

**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 технологий и систем

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии
на тему: АСК-анализа зависимости потребления фаст-фуда на здоровье
человека

Выполнил студент группы: ИТз2141 Гуров Егор Романович

Допущен к защите: _____

Руководитель проекта: д.э.н., к. т. н., профессор Луценко Е.В. ()
(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____ 19.04.2023 _____

(дата)

Оценка _____ ОТЛИЧНО _____

Краснодар 2023

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ

на курсовую работу

Студента Гурова Егора Романовича

курса 2 очной формы обучения группы ИТз2141

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК-анализа зависимости потребления фаст-фуда на
здоровье человека»

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор

(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсовой работы

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


Достоинства работы _____

Недостатки работы:

Итоговая оценка при защите _____ отлично _____

Рецензент _____ (Е.В. Луценко)

«19» февраля 2022 г.



РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 69 страницы, 38 рисунков, 21 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS-X, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ, ФАСТ-ФУД, КАЛОРИИ, БЕЛКИ, ЖИРЫ, УГЛЕВОДЫ.

Целью работы является провести АСК-анализ зависимости потребления фаст-фуда на здоровье человека. Добиться этого можно анализом методов формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

Содержание

ВВЕДЕНИЕ.....	6
1.1. Описание исследуемой предметной области	7
1.2. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность	9
1.3. Цель и задачи работы.....	10
2. МЕТОДЫ	13
2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы.....	13
2.2. Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)	15
2.3. Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа	17
3. РЕЗУЛЬТАТЫ	23
3.1. Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области. Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций	23
3.2. Задача-2. Формализация предметной области	24
3.3. Задача-3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей. Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний	30
3.4. Задача-4. Верификация моделей.....	40
3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели	43
3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.....	45
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний».....	48
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев.....	50
3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений	51
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	51
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе	52
3.8. Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели.....	52
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	52
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	53
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал.....	55
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	57
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	58
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты.....	59
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	60
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)	61
3.8.9. Значимость описательных шкал и их градаций	62
3.8.10. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	64

ОБСУЖДЕНИЕ	64
ВЫВОД	66
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	67

ВВЕДЕНИЕ

В наше время развитие информационных технологий и систем искусственного интеллекта происходит настолько быстрыми темпами, что ученые по всему миру не могут успевать за новыми идеями и технологиями. Одним из самых быстро развивающихся направлений является разработка интеллектуальных систем и технологий, которые могут улучшить качество жизни людей и повысить эффективность работы предприятий и организаций.

Цель данной курсовой работы - анализ данных, содержащий информацию о калориях, жирах, углеводах, белках и других ключевых питательных веществах, представляет собой ценный ресурс для диетологов, исследователей и людей, заботящихся о своем здоровье. Анализируя этот набор данных, мы можем лучше понять влияние потребления фаст-фуда на питание и работать над созданием более здоровых вариантов питания в индустрии быстрого питания.

Данная курсовая работа будет основана на обширном анализе литературных источников и будет представлять собой полное и всеобъемлющее исследование темы интеллектуальных систем и технологий.

Объектом исследования данной работы анализ заболеваемости детей города Краснодар в зависимости от возраста и района проживания.

Проблемой называется несоответствие фактического положения дел и желаемого в предмете исследования, а также противоречие между фактическим и желаемым, и это несоответствие и противоречие неприемлемо.

Если в работе не показана какая-либо проблема, которую необходимо решить, тогда такая работа не является актуальной. Поэтому проблема, которая решается в работе, должна быть обозначена в самом начале работы.

1. Предметная область

1.1. Описание исследуемой предметной области

Фаст-фуд известен своим удобством и доступностью по цене, но он также печально известен своей высокой калорийностью, высоким содержанием жира и сахара. Цель данной курсовой работы - пролить свет на пищевую ценность этих продуктов быстрого приготовления, помогая потребителям принимать более обоснованные решения о выборе продуктов питания.

Фаст-фуд – это вид общественного питания, основанный на быстром и дешевом приготовлении пищи, и нацеленный на массовое потребление. Общий принцип – это предложение широкого ассортимента блюд, которые готовятся быстро и подаются непосредственно потребителю в упакованных контейнерах или на тарелках.

Фаст-фуд является популярным и распространенным видом питания среди всех возрастных категорий и социальных слоев населения. Он состоит из разных категорий блюд, таких как бургеры, фри, сэндвичи, салаты и напитки, которые предлагаются в заведениях, которые располагаются на авто- или пешеходных маршрутах, либо внутри торговых центров. Одной из особенностей фаст-фуда является широкое использование процессорной технологии и автоматизированных систем для обработки заказов, расчетов, учёта и отслеживания производительности работников.

Также в фаст-фуд уделяется много внимания дизайну обстановки, маркетингу и рекламе, чтобы заинтересовать потенциальных клиентов. Некоторые фаст-фуд компании также стремятся внедрять новые технологии и усовершенствования в свои процессы приготовления пищи и стандартизации работы, чтобы создать гибкие и эффективные системы поставки и контроля качества.

Среди основных проблем в области фаст-фуда можно выделить высокое содержание недоброкачественных ингредиентов, жиров и соли в блюдах, что может негативно повлиять на здоровье потребителей. Также наблюдается растущее влияние фаст-фуда на общество, включая изменение привычек питания, рост статистики заболеваний связанных с питанием, и нецелевое использование энергии и ресурсов.

Тем не менее, фаст-фуд остается популярным бизнесом и постоянно привлекает новых инвесторов и предпринимателей. Область фаст-фуда предлагает широкий спектр карьерных возможностей для специалистов в области менеджмента, производства, разработки продуктов питания и маркетинга.

1.2. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Проблема – это несоответствие фактического положения дел и желаемого (целевого) в предмете исследования, противоречие между фактическим и желаемым, и это несоответствие и противоречие неприемлемо.

Если в работе не ставится и не решается какая-либо проблема, то эта работа не актуальна, т.е. вообще не нужна и непонятно зачем она написана. Поэтому проблема, решаемая в работе, обязательно должна быть сформулирована в самом ее начале. Предыдущие разделы являются подготовительными и создают для этого необходимые предпосылки, чтобы постановка проблемы была обоснованной и убедительной.

О соотношении содержания понятий «Проблема» и «Задача».

Задача – это простая проблема, а проблема – это сложная задача.

Сложность относительна, т.е. зависит от степени компетентности исследователя и степени его информированности и возможностей информационного поиска. Если исследователю известен метод разрешения проблемной ситуации, то для него это задача, а если неизвестен или он вообще не существует, то проблема.

Важной предпосылкой успешного решения проблемы служит её правильная формулировка.

Предмет кандидатской диссертации – это решение задачи, путем применения известного метода, но адаптированного, доработанного для конкретного предмета исследования. В этой адаптации, проведенной лично автором исследования, и состоит научная новизна. Практическая значимость решения задачи состоит в том, что ранее она не была решена в предмете исследования и это решение может быть применено в объекте исследования.

Предмет курсовой работы – это решение проблемы, путем разработки нового метода. Иначе говоря, поиск метода решения проблемы, соответствующего обоснованным требованиям, не дал положительного

результата, и пришлось разработать собственный метод. Научная новизна работы состоит в разработке нового ранее неизвестного метода, обеспечивающего решение не только проблемы, решаемой в работе, но и сходных проблем в других предметных областях. Практическая значимость решения проблемы состоит в том, что это решение может быть применено не только в предмете и объекте исследования, но и в других предметных областях, а также в том, что для последующих поколений исследователей эта проблемная ситуация уже будет квалифицироваться не как проблема, а как задача. Таким образом, курсовая работа имеет межотраслевое звучание и переводит решаемую проблему в класс задачи.

В данной работе главной проблемой, является, то, что нет анализа общей заболеваемости по возрасту детей и по району их проживания.

1.3. Цель и задачи работы

Для решения задач, которые представлены в работе, будут использоваться: Excel и систему искусственного интеллекта Эйдос-X++.

Целью данной курсовой работы является, составление АСК-анализа о влиянии потребления фаст-фуда на питание.

Поскольку для решения поставленной проблемы используется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система «Эйдос», то достижение поставленной цели обеспечивается решением следующих задач и подзадач, которые являются этапами достижения цели:

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

Задача-2. Формализация предметной области.

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

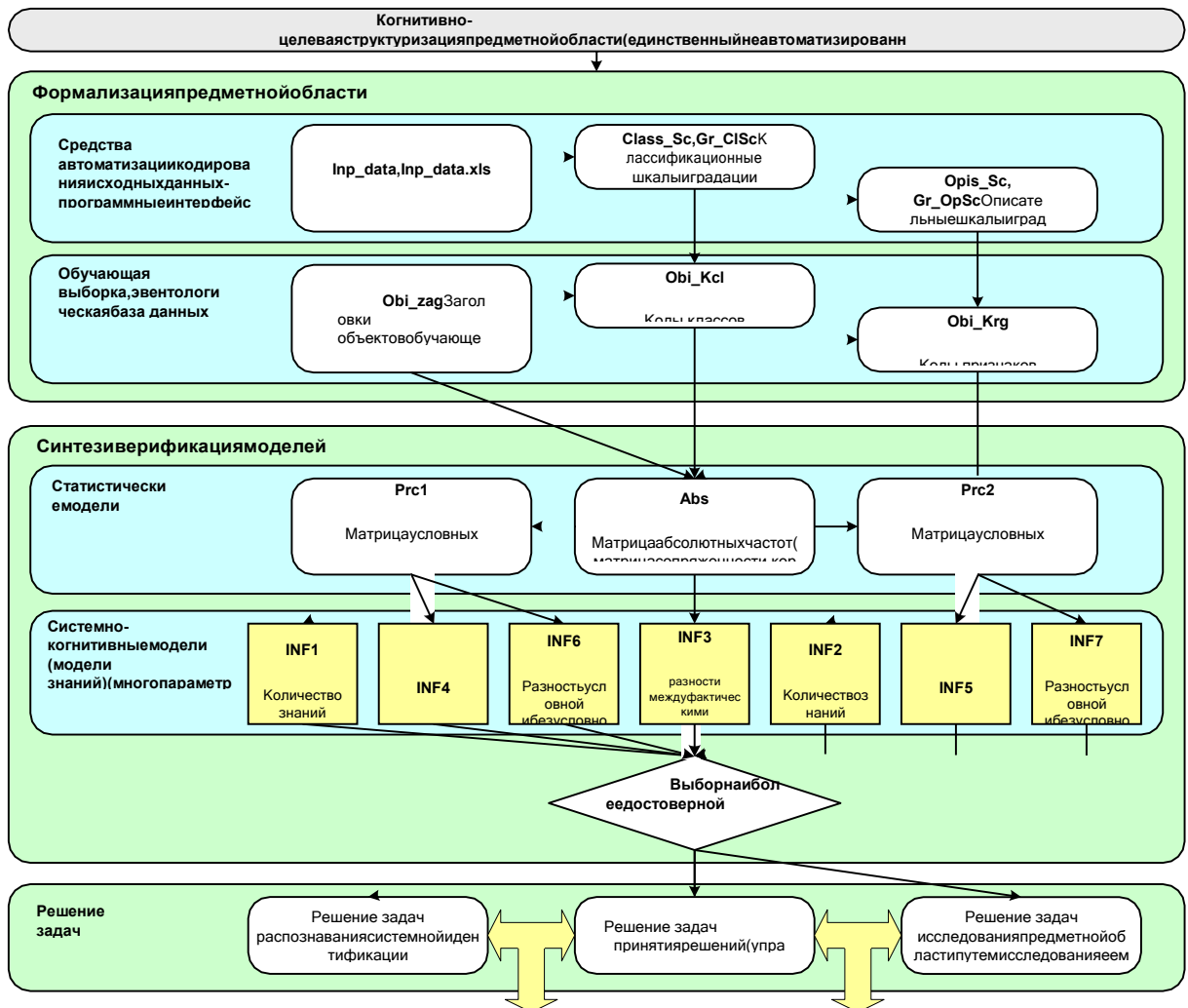
Задача-4. Верификация моделей.

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 (Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы); Кластерно-конструктивный анализ классов; Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал; Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны; Нелокальная нейронная сеть; 3d-интегральные когнитивные карты; 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); Когнитивные функции; Значимость описательных шкал и их градаций; Степень детерминированности классов и классификационных шкал).



Соотношения задач:

- распознавания, классификации, идентификации и диагностики (это одно и то же, т.е. синонимы);
- идентификации и прогнозирования (при идентификации значения свойства 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);
- прогнозирования и принятия решений (при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется вероятность будущего состояния и не передет 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);
- принятия решений и исследования моделируемой предметной области (задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа. Однако SWOT-анализ имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы могут не быть технологической и финансовой возможности использовать. Поэтому в АСК-анализе системы «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений п.6.3 в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задач прогнозирования и результаты кластерно-

повышение уровня системности моделей

Рисунок 1 – Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

2. МЕТОДЫ

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели было решено использовать новый метод искусственного интеллекта:

Автоматизированный системно-когнитивный анализ или АСК-анализ. Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X. Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, в которых не требуется автоматического, т. е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;
- находится в полном открытом бесплатном доступе причем с актуальными исходными текстами;
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т. е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа»;

- 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);

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений;

- поддерживает online среду накопления знаний и широко используется во всем мире;

- 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 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);

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе;

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

– вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практические и не осуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторности всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

2.2. Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен проф. Е.В. Луценко в 2002 году в ряде статей и фундаментальной монографии. Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)» был предложен проф. Е.В.Луценко. На тот момент он вообще не встречался в Интернете. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов.

АСК-анализ включает:

– теоретические основы, в частности базовую формализуемую когнитивную концепцию;

– математическую модель, основанную на системном обобщении теории информации (СТИ);

– методику численных расчетов (структуры баз данных и алгоритмы их обработки);

– программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» (интеллектуальная система «Эйдос»).

Около половины из 650 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором АСК-анализа опубликовано более 39 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 334 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 6 статей в журналах, входящих в WoS, 5 публикаций в журналах, входящих в Скопус.

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США.

