон кодов отображаемых рецептов: -

Подготовка визуализации нейрона: 1 "CATEGORY NAME-Baby Foods" в модели: 7 "INF4"

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

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
44	NET CARBS-4/5-{0.0000000, 80.0000000}	6.487
14	CARBS-4/5-{0.0000000, 80.0000000}	5.324
8	CALORIES-3/5-{360.8000000, 541.2000000}	2.831
21	FATS-1/5-{0.0000000, 20.0000000}	0.203
31	MAGNESIUM-1/5-{0.0000000, 0.1540000}	0.059
36	MONOUNSATURATED FAT-1/5-{0.0000000, 15.0000000}	0.055
26	FIBER-1/5-{0.0000000, 10.6000000}	0.054
16	CHOLESTEROL-1/5-{0.0000000, 0.2170000}	0.023
1	CALCIUM-1/5-{0.0000000, 1.1752000}	0.008

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
41	NET CARBS-1/5-{0.0000000, 20.0000000}	-0.487
11	CARBS-1/5-{0.0000000, 20.0000000}	-0.443
6	CALORIES-1/5-{0.0000000, 180.4000000}	-0.306

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

НейроСеть Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Максимальное количество отображаемых рецепторов: Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.:

Сортировать связи: Отображать наименования:
 по модулю информативности нейронов
 по информативности и знаку рецепторов

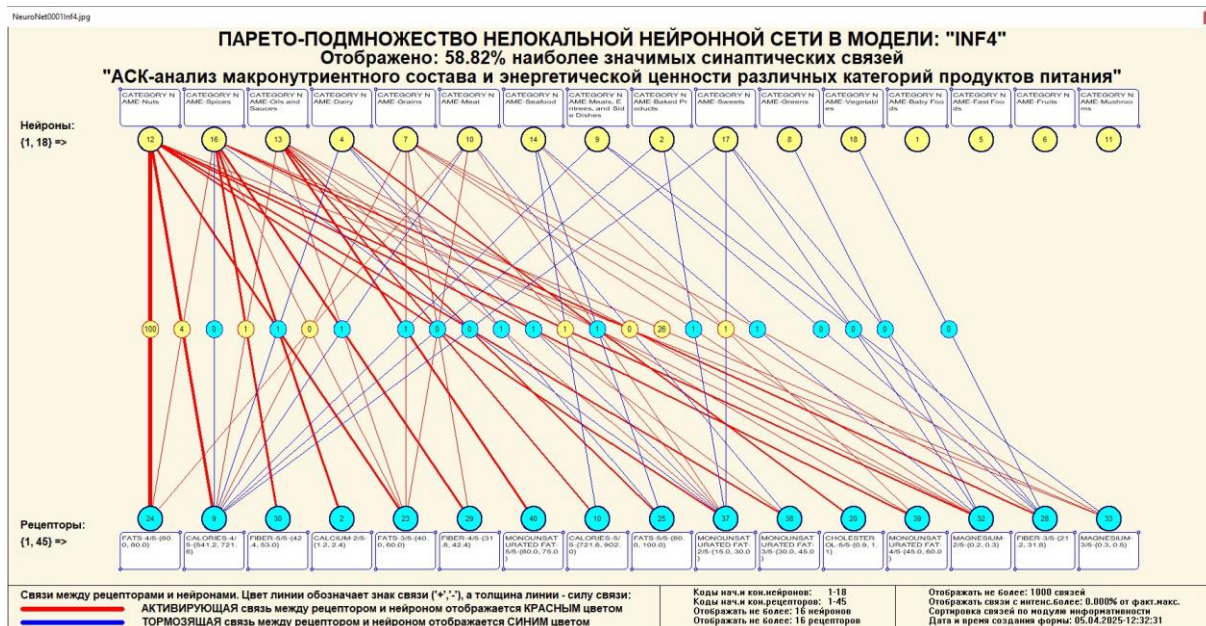


Рисунок 32. Нейронная сеть в СК-модели INF4

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

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

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

Sel	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
<input checked="" type="checkbox"/>	1	CATEGORY NAME-Baby Foods
<input type="checkbox"/>	2	CATEGORY NAME-Baked Products
<input type="checkbox"/>	3	CATEGORY NAME-Beverages
<input type="checkbox"/>	4	CATEGORY NAME-Dairy
<input type="checkbox"/>	5	CATEGORY NAME-Fast Foods
<input type="checkbox"/>	6	CATEGORY NAME-Fruits
<input type="checkbox"/>	7	CATEGORY NAME-Grains
<input type="checkbox"/>	8	CATEGORY NAME-Greens
<input type="checkbox"/>	9	CATEGORY NAME-Meals, Entrees, and Side Dishes

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

Подготовка визуализации нейрона:1 "CATEGORY NAME-Baby Foods" в модели:7 "INF4"

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

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
44	NET CARBS-4/5-{60.00000000, 80.00000000}	6.487
14	CARBS-4/5-{60.00000000, 80.00000000}	5.324
8	CALORIES-3/5-{360.80000000, 541.20000000}	2.831
21	FATS-1/5-{0.00000000, 20.00000000}	0.203
31	MAGNESIUM-1/5-{0.00000000, 0.15400000}	0.059
36	MONOUNSATURATED FAT-1/5-{0.00000000, 15.00000000}	0.055
26	FIBER-1/5-{0.00000000, 10.60000000}	0.054
16	CHOLESTEROL-1/5-{0.00000000, 0.21700000}	0.023
1	CALCIUM-1/5-{0.00000000, 1.17520000}	0.008

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
41	NET CARBS-1/5-{0.00000000, 20.00000000}	-0.487
11	CARBS-1/5-{0.00000000, 20.00000000}	-0.443
6	CALORIES-1/5-{0.00000000, 180.40000000}	-0.306

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

Когн. карта Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 Максимальное количество отображаемых рецепторов:
 Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.:

Сортировать связи: Отображать наименования: по модулю информативности нейронов
 по информативности и знаку рецепторов