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

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

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

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

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

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

2.3. Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа

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

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>).
- Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);
- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt): открытая лицензия: [CC BY-SA](http://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/)

[4.0 \(https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/\)](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В. Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 32 свидетельство РосПатента РФ);

– является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

– реально работает, обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

– имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 380, соответственно: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

– поддерживает online среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);

– обеспечивает мультязычную 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 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);

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

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

– вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос? В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы

думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

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

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 видеодиаграмма 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 Windowsxp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке Аляска-1.9 + Экспресс++ + библиотека для работы с Internet xb2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

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

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2022 года по настоящее время. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке Аляска+Экспресс, обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (BigData, BigInformation, BigKnowledge) с использованием ADS (AdvantageDatabaseServer), а также на языке C# (VisualStudio | C#).

На рисунке 2 приведена титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 3 – текущей версии системы «Эйдос»:



Рисунок 2. Титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос» [7]

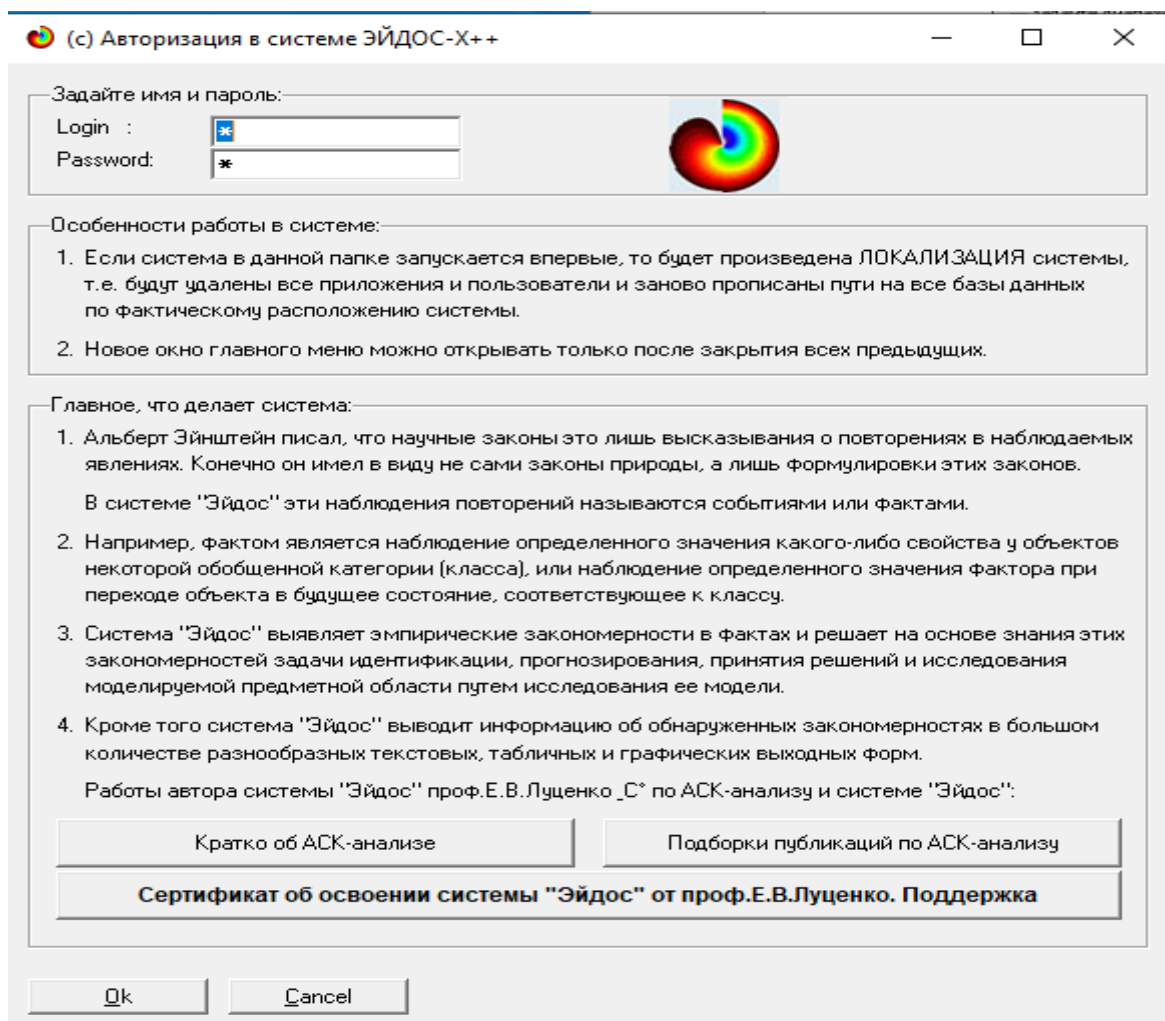


Рисунок 3. Титульная видеограмма текущей версии системы «Эйдос»

3. 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 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).

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);

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

Обобщающая терминология:

– классификационные шкалы и градации;

– описательные шкалы и градации;

3.2. 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.

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

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

Для загрузки модели в систему AIDOS-X необходимо конвертировать CSV-файл в файл формата XLSX.

Итоговую таблицу можно увидеть на рисунке 4 и рисунке 5.

restaurant	item	calories	cal_fat	total_fat	sat_fat	trans_fat	cholesterol	sodium	total_carb	fiber	sugar	protein	vit_a	vit_c	calcium
Mcdonalds	Artisan Grilled Chicken Sandwich	380	60	7	2	0	95	1110	44	3	11	37	4	20	20
Mcdonalds	Single Bacon Smokehouse Burger	840	410	45	17	1,5	130	1580	62	2	18	46	6	20	20
Mcdonalds	Double Bacon Smokehouse Burger	1130	600	67	27	3	220	1920	63	3	18	70	10	20	50
Mcdonalds	Grilled Bacon Smokehouse Chicken Sandwich	750	280	31	10	0,5	155	1940	62	2	18	55	6	25	20
Mcdonalds	Crispy Bacon Smokehouse Chicken Sandwich	920	410	45	12	0,5	120	1980	81	4	18	46	6	20	20
Mcdonalds	Big Mac	540	250	28	10	1	80	950	46	3	9	25	10	2	15
Mcdonalds	Cheeseburger	300	100	12	5	0,5	40	680	33	2	7	15	10	2	10
Mcdonalds	Classic Chicken Sandwich	510	210	24	4	0	65	1040	49	3	6	25	0	4	2
Mcdonalds	Double Cheeseburger	430	190	21	11	1	85	1040	35	2	7	25	20	4	15
Mcdonalds	Double Quarter Pounder® with Cheese	770	400	45	21	2,5	175	1290	42	3	10	51	20	6	20
Mcdonalds	Filet-O-Fish®	380	170	18	4	0	40	640	38	2	5	15	2	0	15
Mcdonalds	Garlic White Cheddar Burger	620	300	34	13	1,5	95	790	48	3	11	32	10	10	35
Mcdonalds	Grilled Garlic White Cheddar Chicken Sandwich	530	180	20	7	0	125	1150	48	3	11	42	10	20	35
Mcdonalds	Crispy Garlic White Cheddar Chicken Sandwich	700	300	34	9	0	85	1190	67	5	11	33	10	15	35

Рисунок 4 – Фрагмент обучающей выборки

Mcdonalds	Hamburger	250	70	8	3	0	30	480	31	2	6	13	2	2	4
Mcdonalds	Lobster Roll	290	50	5	1,5	0	65	630	35	2	3	24	4	6	15
Mcdonalds	Maple Bacon Dijon 1/4 lb Burger	640	330	36	14	1,5	110	1260	40	3	10	37	6	15	15
Mcdonalds	Grilled Maple Bacon Dijon Chicken Sandwich	580	190	21	8	0	135	1890	50	3	14	48	4	30	30
Mcdonalds	Crispy Maple Bacon Dijon Chicken Sandwich	740	310	35	9	0,5	95	1780	69	5	14	39	4	20	290
Mcdonalds	McChicken	350	130	15	3,5	0	40	600	40	2	5	15	2	2	4
Mcdonalds	McDouble	380	160	18	8	1	70	840	34	2	7	23	10	2	10
Mcdonalds	McRib	480	200	22	7	0	80	870	45	2	12	25	2	2	6
Mcdonalds	Pico Guacamole 1/4 lb Burger	580	300	33	12	1,5	95	920	41	4	7	29	8	15	15
Mcdonalds	Grilled Pico Guacamole Chicken Sandwich	520	160	18	6	0	115	1540	50	4	12	40	8	25	30
Mcdonalds	Crispy Pico Guacamole Chicken Sandwich	680	280	32	7	0	80	1430	69	6	12	31	8	15	30
Mcdonalds	Premium Buttermilk Crispy Chicken Deluxe Sandwich	570	200	23	5	0	60	1050	64	4	11	28	4	10	20
Mcdonalds	Premium Crispy Chicken Deluxe Sandwich	530	200	22	4	0	45	1000	59	3	13	25	6	10	20
Mcdonalds	Quarter Pounder® with Cheese	530	240	27	13	1,5	100	1090	41	3	10	31	20	6	15
Mcdonalds	Signature Sriracha Burger	670	320	35	12	1,5	95	1010	56	4	13	32	20	15	30

Рисунок 5 – Фрагмент обучающей выборки

Где следующие столбцы содержат следующую информацию:

«restaurant» – содержит наименования ресторанов;

«item» – наименования блюд;

«Calories» – калорийность порции

«Call_fat» - заявленная калорийность порции от ресторана

«Total-fat» – общее количество каллорий блюда

«Sat-fat» - количество насыщенных жиров в одной порции блюда

«Trans_fat» - количество транс жиров в одной порции блюда

«Cholesterol» - количество халестерина в одной порции блюда

«Sodium» - количество соли в одной порции блюда

«Total_carb» – общее количество углеводов в одной порции блюда

«Fiber» - общее количество волокон в одной порции блюда

«Sugar» - общее количество сахара в одной порции блюда

«Protein» - общее количество протеинов в одной порции блюда
«Vit_a» - общее количество витамина А в одной порции блюда
«Vit_c» - общее количество витамина С в одной порции блюда
«Calcium» - общее количество кальция в одной порции блюда

Для импорта обучающей выборки в систему AIDOS-X необходимо скопировать ее в папку Inp_data и переименовать в Inp_data.xlsx, после этого можно запустить саму программу и универсальный программный интерфейс импорта данных в систему (режим 2.3.2.2), результат заполнения которого представлен на рисунке 6.

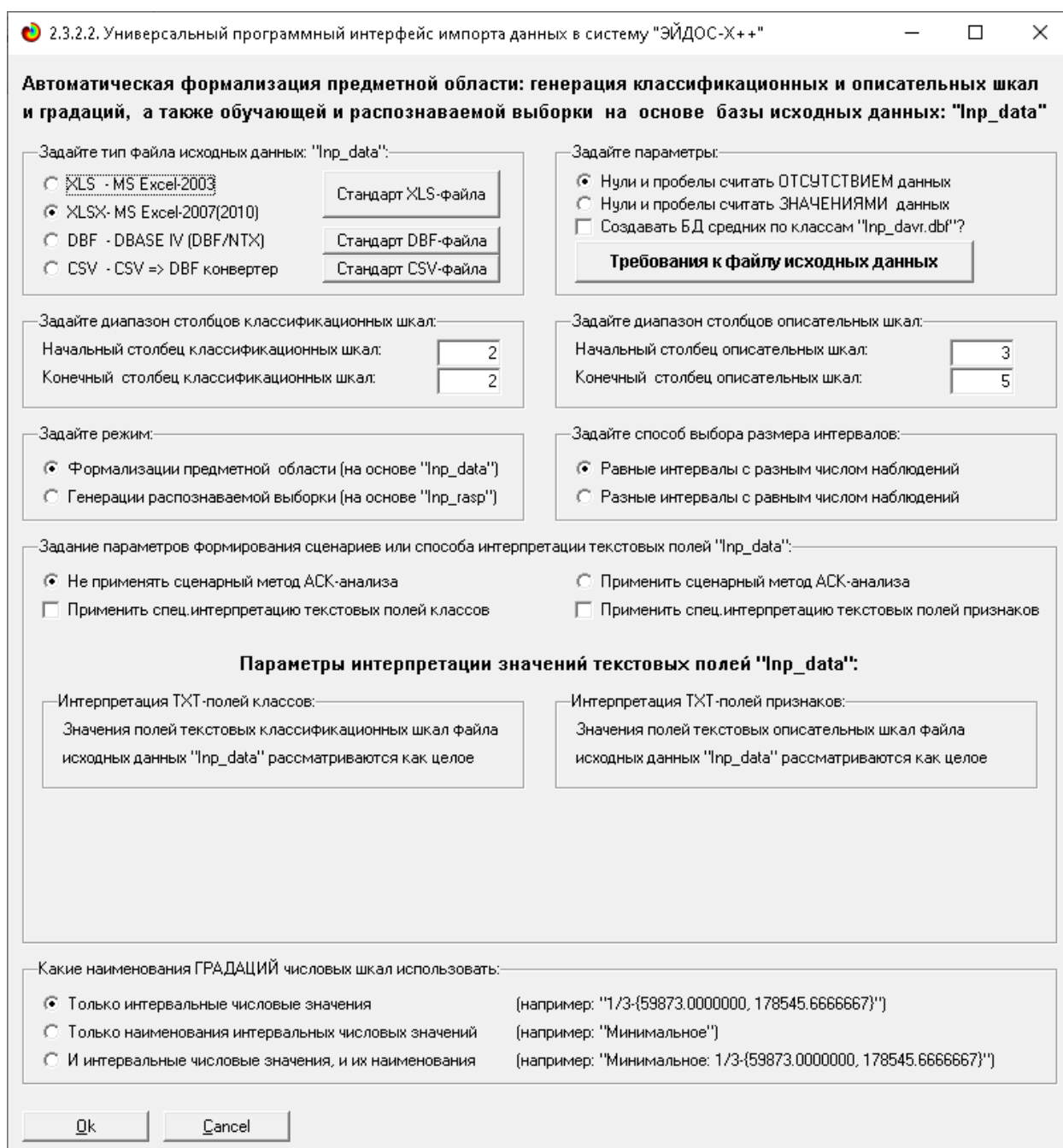


Рисунок 6 – Интерфейс импорта

Следует выделить следующие настройки:

- Тип файла – XLSX;
- Классификационная шкала – 2;
- Описательные шкалы – 3-5.

После этого приложение просит задать размерности модели системы, оставляем всё как есть (рисунок 7).