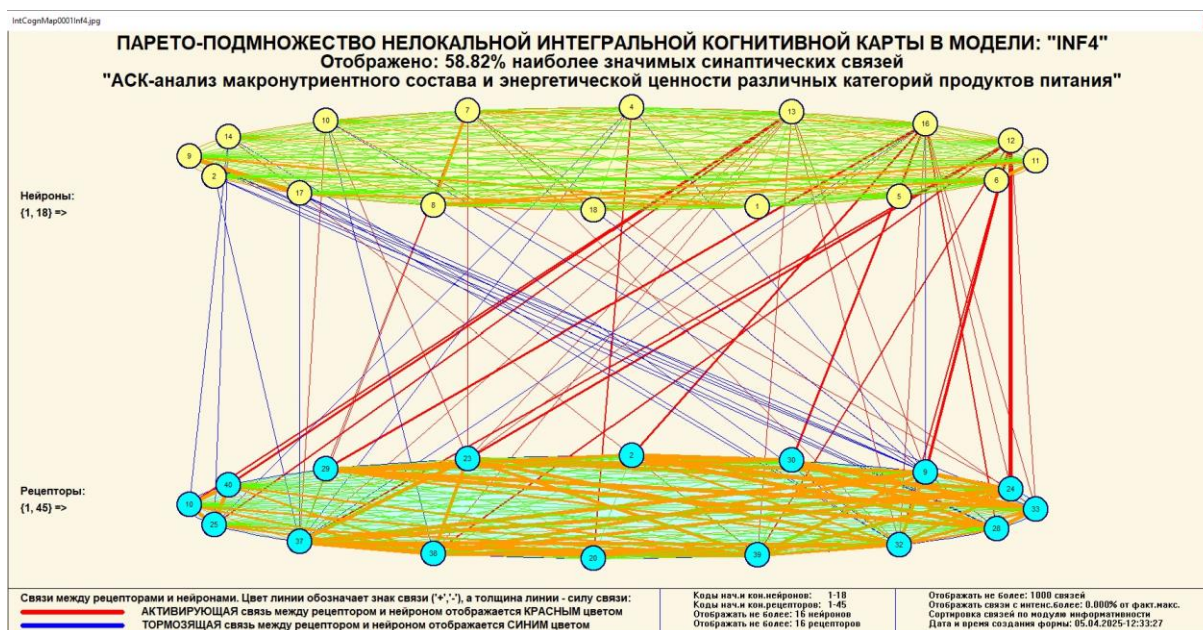


Рисунок 33. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

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. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе на странице 521¹¹. Позже об этом писалось в работе¹² 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-

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.

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.

Примеры экранной формы управления и нескольких 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунках 34. Всего системой в данной модели генерируется 9 форм содержательного сравнения классов. Так как каждый из 3 классов сравнивается со всеми остальными, в т.ч. с собой, то всего получается $3^2=9$ подобных диаграмм. На рисунках 34 приводятся некоторые из этих диаграмм.

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАССЫ
1	CATEGORY NAME-Baby Foods
2	CATEGORY NAME-Baked Products
3	CATEGORY NAME-Beverages
4	CATEGORY NAME-Dairy
5	CATEGORY NAME-Fast Foods
6	CATEGORY NAME-Fruits

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

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШК	1	45
1	CALCIUM	1	5
2	CALORIES	6	10
3	CARBS	11	15
4	CHOLESTEROL	16	20
5	FATS	21	25

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

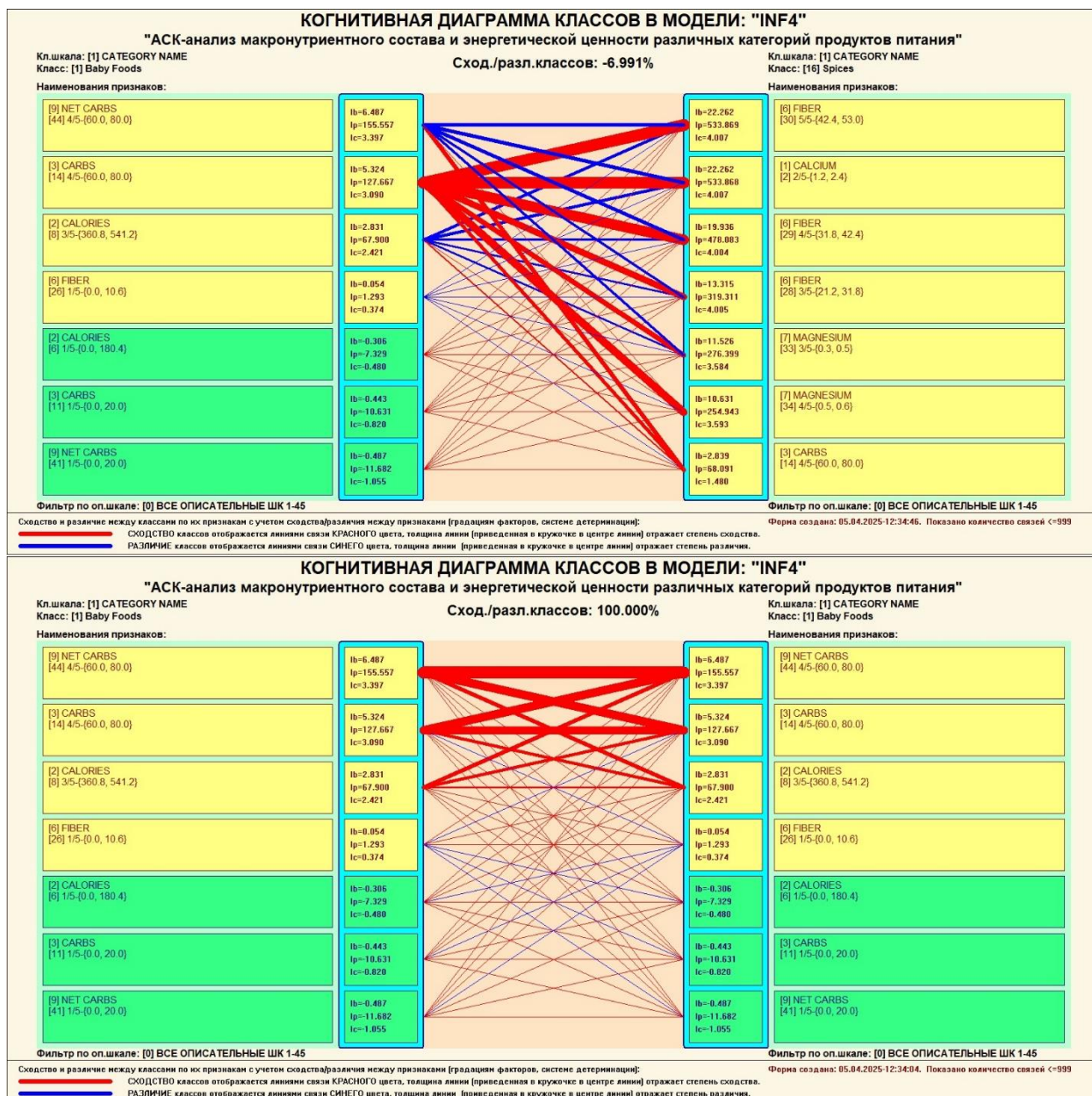
Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Класс для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Класс для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАССЫ
Описат. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШК
Описат. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШК
Модели, заданные для расчета: Inf4

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа



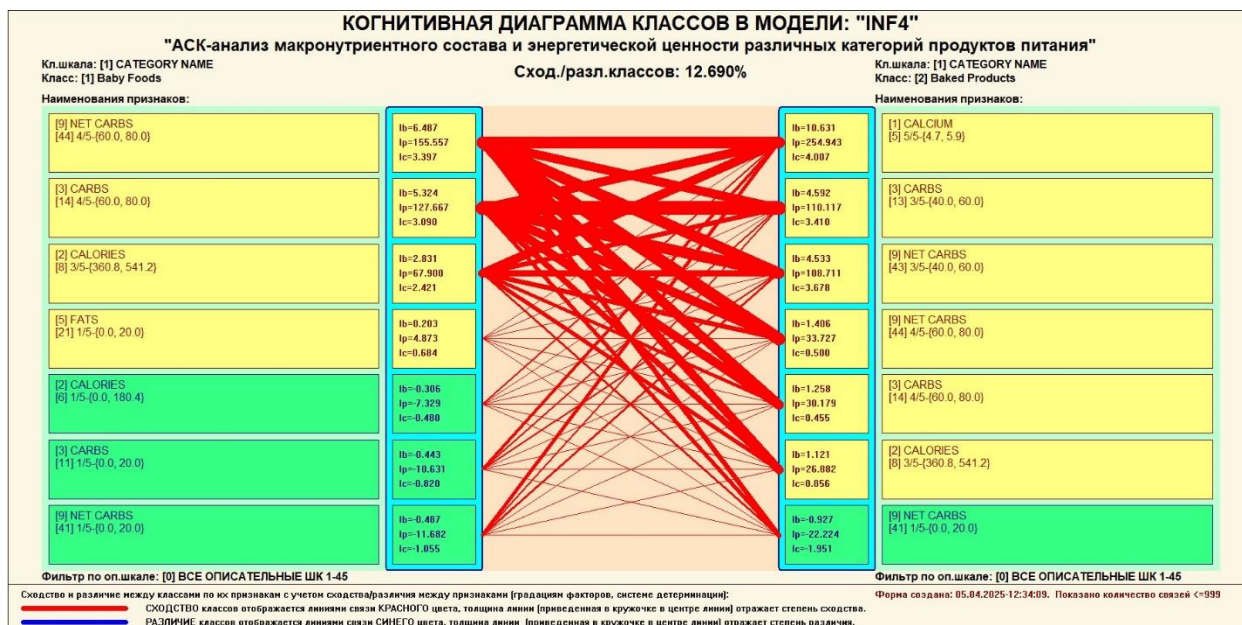


Рисунок 34. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF4

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

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

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

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».

3.8.9. Когнитивные функции

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году.

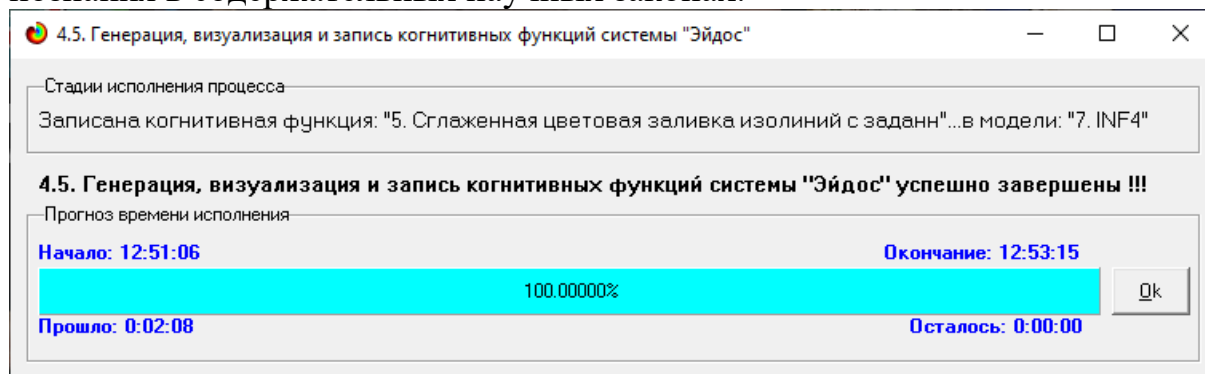
Когнитивные функции отображают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационной шкалы. При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится информация обо всех градациях классификационной шкалы, т.е. *каждому*

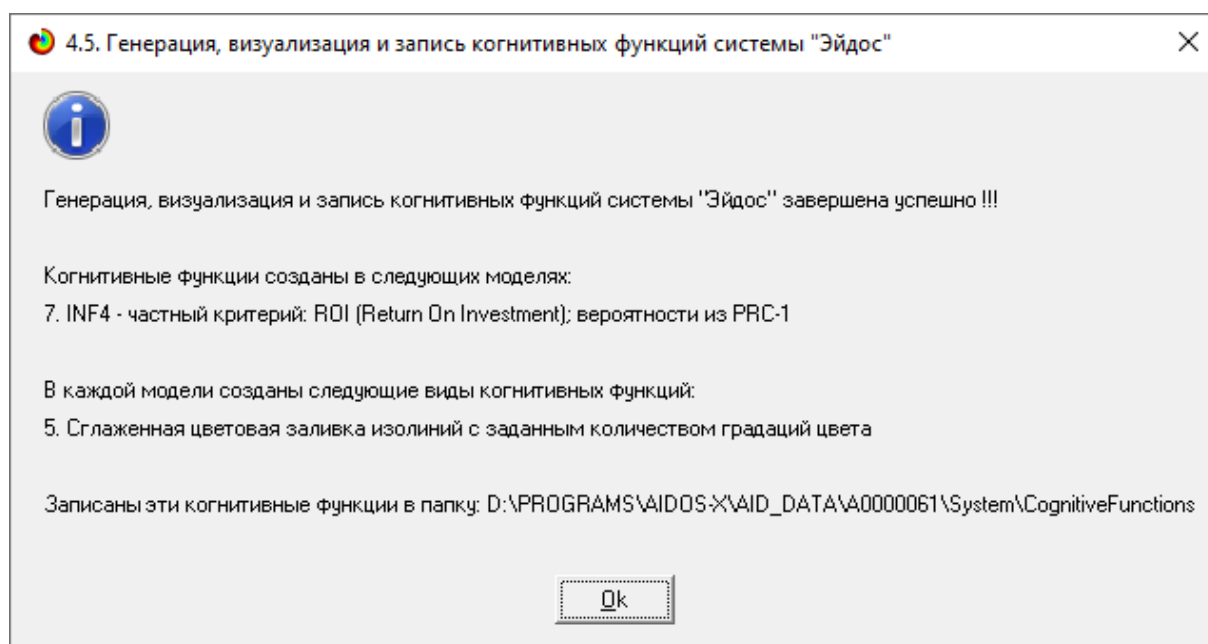
значению аргумента соответствуют все значения функции, но соответствуют в разной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.