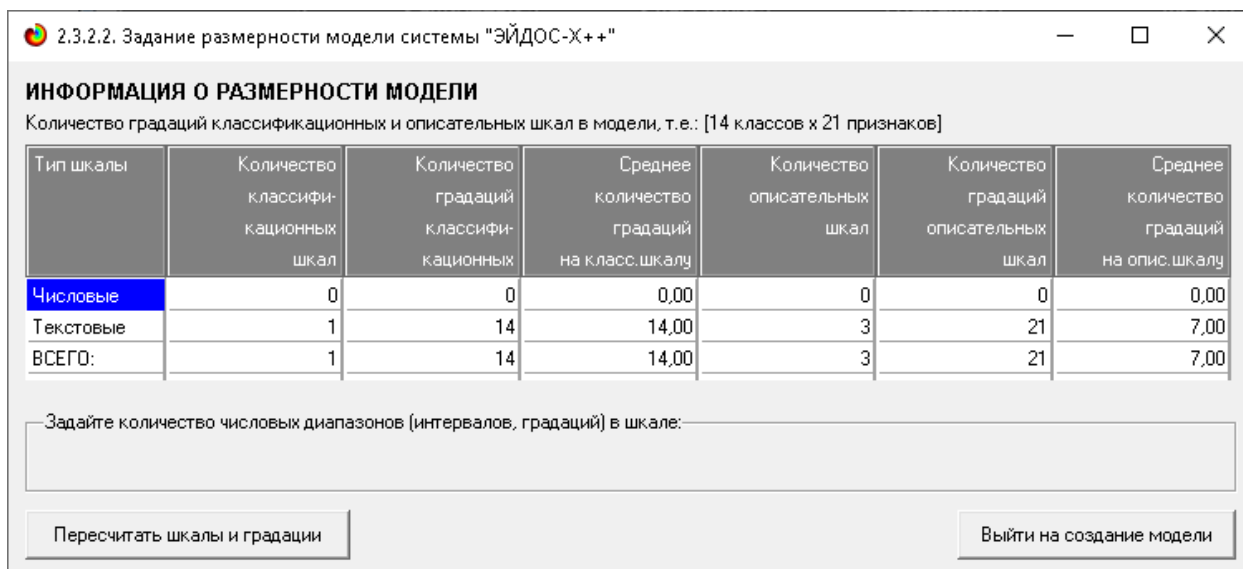


Рисунок 7 – Задание размерностей системы

Процесс импорта данных из внешнего файла в систему представлен на рисунке 8.

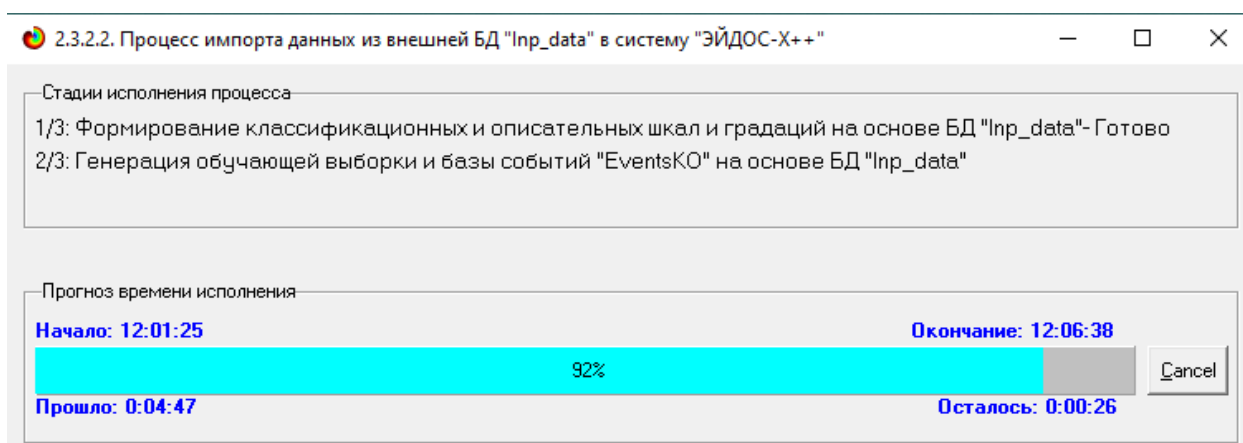


Рисунок 8 – Импорт данных

После загрузки данных система автоматически нашла классификационные шкалы, которые можно посмотреть в режиме 2.1 (рисунок 9) и описательные шкалы, которые можно посмотреть в режиме 2.2 (рисунок 10).

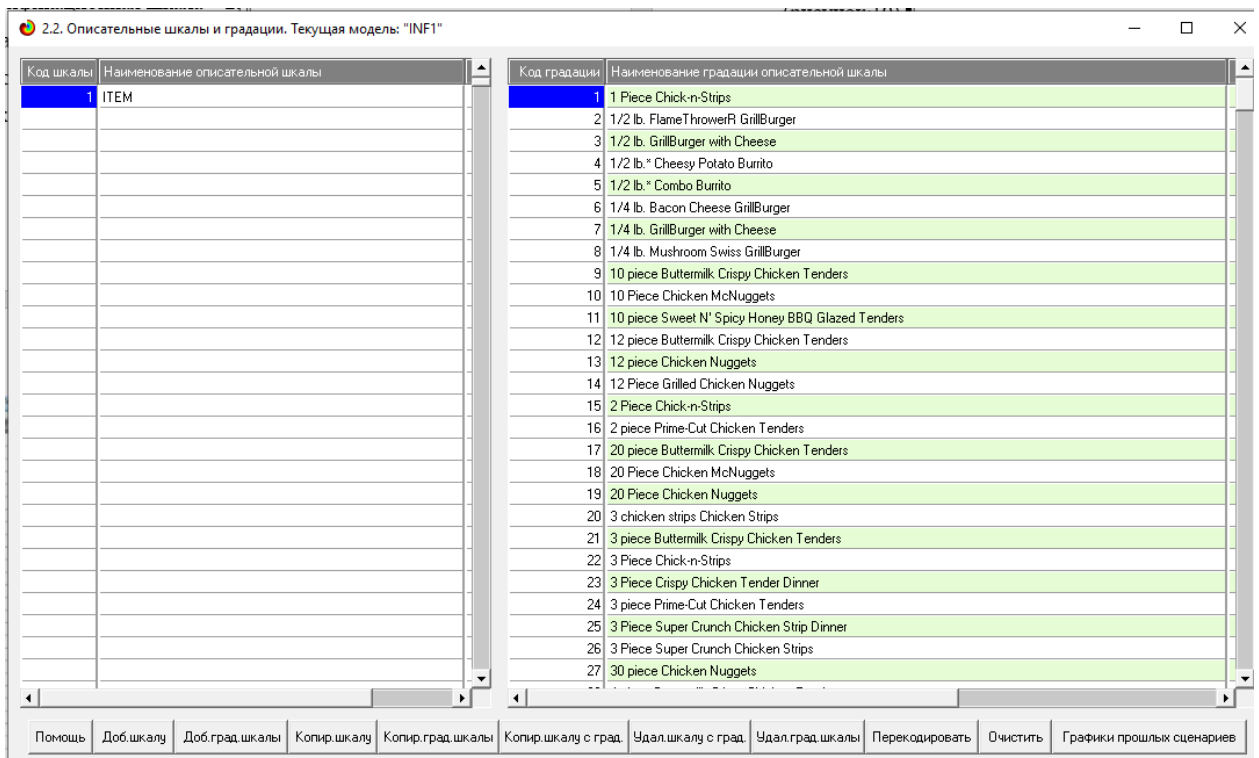


Рисунок 9 – Классификационные шкалы

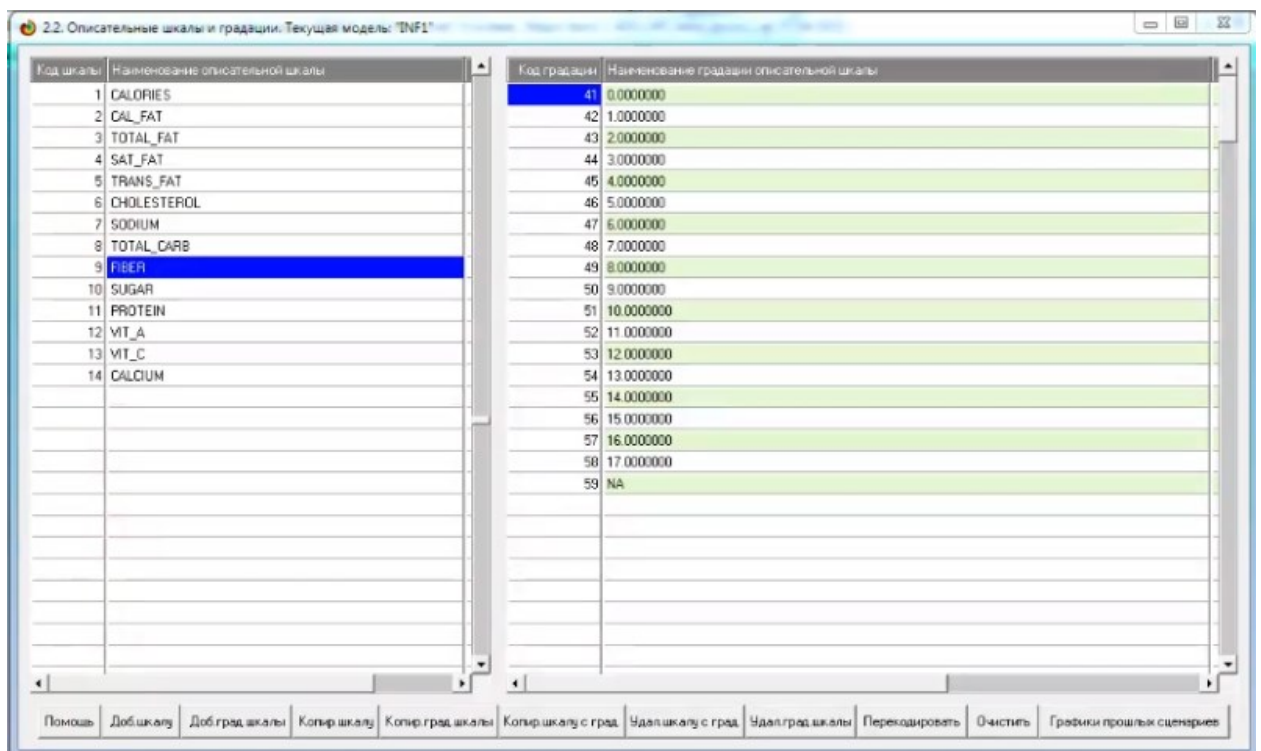


Рисунок 10– Описательные шкалы

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос». Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и СК-модели, подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко. Отметим лишь, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов). Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 5).

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

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных (см. Help режима 2.3.2.2) рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 1).

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2).

Таблица 2 – Матрица условных и безусловных процентных распределений
(статистические модели PRC1 и PRC2)

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

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

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

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

На практике часто встречается существенная несбалансированность данных, под которой понимается сильно отличающееся количество объектов обучающейся выборки, относящихся к различным классам. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 1)

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

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот, а матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы системно-когнитивных моделей (СК-модели, таблица 4), в частности матрица информативностей.

Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения.

В системе «Эйдос» это осуществляется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблицы 2 с использованием частных критериев, знаний, приведенных таблице 3, рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 4).

В таблице 3 приведены формулы:

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

И это сравнение в таблице 3 осуществляется двумя возможными способами: путем вычитания и путем деления.

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» - ReturnOnInvestment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

Таблица 3– 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 1)	$N_i = \sum_{j=1}^M N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^W N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота};$	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак		$I_{ij} = \Psi I_{ij} = \Psi \times Lo_i$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.		
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij}$
INF4 , частный критерий: ROI - ReturnOnInvestment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу		$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} -$
INF5 , частный критерий: ROI - ReturnOnInvestment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу		$I_{ij} = I I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

Обозначения к таблице 3:

i – значение прошлого параметра;

j - значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W - суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

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

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

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

Когда 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 Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

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

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы					Значимость фактора
		I	...	j	...	W	
Значения факторов	I	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$\sigma_{\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
	...						

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

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

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 9 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 8), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели [10-64].

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 4).

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 в как источник информации об объекте моделирования.

Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 5):

Таблица 5 – 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	$\sigma_{\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{\bar{y}} - \bar{I}_j)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\bar{y}} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{\bar{y}} - \bar{I}_j)^2}$
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	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{\bar{y}} - \bar{I}_j)^2}$

Экранные формы режима синтеза моделей приведены ниже:

Для синтеза и верификации моделей создан режим 3.5, после его запуска задается модель, которая помечается текущей (рисунок 11).