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

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

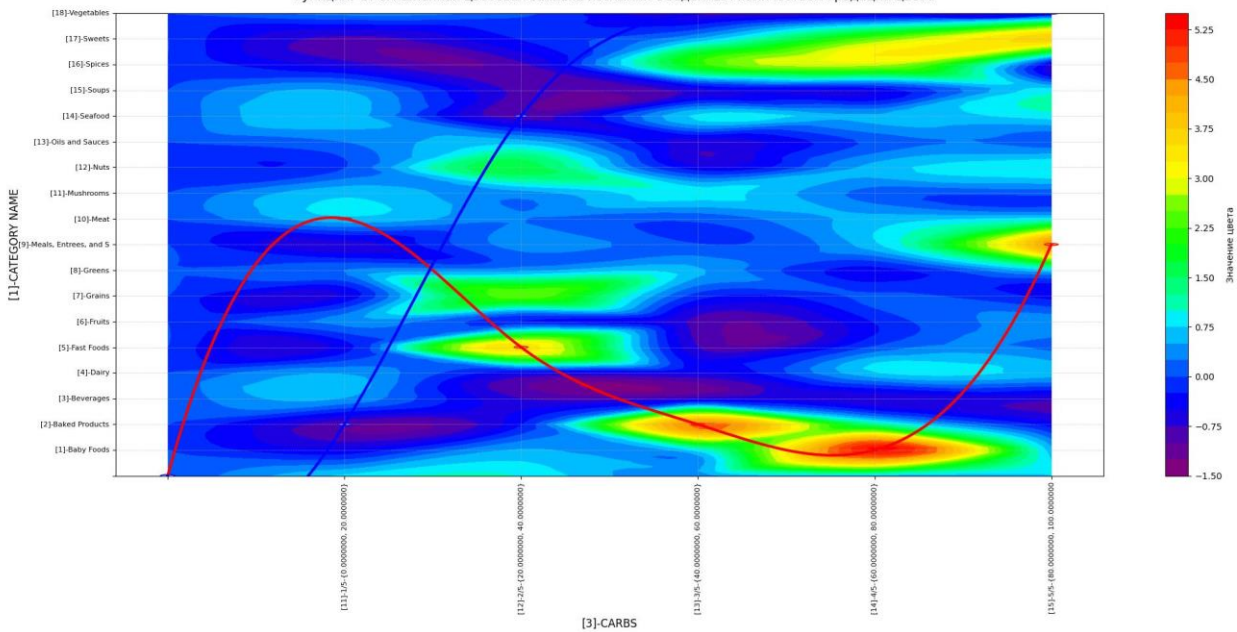
Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это *феноменологические* модели, отражающие *эмпирические* закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные связи, но не отражают *механизма детерминации*, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение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





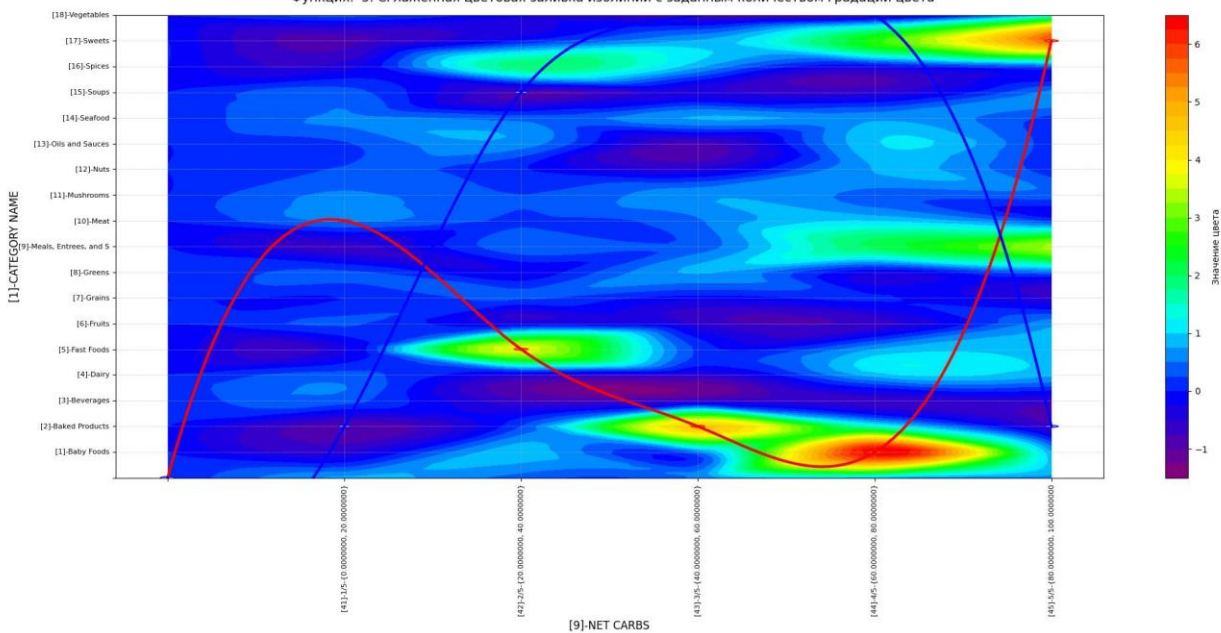
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'АСК-анализ макронутриентного состава и энергетической ценности различных категорий продуктов питания'
 Модель: '7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'АСК-анализ макронутриентного состава и энергетической ценности различных категорий продуктов питания'
 Модель: '7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'



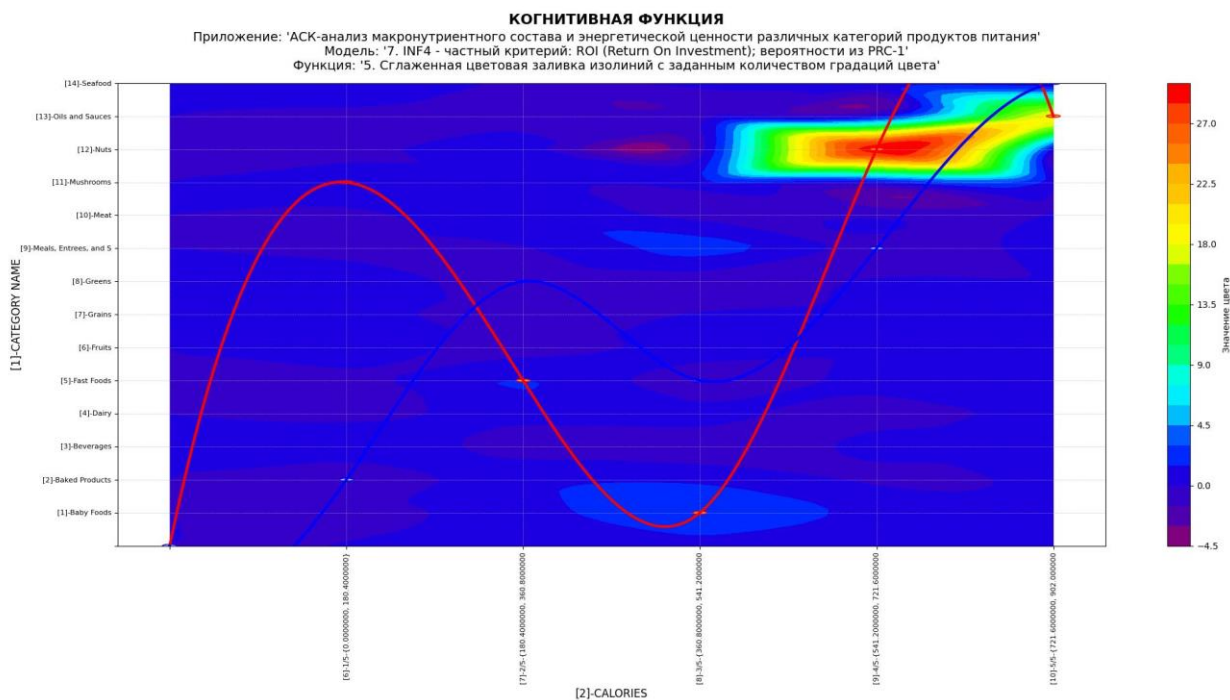


Рисунок 35. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF4

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

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

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

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):

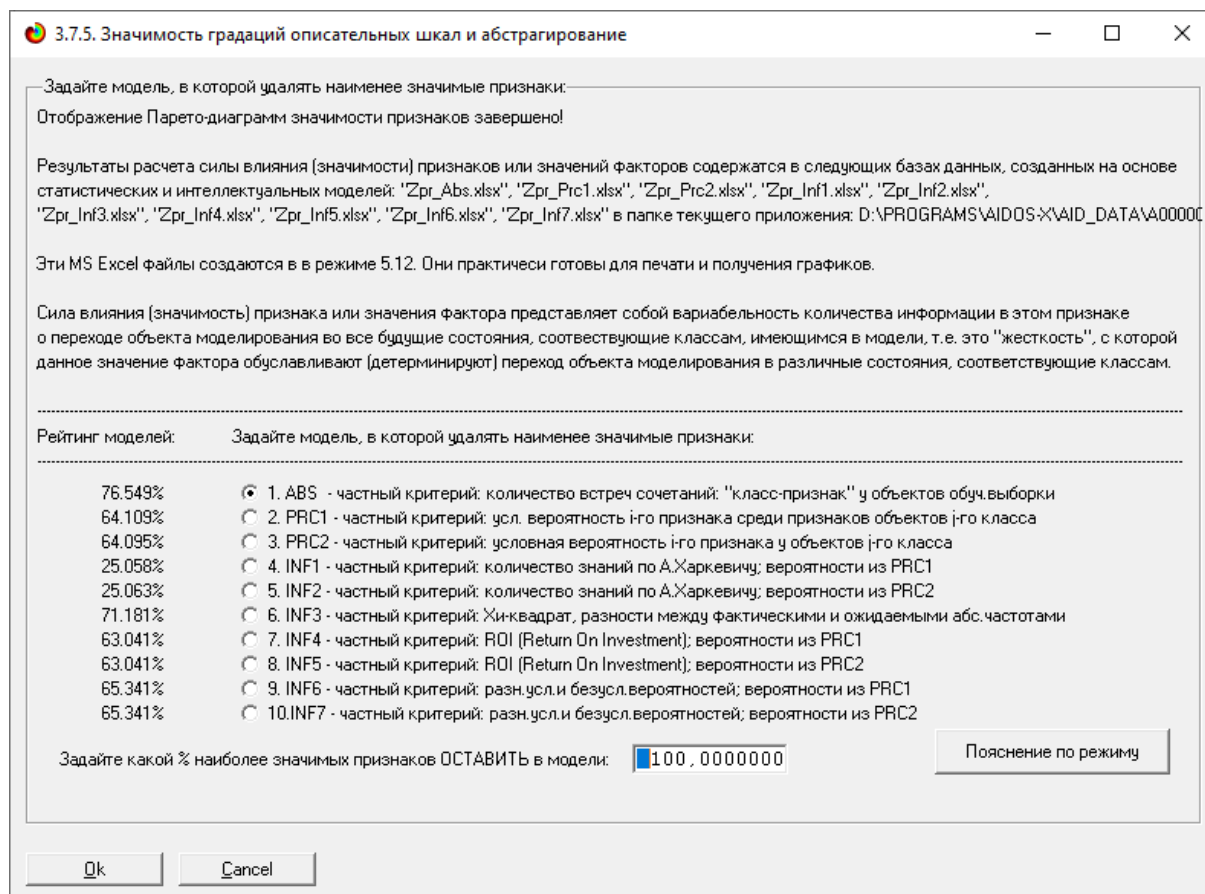


Рисунок 36. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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.