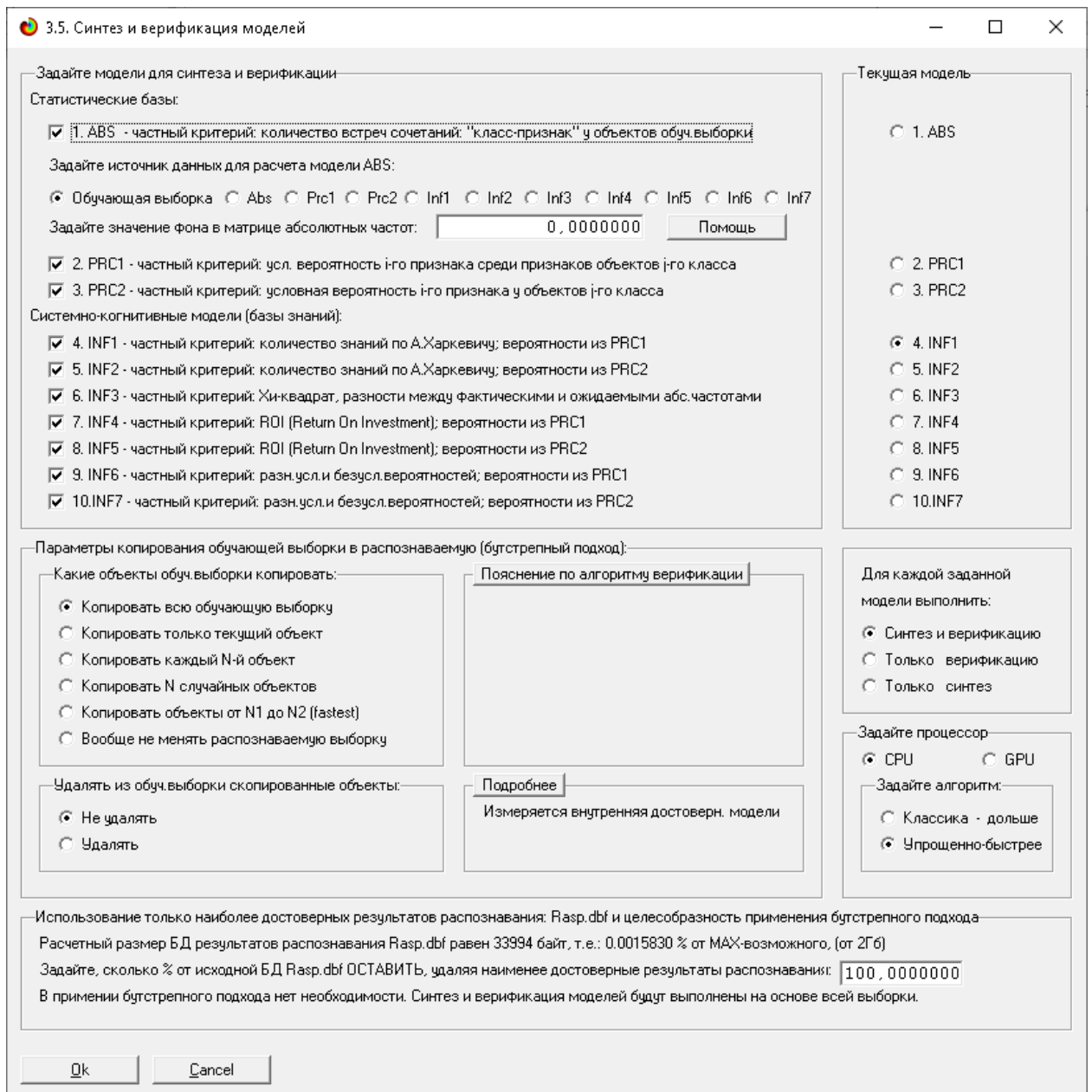


Рисунок 11 – Режим синтеза моделей

Данный режим содержит множество различных методов верификации, но мы используем параметры, которые система предлагает по умолчанию. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени исполнения показаны на рисунке 12.

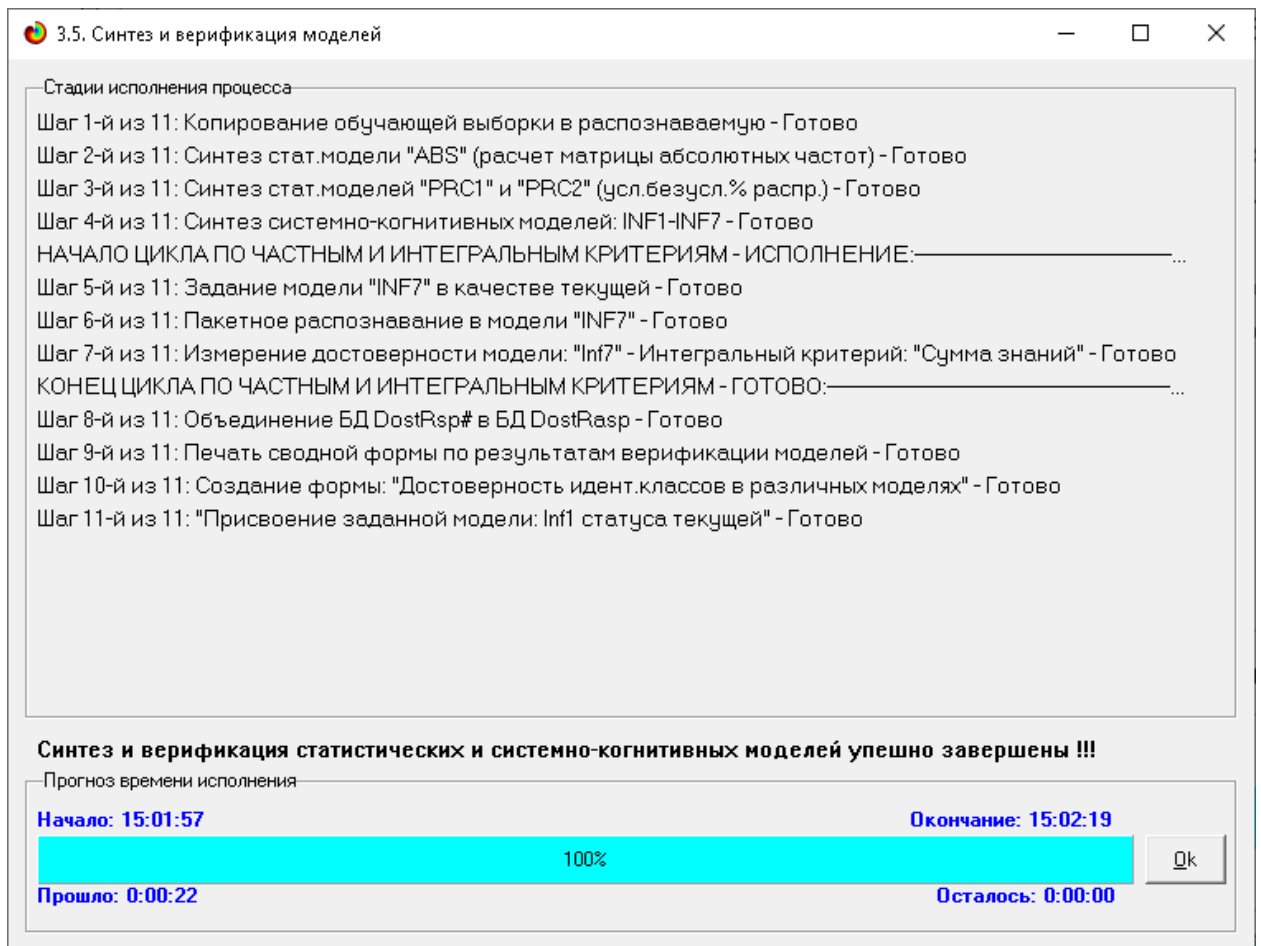


Рисунок 12 – Синтез и верификация моделей

Таким образом, частные критерии представляют собой формулы для преобразования матрицы абсолютных частот, которая представлена на рисунке 13 и открытой с помощью режима 5.5.1, в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний.

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	Mcdonalds-Artisan Grilled Chicken Sandwich		
2	Mcdonalds-Single Bacon Smokehouse Burger		
3	Mcdonalds-Double Bacon Smokehouse Burger		
4	Mcdonalds-Grilled Bacon Smokehouse Chicken Sandwich		
5	Mcdonalds-Crispy Bacon Smokehouse Chicken Sandwich		
6	Mcdonalds-Big Mac		
7	Mcdonalds-Cheeseburger		
8	Mcdonalds-Classic Chicken Sandwich		
9	Mcdonalds-Double Cheeseburger		
10	Mcdonalds-Double Quarter Pounder® with Cheese		
11	Mcdonalds-Filet-O-Fish®		

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
1	5	0	0	0

Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	90	0	0	0	0	0	0

Помощь Склонировать обуч. выб. в расп. Добавить объект Добавить классы Добавить признаки Удалить объект Удалить классы Удалить признаки Очистить БД

Рисунок 13 – Матрица абсолютных частот

3.4. Задача-4. Верификация моделей

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

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.

С результатами верификации моделей, отличающихся частными критериями, можно ознакомиться в режиме 3.4 системы «Эйдос», они представлены на рисунке 14.

3.4. Обобщ форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модул. уровней сход. истинно-полож. решений (S1P)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (S1N)	Сумма уровней ложнополож. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	312.252	316.640	16
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Сумма абс. частот по признак...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	259.500	316.640	12
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	312.252	316.640	16
2. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Сумма усл.отн. частот по приз...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	216.939	316.640	12
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	312.011	316.397	16
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Сумма усл.отн. частот по приз...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	216.939	316.640	12
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс зна...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	305.648	311.029	9
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Сумма знаний	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	343.362	316.640	11
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс зна...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	305.648	311.029	9
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Сумма знаний	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	343.362	316.640	11
6. INF3 - частный критерий: Минквадрат: разности между фактик...	Семантический резонанс зна...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	310.490	322.952	13
6. INF3 - частный критерий: Минквадрат: разности между фактик...	Сумма знаний	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	283.222	294.522	11
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	299.441	304.719	4
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	193.862	316.640	4
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	299.441	304.719	4
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	193.862	316.640	4
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	310.737	315.105	13
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	198.899	316.640	10
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	310.737	315.105	13
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	515	515	3581	24		0.955	1.000	0.977	198.899	316.640	10

Помощь по мерам достоверности | Помощь по частотным распределениям | TP|TN|FP|FN | (TP-FP)/(TN+FN) | (T-F)/(T+F)*100 | Задать интервал сглаживания

Рисунок 14 – Оценки достоверности моделей

Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и систему Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Луценко (рисунок 10). Наиболее достоверными оказались модели INF4и INF5, однако рассматривать далее будем только модель ABS. Точно данной модели по F-мере Ван Ризбергена составляет 0.881, а по L1-мере профессора Луценко – 0.971. L1-мера, предложенная профессором Луценко является более достоверной, в сравнении с F-мерой Ван Ризбергена. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%.

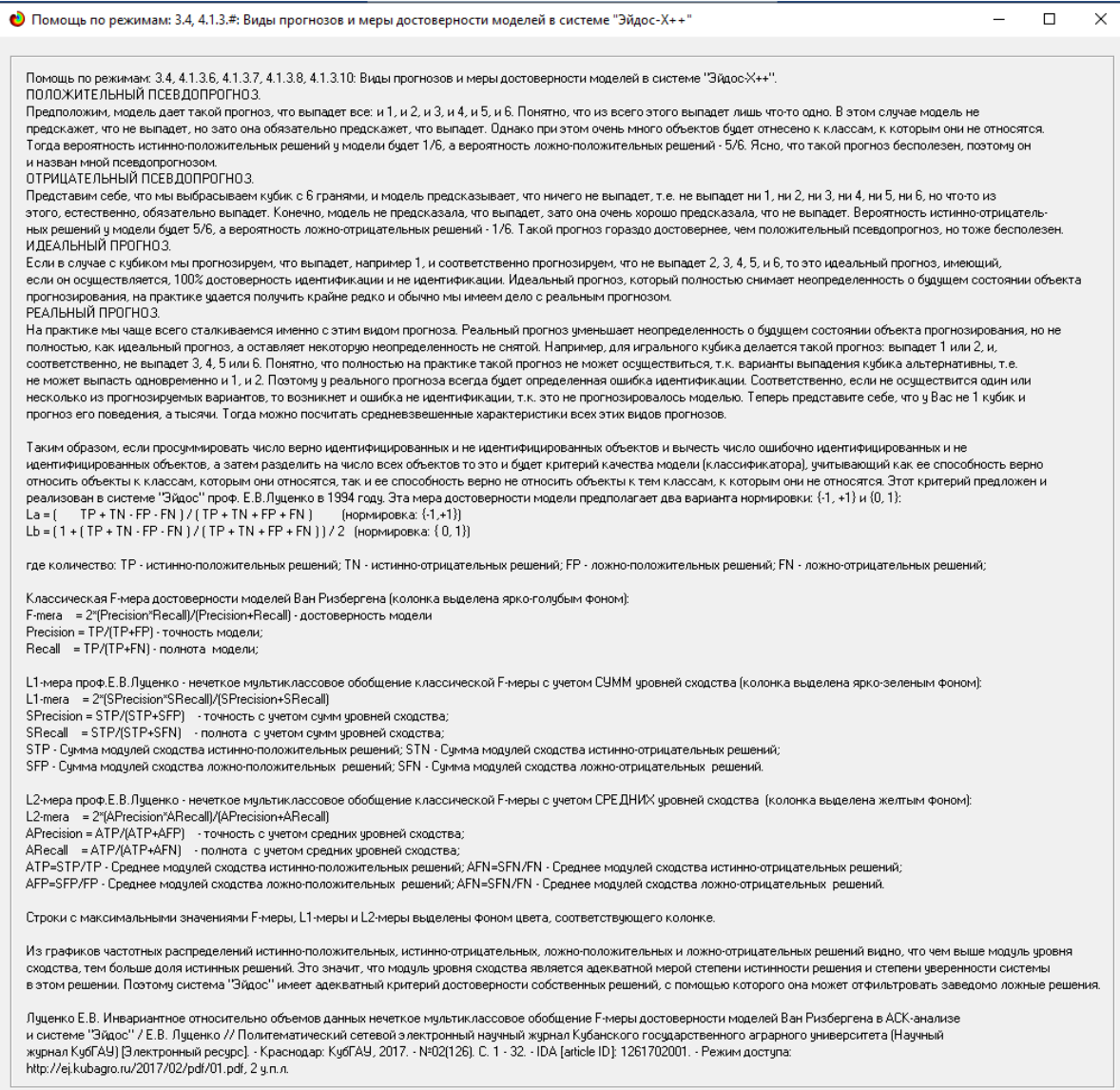


Рисунок 17 – Виды прогнозов и меры достоверностей в системе «Эйдос»

Также необходимо обратить внимание на то, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний из 23 интеллектуальных технологий. На рисунке 18 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели ABS.