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

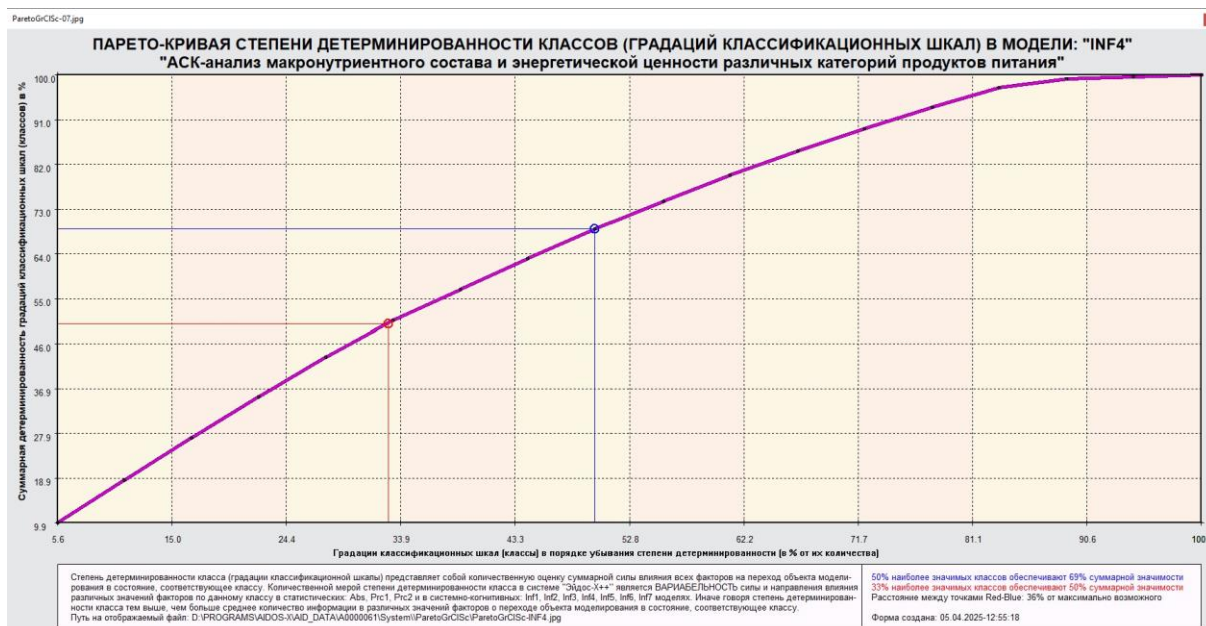


Рисунок 37. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4

Из рисунка 37 видно, что 69% наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 33% 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 состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

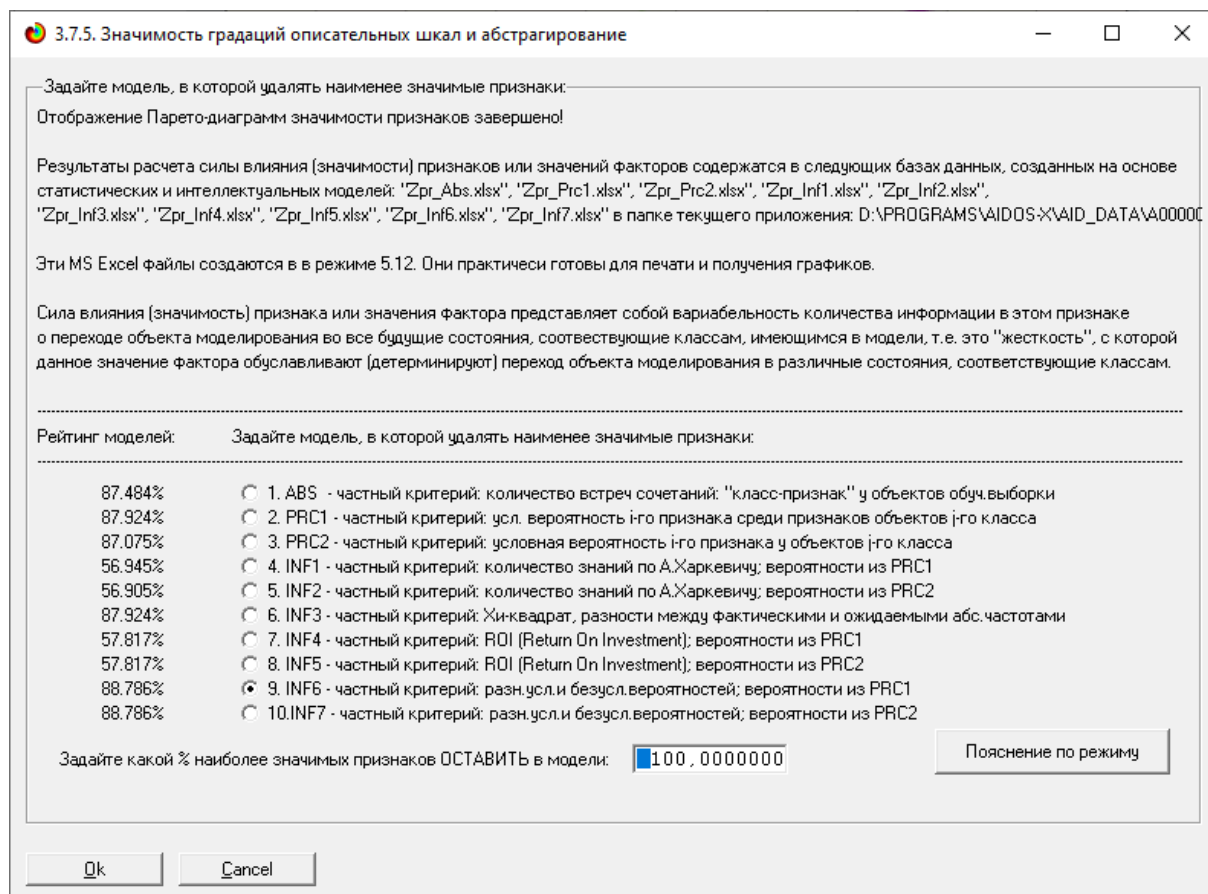


Рисунок 38. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей и имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в этих моделях

Таблица 7 – Сила влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	2,22	24	FATS-4/5-{60, 80}	5	10,2	10,24	9,3	9,3
2	4,4	9	CALORIES-4/5-{541, 721}	2	7,0	17,3	6,3	15,6
3	6,66	30	FIBER-5/5-{42, 53}	6	5,2	22,5	4,7	20,44
4	8,88	2	CALCIUM-2/5-{1, 2}	1	5,2	27,8	4,7	25,1
5	11,1	23	FATS-3/5-{40, 60}	5	5,1	32,96	4,6	29,8
6	13,3	29	FIBER-4/5-{31, 42}	6	4,6	37,6	4,24	34,1
7	15,5	38	MONOUNSATURATED FAT-3/5-{30, 45}	8	4,4	42,3	4,2	38,3
8	17,7	40	MONOUNSATURATED FAT-5/5-{60, 75}	8	4,53	46,8	4,1	42,4
9	20,0	10	CALORIES-5/5-{721, 902}	2	4,3	51,2	3,9	46,3

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000061\System\Zpr_Inf1.xlsx

На экранной форме рисунка 39 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях.