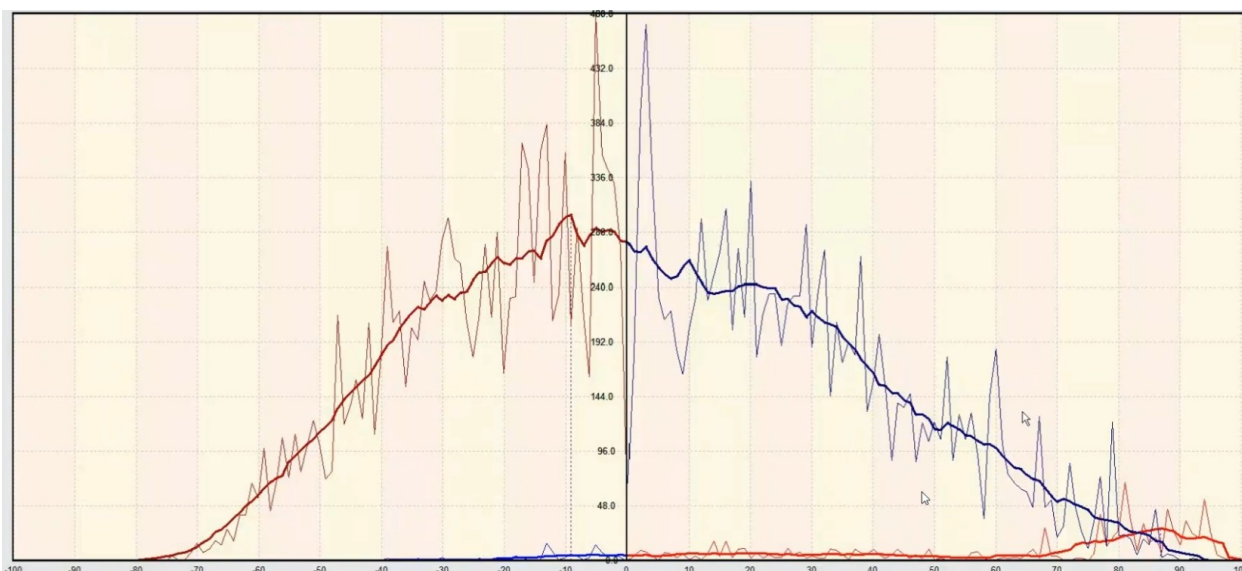


Рисунок 18 – Частотные распределения верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели ABS

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 осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро. Это необходимо лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только

для модели, заданной текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

В соответствии с технологией АСК-анализа необходимо задать текущую модель в режиме 5.6, в ее качестве выберем наиболее достоверную модель INF3, что показано на рисунке 12.

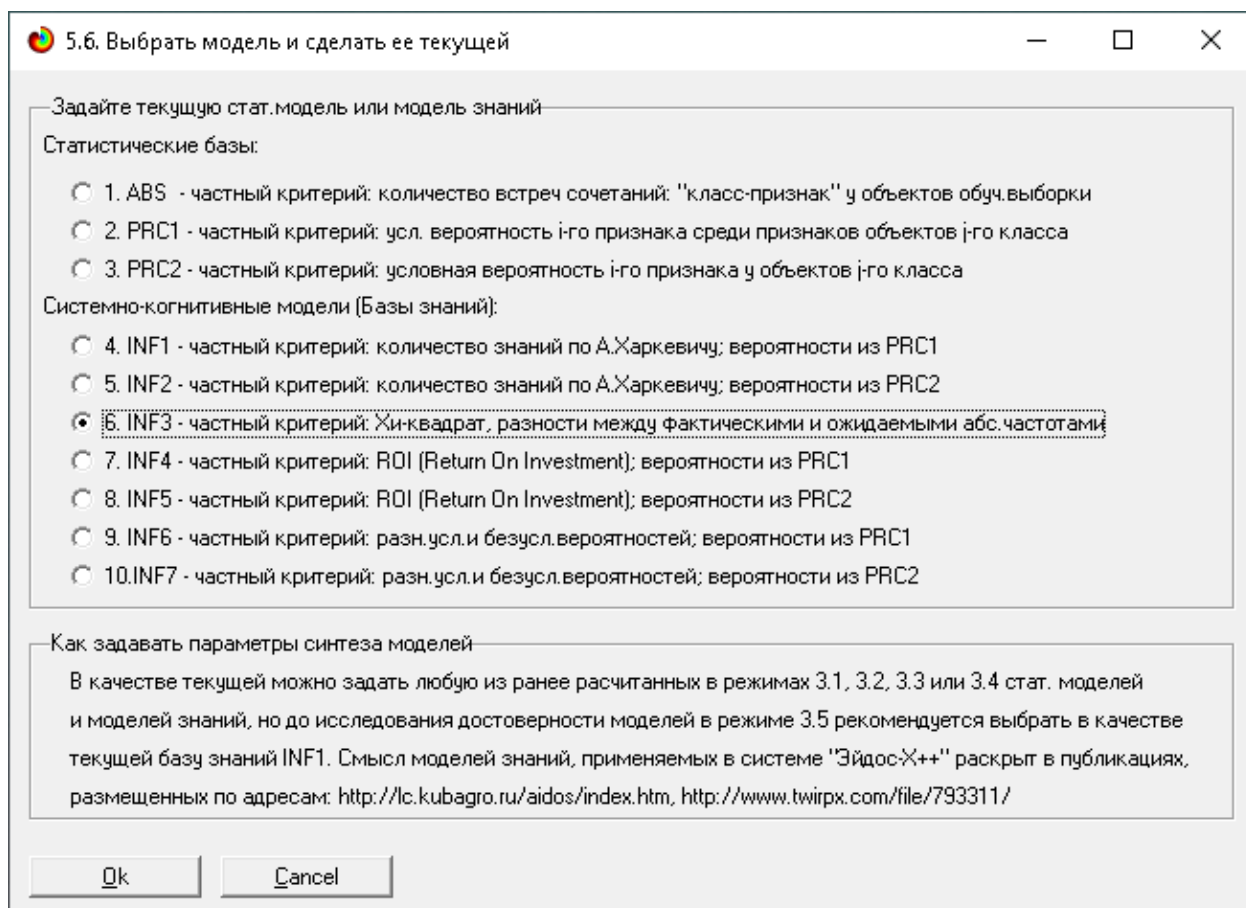


Рисунок 19 – Выбор текущей модели

После этого необходимо провести пакетное распознавание текущей модели в режиме 4.1.2 (рисунок 20)

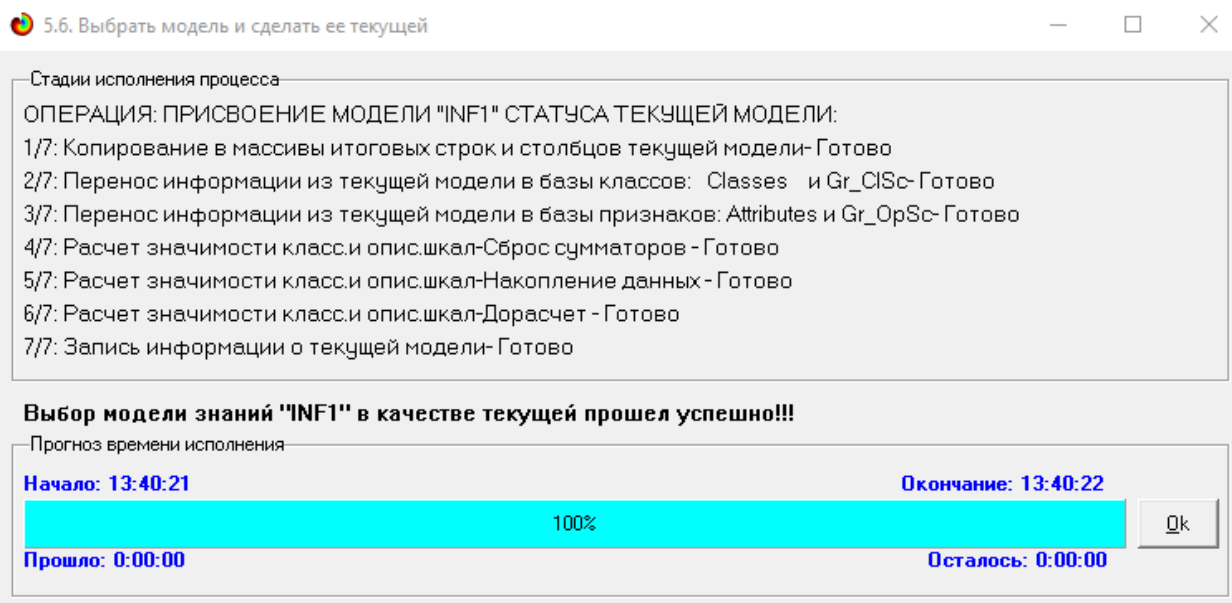


Рисунок 20 – Пакетное распознавание текущей модели

Решение задачи идентификации может быть рассмотрено на нескольких моделях, в которых рассчитано количество информации по А. Харкевичу, которое было сгенерировано по принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, учитывая признаки объекта.

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.

Задача решается в модели, заданной в качестве текущей, т.к. является весьма трудоемкой в вычислительном отношении. Правда с использованием графического процессора (GPU) для расчетов эта проблема практически снялась.

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

Режим 4.1.3 системы «Эйдос» обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

- Подробно наглядно: "Объект – классы";
- Подробно наглядно: "Класс – объекты";
- Итоги наглядно: "Объект – классы";
- Итоги наглядно: "Класс – объекты";
- Подробно сжато: "Объект – классы";
- Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях;
 - Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям;
 - Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям;
 - Распознавание уровня сходства при разных моделях и интегральных критериях;
 - Достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях.

Рассмотрим подробнее режимы работы 4.1.3.1 и 4.1.3.2, результаты которых представлены на рисунке 21

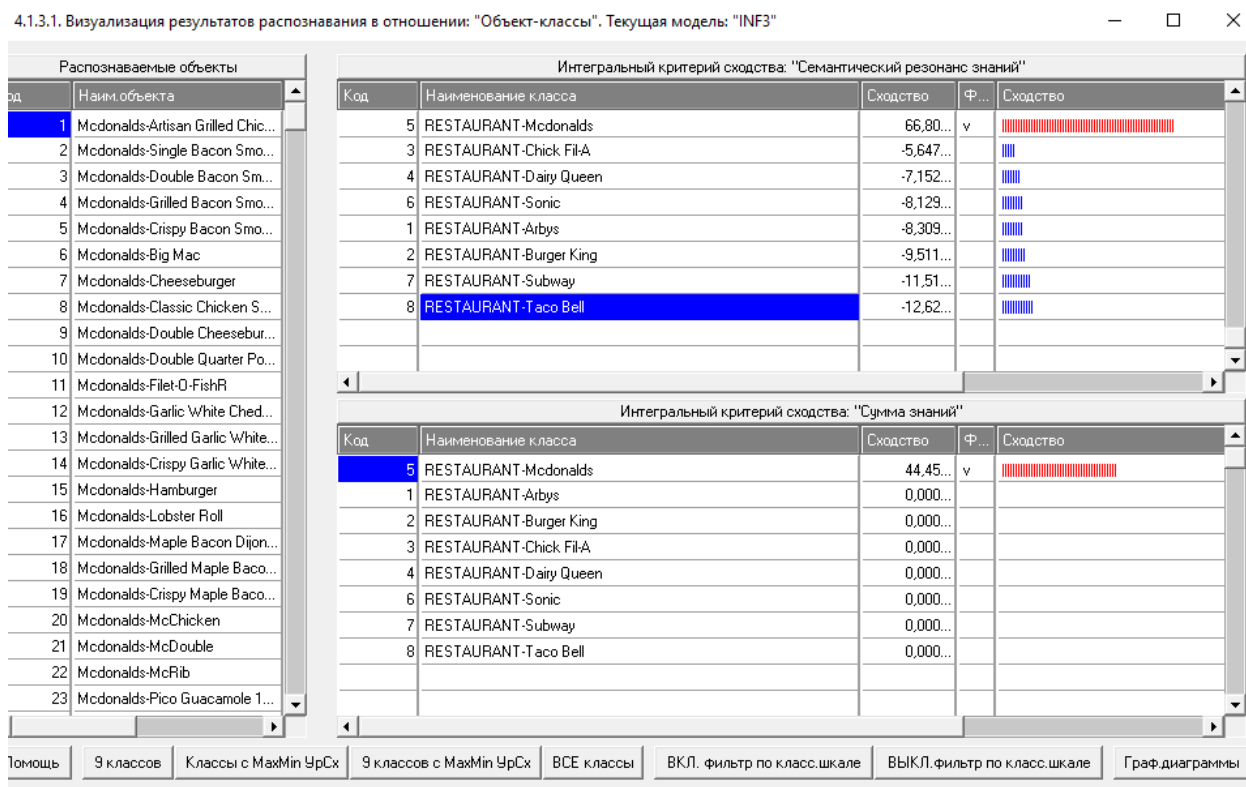


Рисунок 21 – Результат режима работы 4.1.3.1, идентификация объектов в модели INF3

После данного этапа можно приступить к выбору наиболее достоверной модели.

3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

$\bar{I}_{\bar{y}} = \{I_{\bar{y}}\}$ – 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.:

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

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:

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

Поэтому по своей сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других

способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности

линейной интерполяции: $I_{\bar{v}} \rightarrow \frac{I_{\bar{v}} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$. Это позволяет

предложить другие виды интегральных критериев. Но они в настоящее время 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 неортонормированных пространствах, которые, как правило, и встречаются на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

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

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

соответствии с хорошо обоснованной математической моделью непосредственно на основе эмпирических данных.

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

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется вес каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии: Луценко Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ: научная монография / Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2021. – 288 с., ISBN 978-5-907474-67-3, DOI: [10.13140/RG.2.2.22981.37608](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.22981.37608), <https://www.researchgate.net/publication/353555996>

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») [9].

3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать.

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.

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 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».