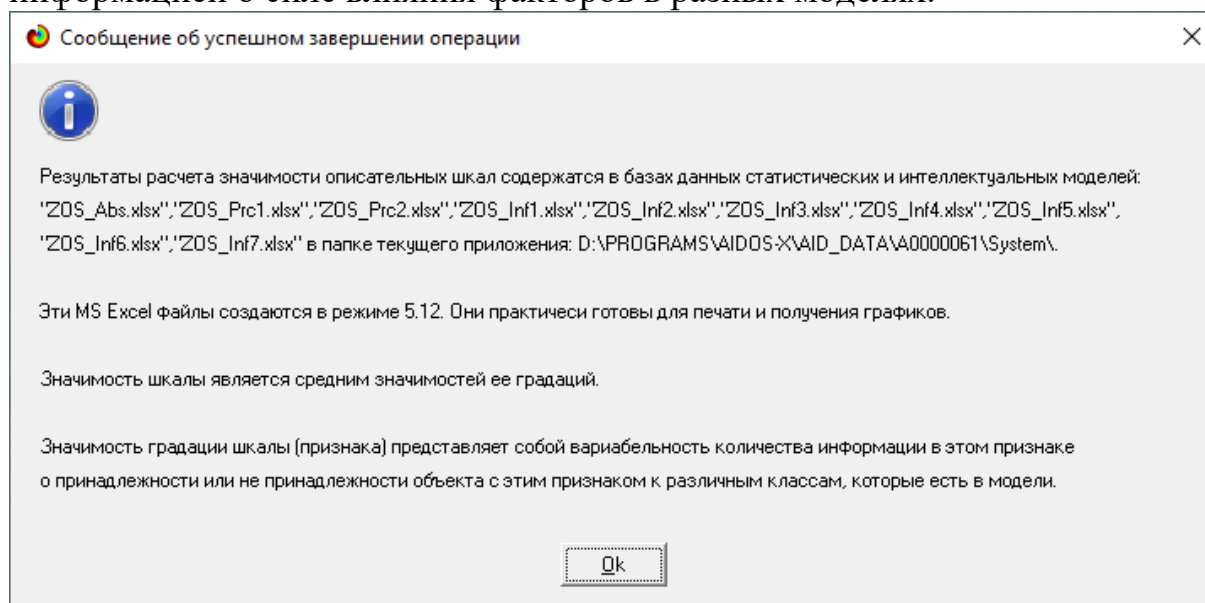


Рисунок 39. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в статистических и системно-когнитивных моделях

В таблице 14 приведена информация о силе влияния факторов на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, в системно-когнитивной модели INF4.

Таблица 8 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF4

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	ZNACH_OS	ZN_OSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	11,1111111	5	FATS	4,1905668	4,1905668	18,9780786	18,9780786
2	22,2222222	8	MONOUNSATURATED FAT	3,5756440	7,7662108	16,1932397	35,1713183
3	33,3333333	6	FIBER	3,1022862	10,8684970	14,0495150	49,2208333
4	44,4444444	2	CALORIES	2,7942273	13,6627243	12,6543897	61,8752230
5	55,5555556	7	MAGNESIUM	2,4759709	16,1386952	11,2130823	73,0883053
6	66,6666667	4	CHOLESTEROL	1,9675689	18,1062641	8,9106507	81,9989560
7	77,7777778	1	CALCIUM	1,5584915	19,6647556	7,0580367	89,0569927
8	88,8888889	9	NET CARBS	1,2127630	20,8775186	5,4923147	94,5493074
9	100,0000000	3	CARBS	1,2035724	22,0810910	5,4506926	100,0000000

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000061\System\ZOS_Inf1.xlsx

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

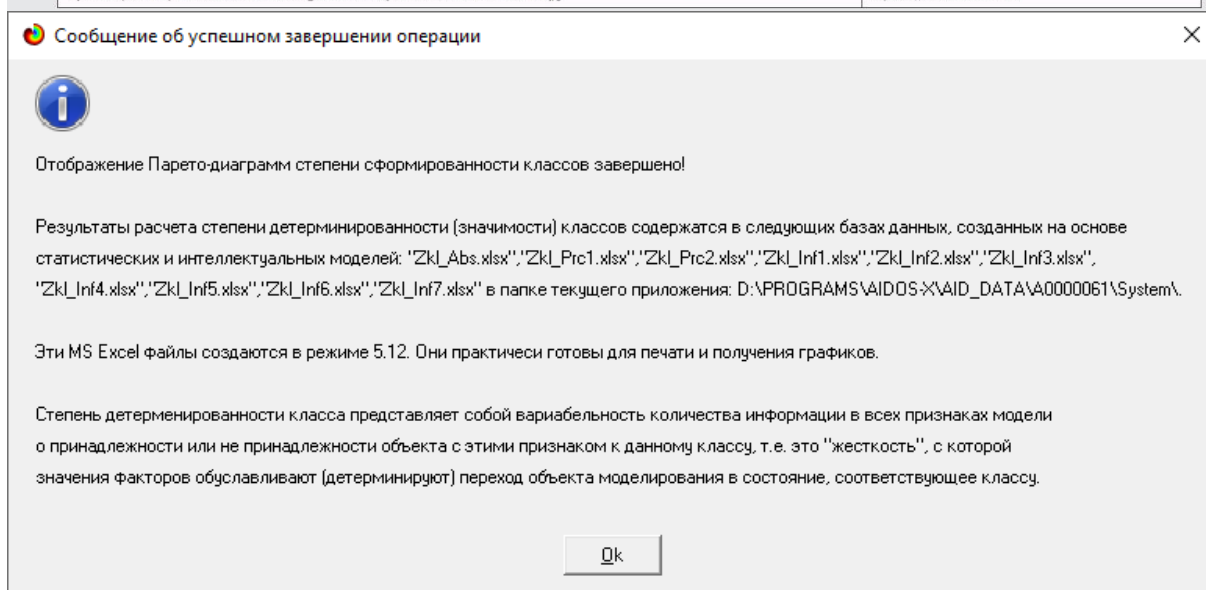
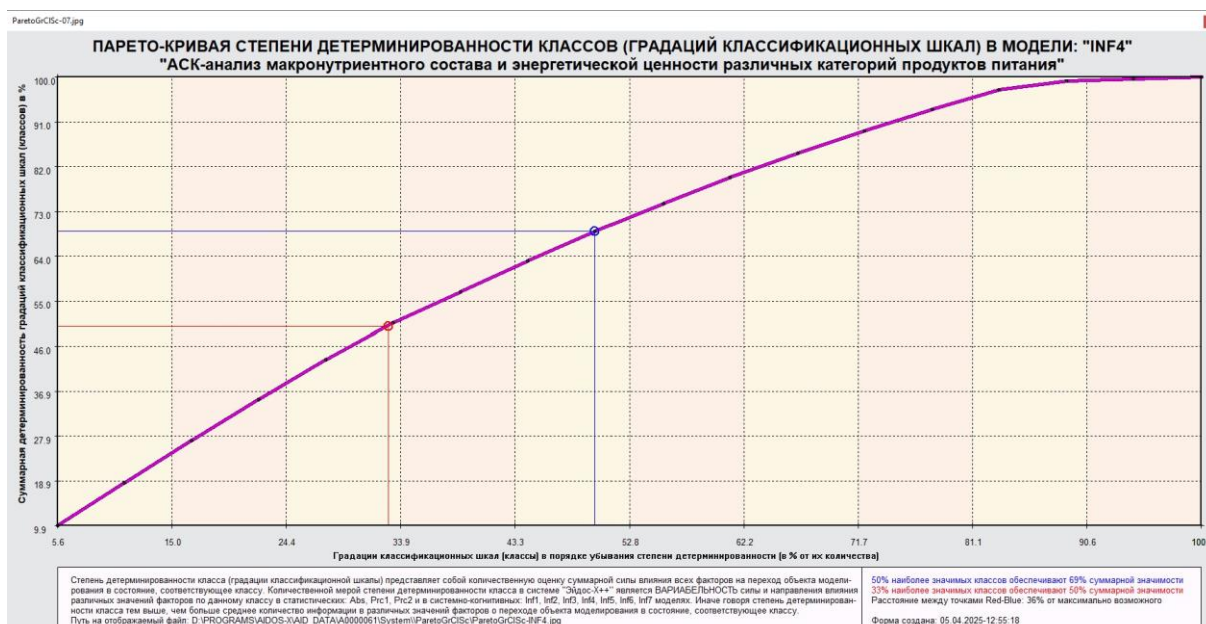
Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений*