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	ITEM-1 Piece Chick-n-Strips
2	ITEM-1/2 lb. FlameThrowerR GrillBurger
3	ITEM-1/2 lb. GrillBurger with Cheese
4	ITEM-1/2 lb.* Cheesy Potato Burrito
5	ITEM-1/2 lb.* Combo Burrito
6	ITEM-1/4 lb. Bacon Cheese GrillBurger

SWOT-анализ значения фактора:1 "ITEM-1 Piece Chick-n-Strips" в модели:6 "INF3"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
3	RESTAURANT-Chick FilA	0.948

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
8	RESTAURANT-Taco Bell	-0.223
7	RESTAURANT-Subway	-0.186
2	RESTAURANT-Burger King	-0.136
5	RESTAURANT-Mcdonalds	-0.111
1	RESTAURANT-Arbys	-0.107
6	RESTAURANT-Sonic	-0.103
4	RESTAURANT-Dairy Queen	-0.082

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

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

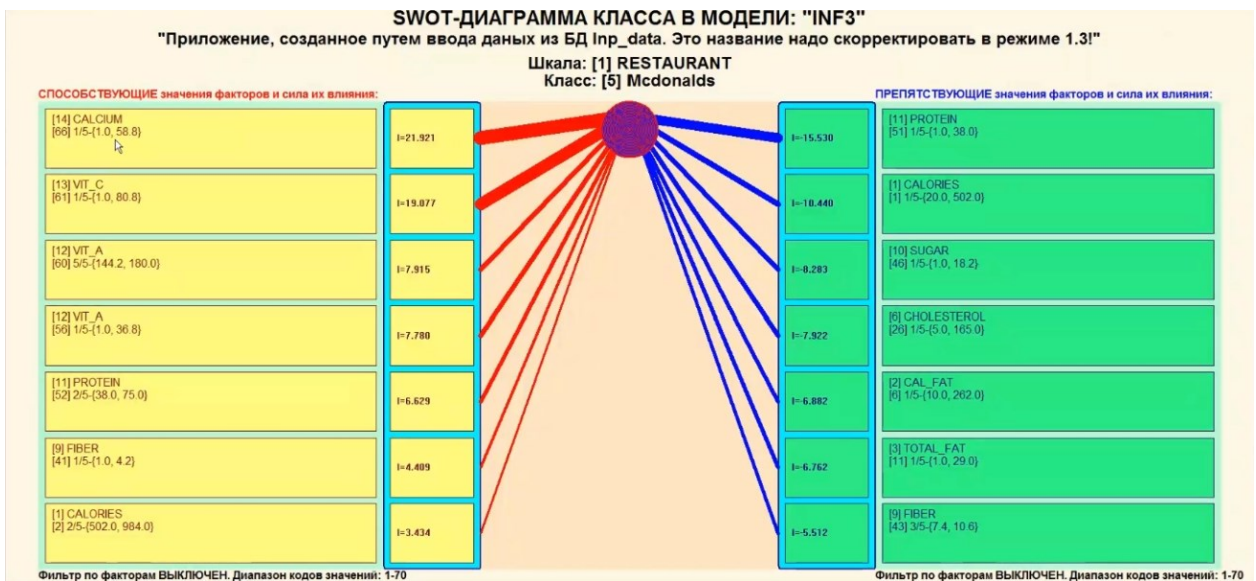


Рисунок 23 – Количественный SWOT-анализ значений в модели INF3

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

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

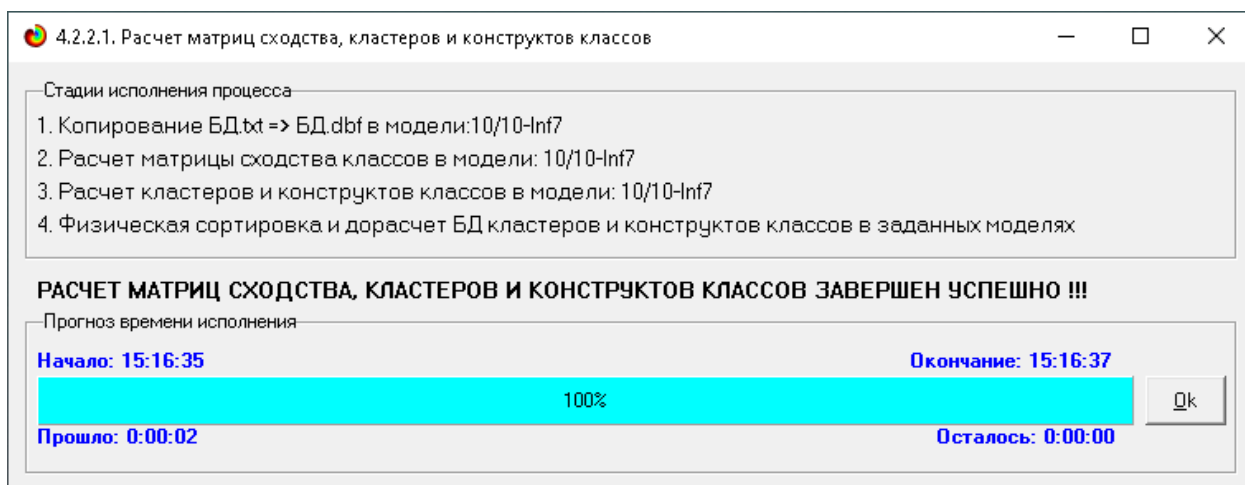


Рисунок 24 – Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов классов

– круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2);

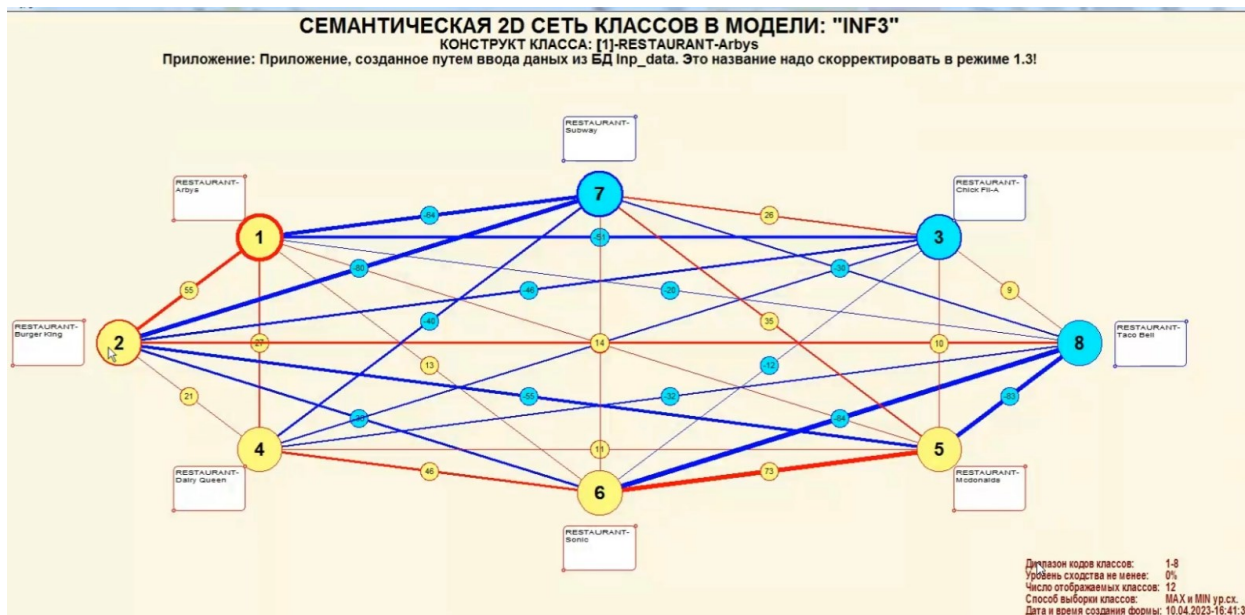


Рисунок 25 – Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов

– агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3);

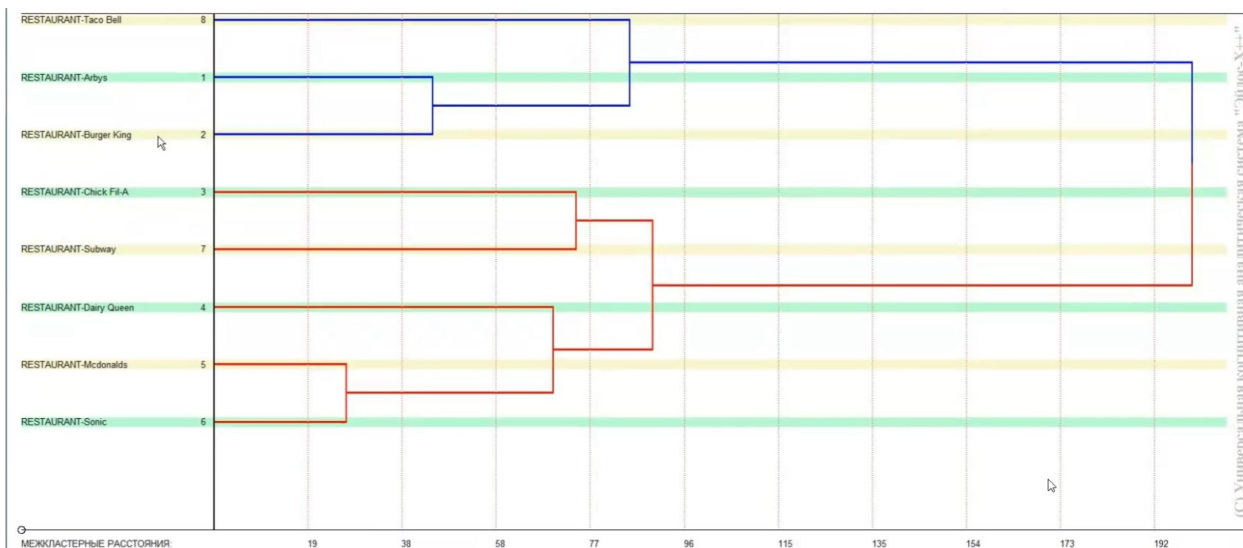


Рисунок 26 – Дендограмма когнитивной кластеризации классов

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3);

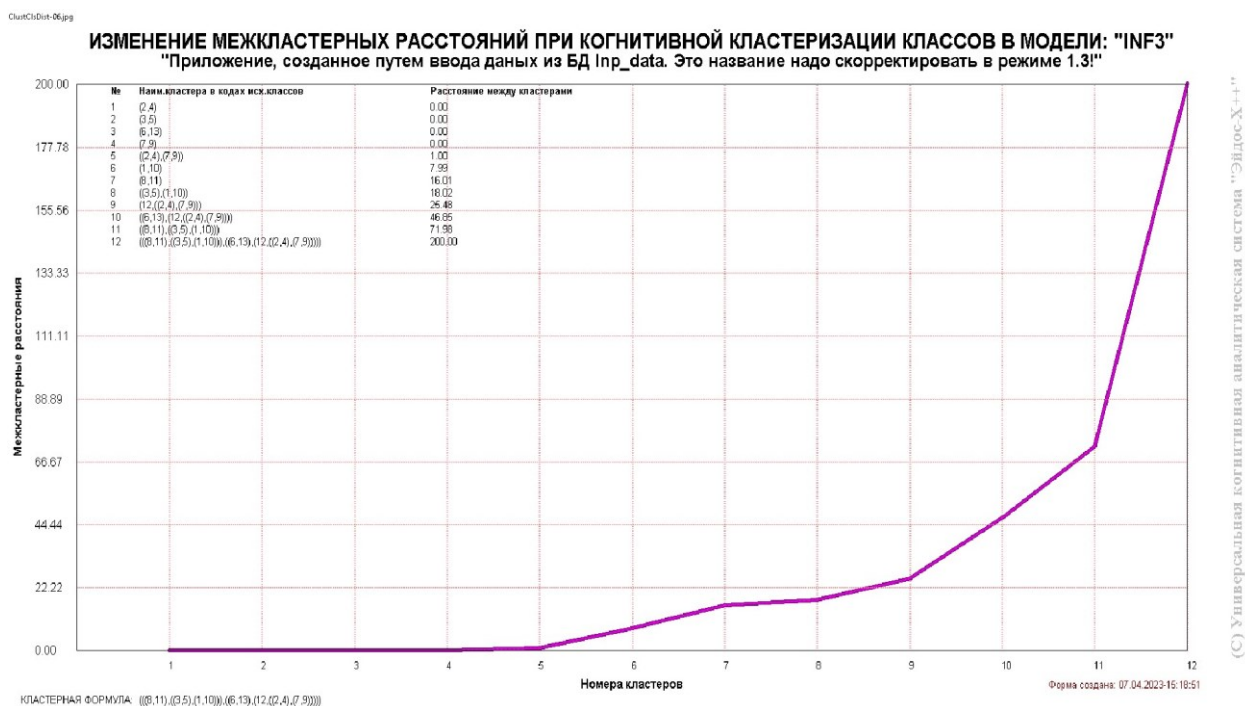


Рисунок 27 – График изменения межкластерных расстояний

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

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

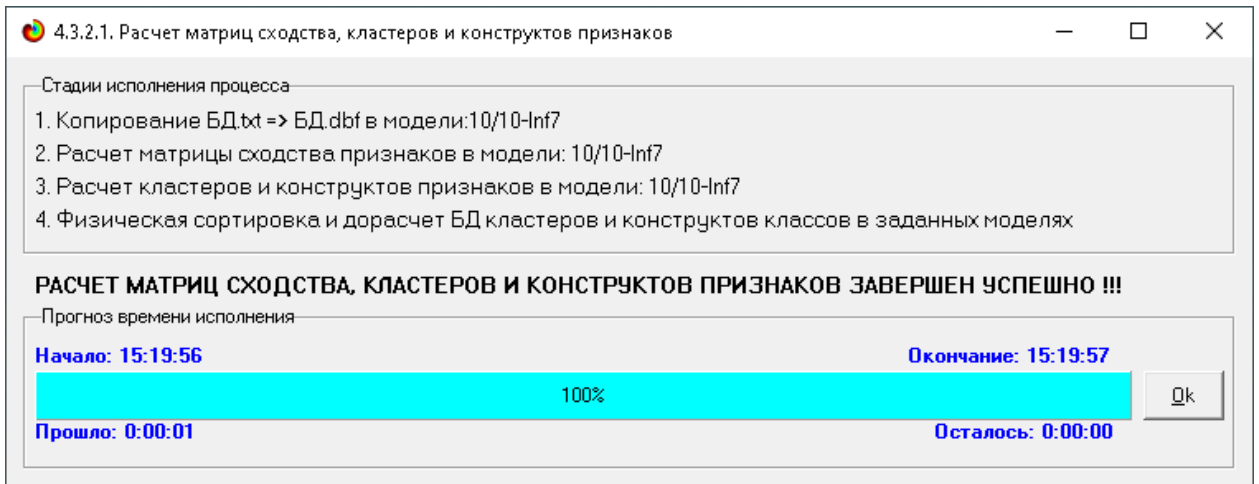


Рисунок 27 – Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов признаков

– круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2);

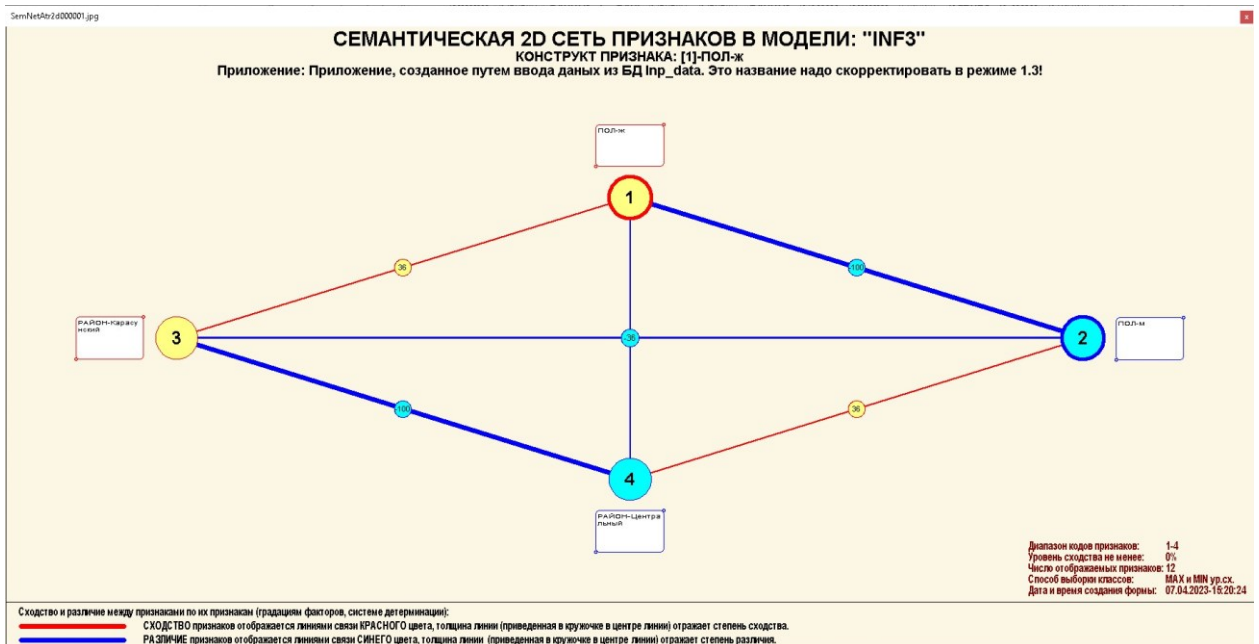


Рисунок 28 – Результат кластерно-конструктивного анализа признаков

– агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3);

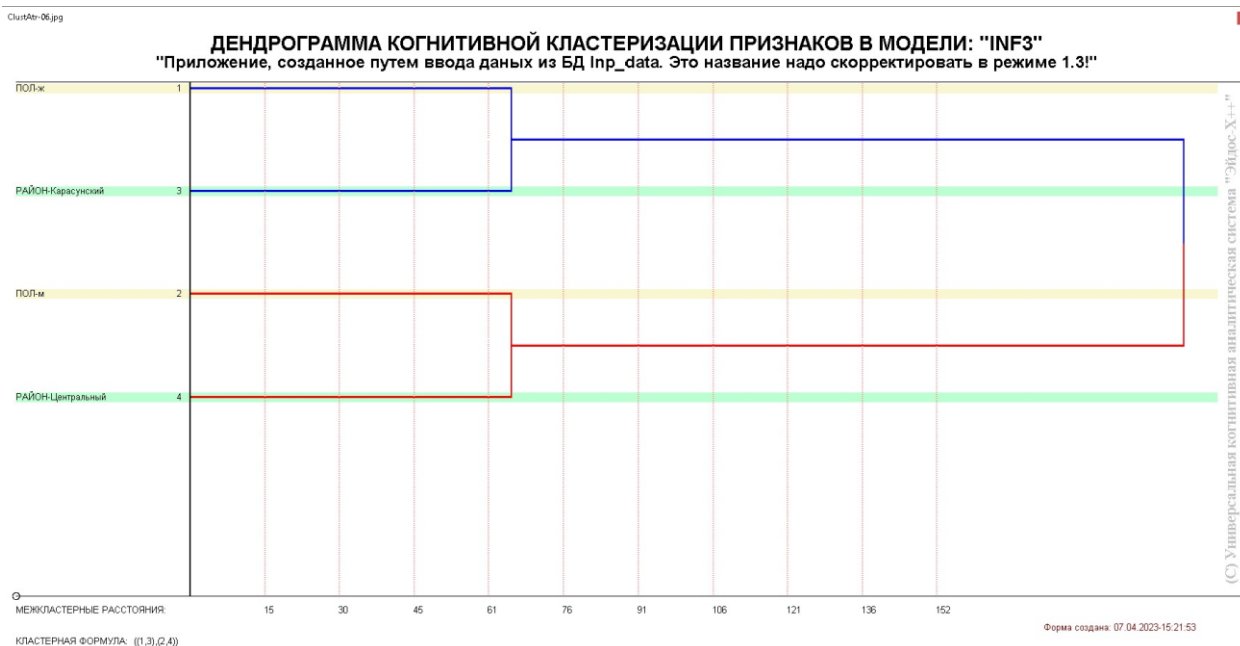


Рисунок 29 – дендограмма когнитивной кластеризации признаков – график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3);

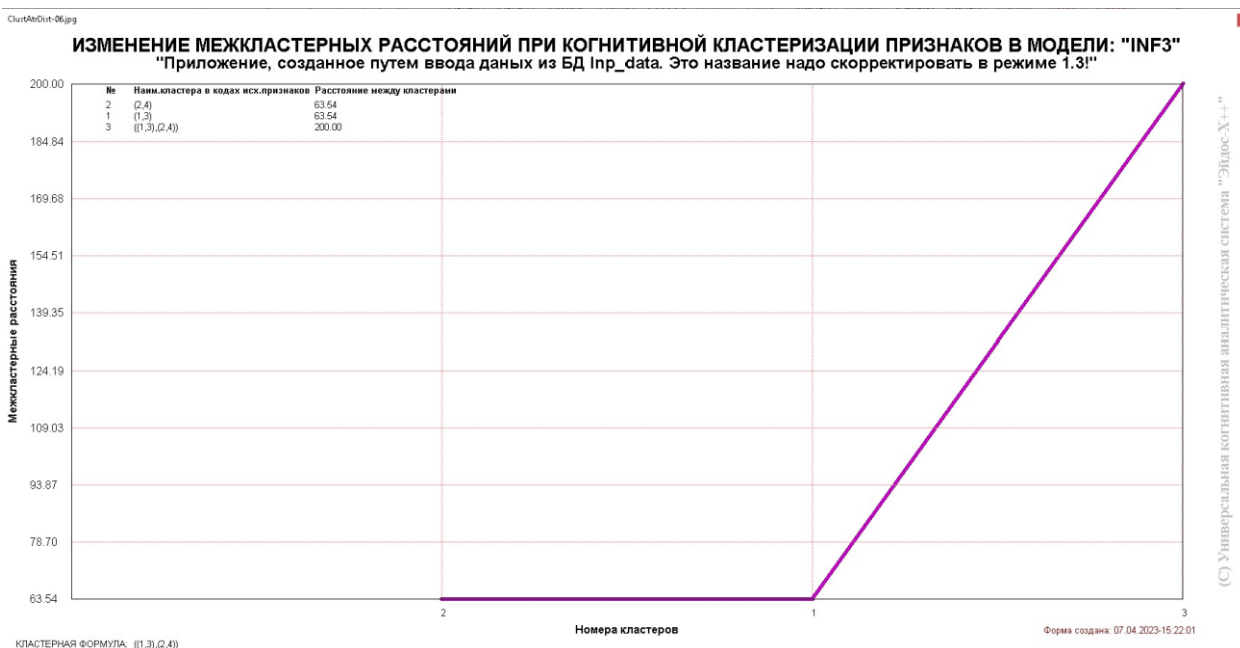


Рисунок 30 – график изменения межкластерных расстояний

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

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

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 отображается в форме цвета и толщины дендрита.

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

В системе «Эйдос» есть возможность построения моделей, соответствующих многослойным нейронным сетям [12].

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.

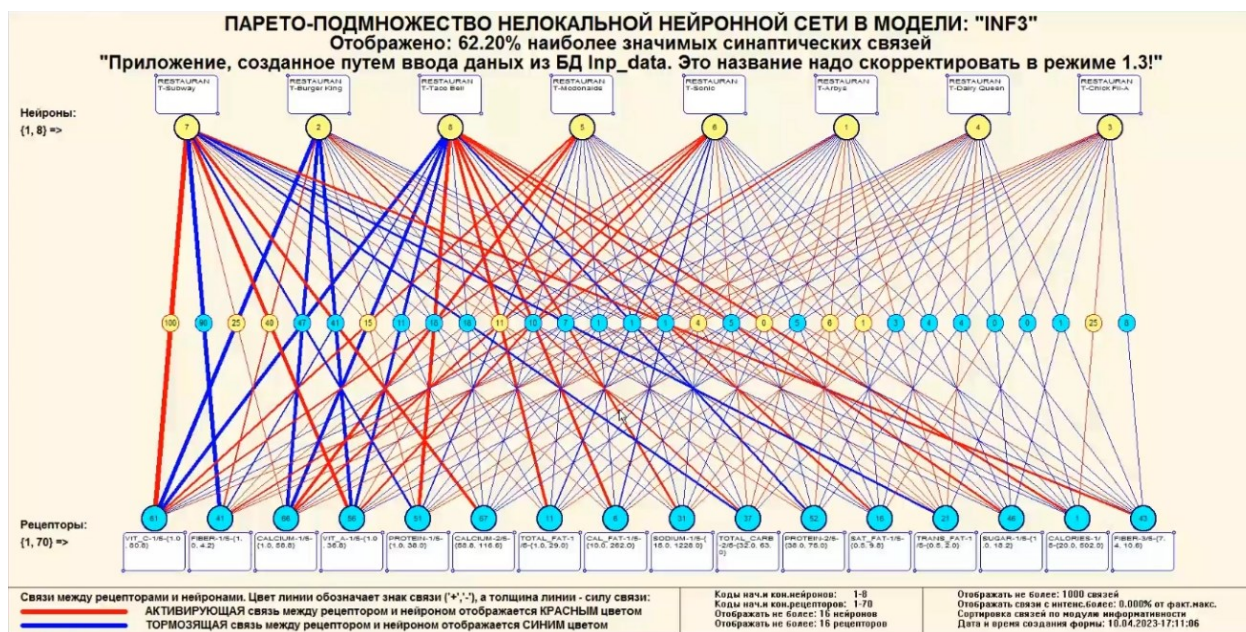


Рисунок 31 – Паретто – подмножество нелокальной нейронной сети

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов вверху и внизу соответственно и одного слоя нейронной сети (режим 4.4.12 системы «Эйдос»).

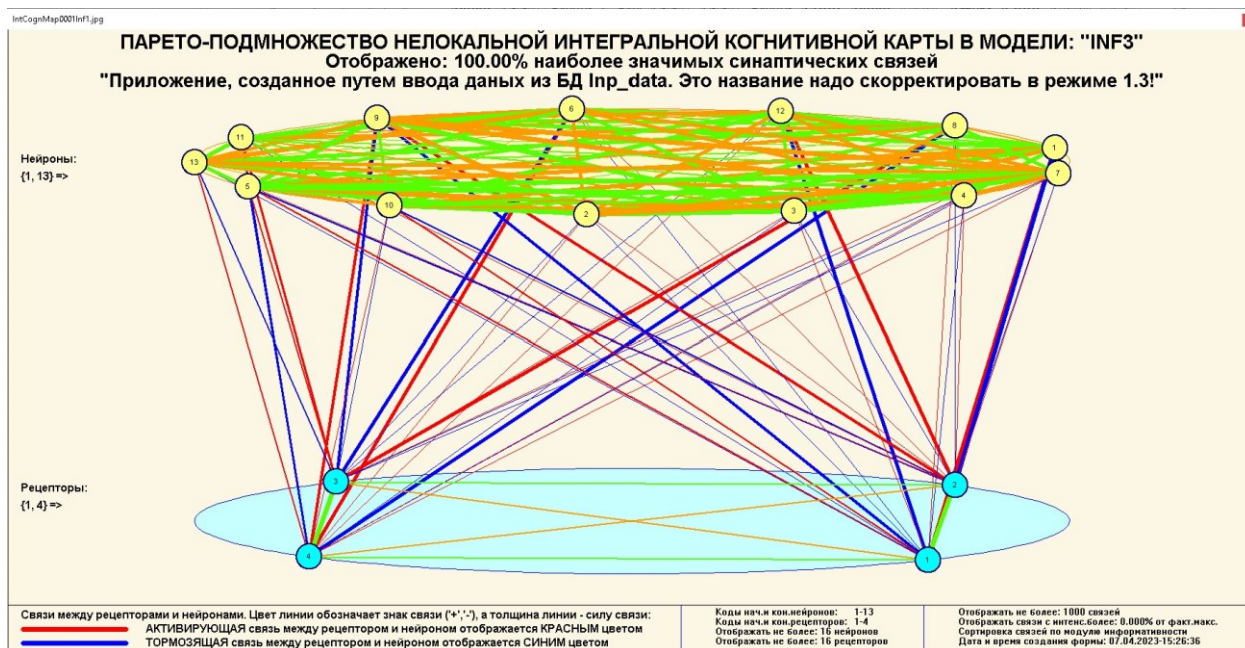


Рисунок 32 – 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков

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 первым писал Дьердь Пойа. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе на странице 521. Позже об этом писалось в работе и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

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

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

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

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

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

Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос»(рисунок 33).