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

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

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

На рисунках 40 приведены экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



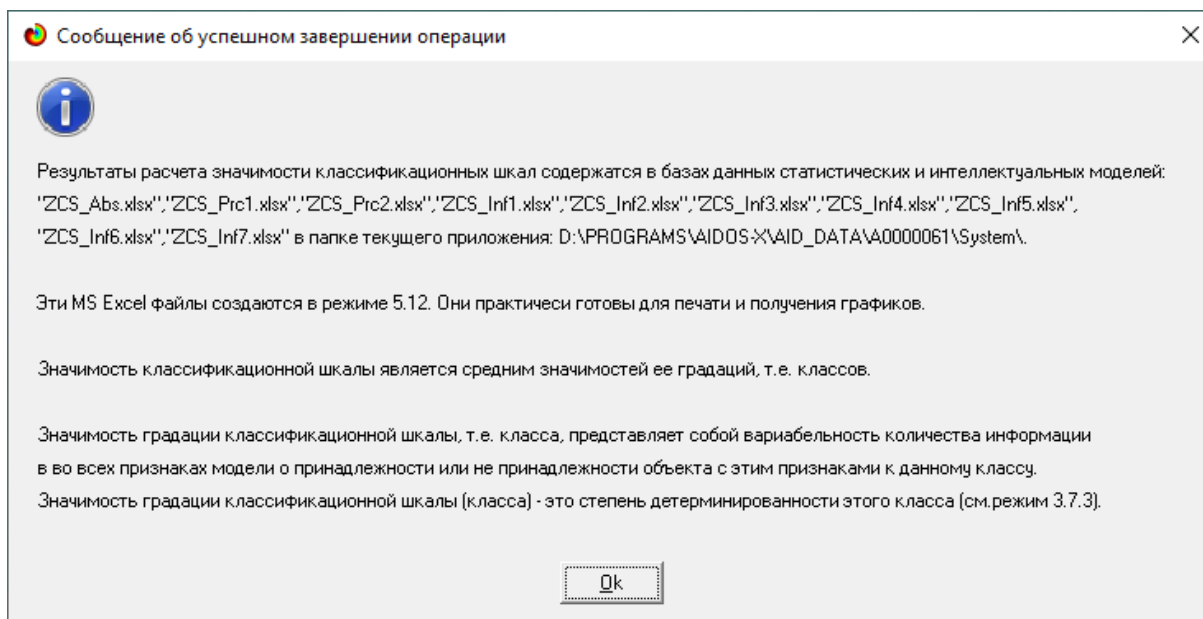


Рисунок 39. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

Таблица 9 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF4

№	Код	Наименование класса	Значимость, %	Значимость кумулятивно, %
1	1	CATEGORY NAME-Meat	9,9283521	9,9283521
2	1	CATEGORY NAME-Baked Products	8,5977482	18,5261003
3	1	CATEGORY NAME-Meals, Entrees, and Side Dishes	8,5977482	27,1238485

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000061\System\Zkl_Abs.xlsx

В таблице 15 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF4. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

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, 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. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

- 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.

- 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 макронутриентный состав, и энергетическую ценность различных категорий продуктов питания.

Рекомендуется ввести классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (содержание белков, жиров, углеводов, калорийности), но и в стоимостном выражении (ценность продуктов питания).

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

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В современных условиях важно оптимизировать пищевую ценность продуктов питания, особенно в южных регионах России. Однако этому могут препятствовать различные факторы, включая особенности макронутриентного состава и энергетической ценности различных категорий продуктов. В ряде научных работ подчеркивается перспективность использования различных методов анализа для повышения пищевой ценности продуктов. Для анализа эмпирических данных традиционно используются различные методы, однако эти методы не всегда позволяют получить точные и сопоставимые результаты.

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

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные являются как лингвистическими (категориальными) переменными, так и числовыми переменными, измеряемыми в различных единицах измерения. Поэтому для решения данной задачи применяется АСК-анализ, обеспечивающий построение гибридных моделей, включающих как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы, причем в различных единицах измерения. Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения, обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной пищевой ценности продуктов.

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 диетологии.

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
2. 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.
3. 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.
4. 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.
5. 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.
6. 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.
7. Луценко, Е. В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе "Эйдос") / Е. В. Луценко, В. Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2011. – № 71. – С. 27-74. – EDN OIGYBV.
8. 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.
9. 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.
10. 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
11. 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>
12. Тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>

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

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

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

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

17. 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

18. 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

19. 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

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