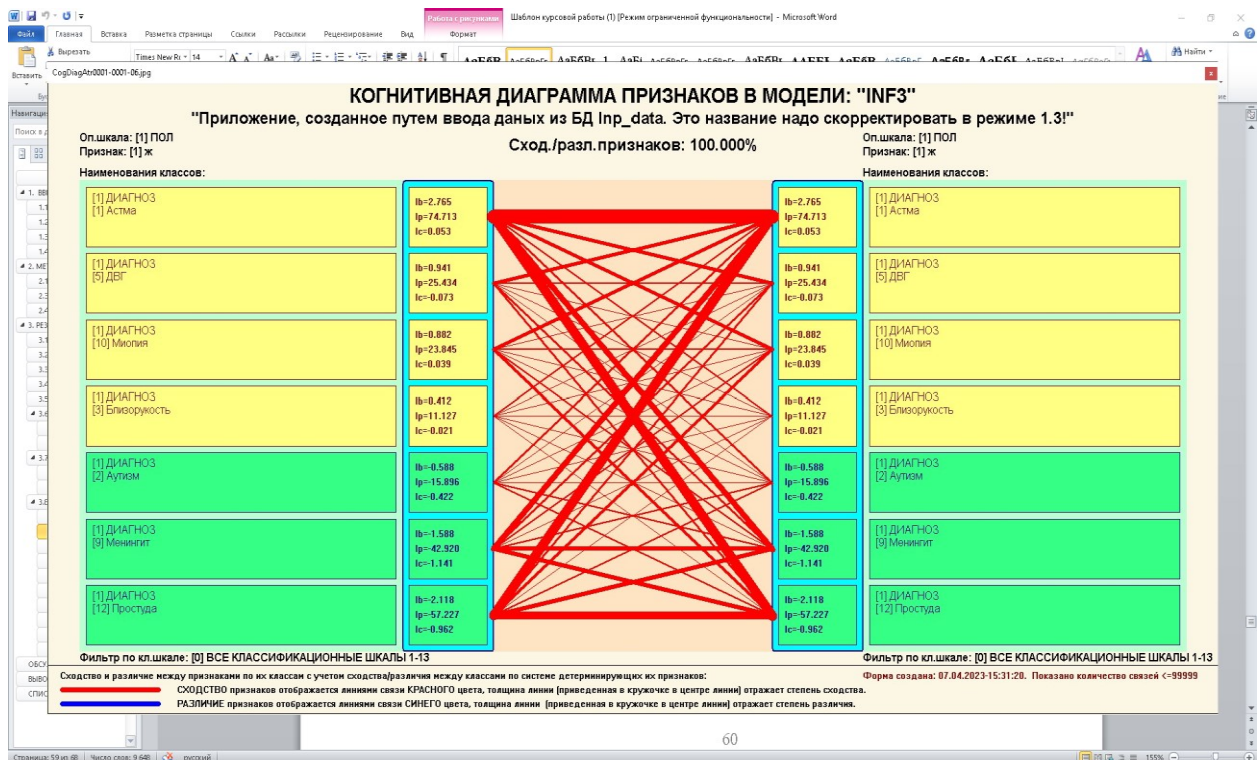


Рисунок 33 – Когнитивная диаграмма признаков в модели INF3

3.8.9. 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 Inf3, это вариабельность информативностей(режим 3.7.5 системы «Эйдос»).

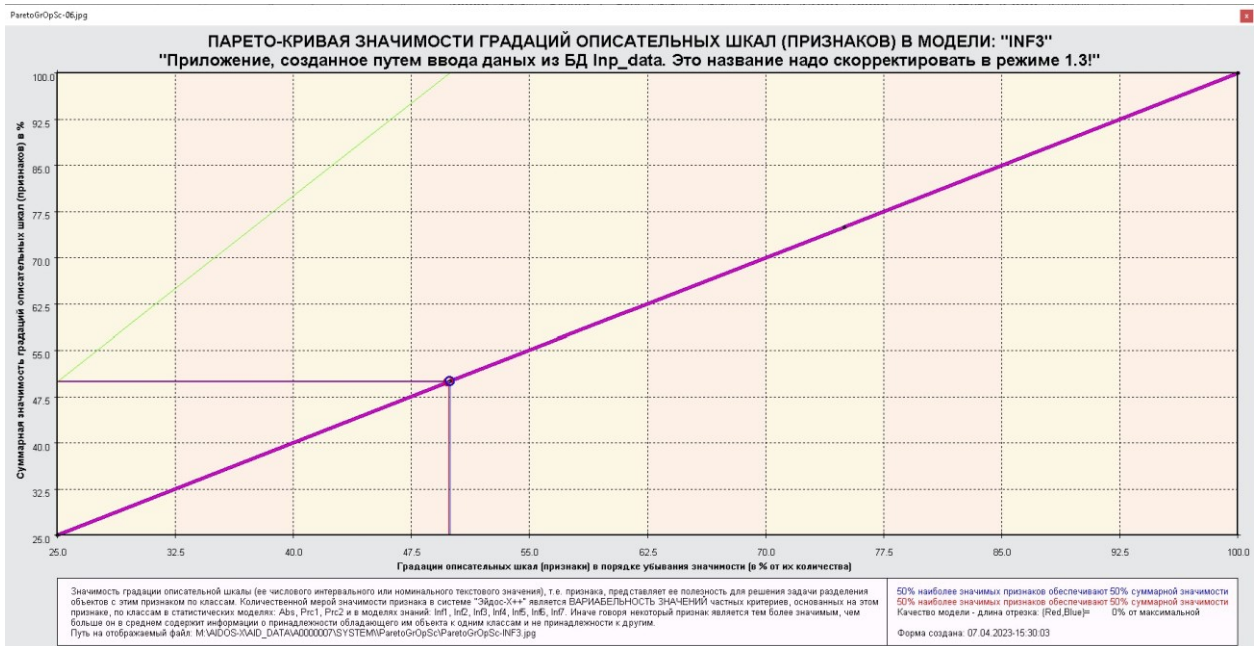


Рисунок 36 – Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

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

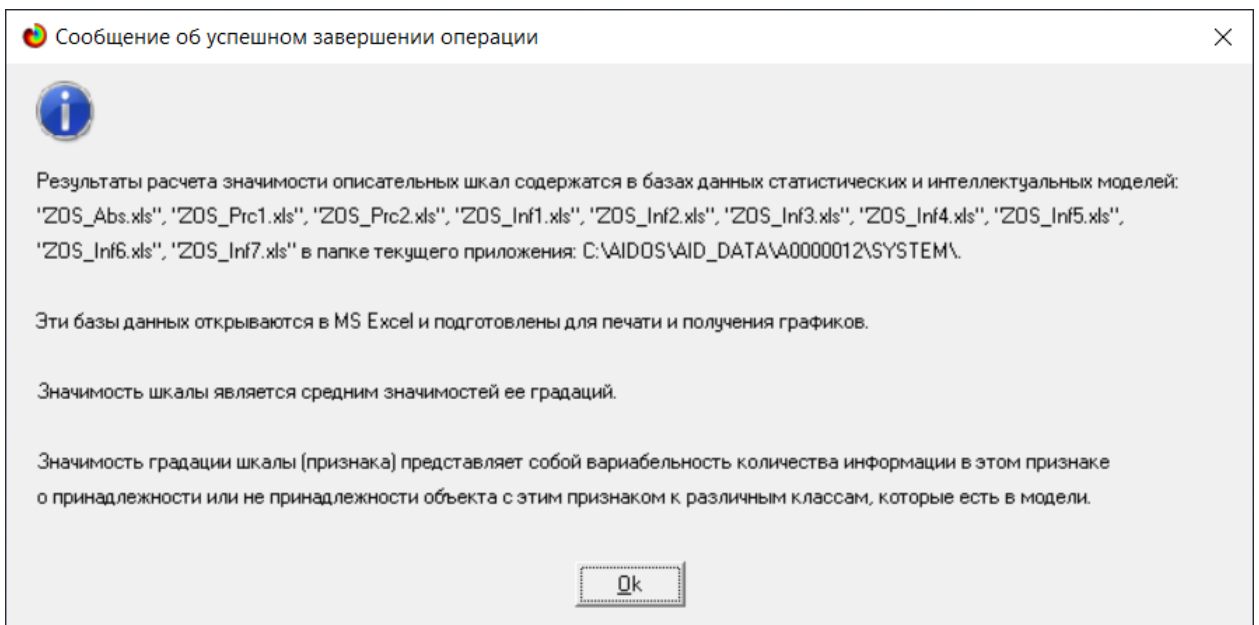


Рисунок 37 – средним от степени значимости градаций

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

3.8.10. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

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»).

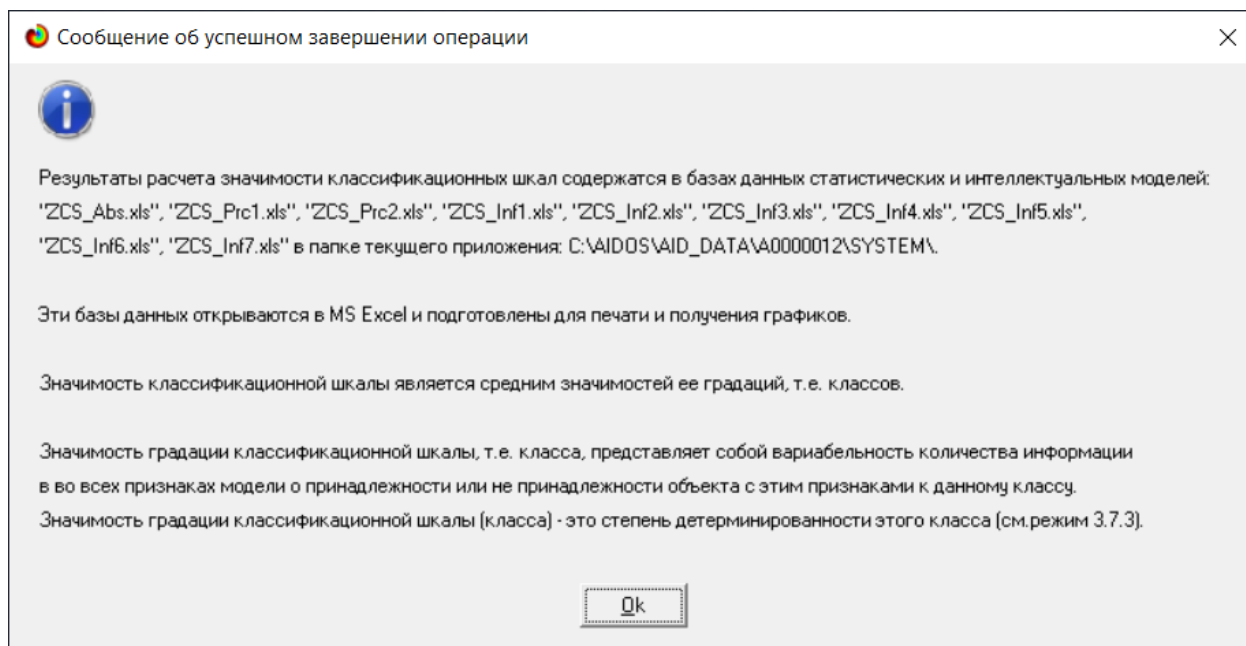


Рисунок 38 – Среднее от степени детерминированности

ОБСУЖДЕНИЕ

Сверхзадачей искусственного интеллекта является построение компьютерной интеллектуальной системы, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его. Самую существенную часть систем искусственного интеллекта составляют экспертные системы. Экспертная система обычно определяется как программа ЭВМ, моделирующая действия

эксперта человека при решении задач в узкой предметной области: составление базы знаний и накопления их. В данной курсовой работе было показано построение модели зависимости показателей температуры окружающей среды и потребления пива жителями Сан-Паулу системой искусственного интеллекта "Aidos X++". При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,840, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 49,4%. АСК-анализ текстов позволяет: - формировать обобщенные лингвистические образы классов (семантические ядра) на основе фрагментов или примеров относящихся к ним текстов на любом языке; 35 - количественно сравнивать лингвистический образ конкретного человека, или описание объекта, процесса с обобщенными лингвистическими образами групп (классов); - сравнивать обобщенные лингвистические образы классов друг с другом и создавать их кластеры и конструкты; - исследовать моделируемую предметную область путем исследования ее лингвистической системно-когнитивной модели; - проводить интеллектуальную атрибуцию текстов, т.е. определять вероятное авторство анонимных и псевдонимных текстов, датировку, жанр и смысловую направленность содержания текстов; - все это можно делать для любого естественного или искусственного языка или системы кодирования

ВЫВОД

Целью работы было, составление АСК-анализа анализ данных, содержащий информацию о калориях, жирах, углеводах, белках и других ключевых питательных веществах.

Для этого были изучены методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами. Построение моделей было осуществлено с помощью системы искусственного интеллекта Aidos-X, наиболее достоверной моделью оказалась модель INF3, точность модели составила 0,971.

АСК-анализ, использованный в данной работе, позволяет:

- сформировать обобщенные лингвистические образы классов (семантические ядра) на основе фрагментов или примеров, относящихся к ним текстов на любом языке;
- количественно сравнить лингвистический образ конкретного героя, или описание объекта, процесса с обобщенными лингвистическими образами групп (классов);
- сравнить обобщенные лингвистические образы классов друг с другом и создавать их кластеры и конструкты;
- исследовать моделируемую предметную область путем исследования лингвистической системно-когнитивной модели.

Все это можно делать для любого естественного или искусственного языка, или системы кодирования.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.3.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.
4. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.рус.
5. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>, 2,062 у.п.л.. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057>.
6. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- Х++» Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.

7. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

8. Луценко Е.В. Синтез семантических ядер научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификации статей по научным специальностям с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» (на примере Научного журнала КубГАУ и его научных специальностей: механизации, агрономии и ветеринарии) / Е.В. Луценко, Н.В. Андрафанова, Н.В. Потапова // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №01(145). С. 31 – 102. – IDA [article ID]: 1451901033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/01/pdf/33.pdf>, 4,5 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Эффективность объекта управления как цель управления / Луценко Е.В. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2021. – №01(165). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2021/01/pdf/09.pdf>, 1,313 у.п.л. – IDA [article ID]: 1652101009. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-165-009>

10. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

11. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 у.п.л.

12. Луценко Е.В., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» ("Эйдос-кластер"). Пат. №2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл. От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л.

13. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П.

Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистр: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.

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

16. Луценко Е.В. Сценарный АСК-анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации по теореме А.Н. Колмогорова (1957) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №07(161). С. 76–120. – IDA [article ID]: 1612007009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812 у.п.л.

17. Луценко Е.В. Детальный численный пример сценарного Автоматизированного системно-когнитивного анализа в интеллектуальной системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №08(162). С. 273 – 355. – IDA [article ID]: 1622008020. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/08/pdf/20.pdf>, 5,188 у.п.л.

18. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика.

Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0.<http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

19. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-Х++» /Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный

журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA[articleID]:0911307012.–

Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

20. Луценко Е.В. Агломеративная когнитивная кластеризация зоологических образов в ветеринарии / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2018. – №04(138). С. 122 – 139. – IDA[articleID]:1381804033, doi: [10.21515/1990-4665-138-033](https://doi.org/10.21515/1990-4665-138-033). – Режим

доступа: <http://ej.kubagro.ru/2018/04/pdf/33.pdf>, 1,125 у.п.л.

21. Автоматизированный системно-когнитивный анализ силы и направления влияния морфологических свойств помидоров на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их выращивания и степень детерминированности этих результатов в условиях неотапливаемых теплиц Юга России / Е.В. Луценко, Р.А. Гиш, Е.К. Печурина, С.С. Цыгикало // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №06(150). С. 92 – 142. – IDA [articleID]:1501906015, doi: [10.21515/1990-4665-150-015](https://doi.org/10.21515/1990-4665-150-015). –

Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/06/pdf/15.pdf>, 3,188 у.п.л.