

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра Компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ классификации вин для предприятий с малым
количеством сортов вин, на основе данных с Kaggle»

Выполнил студент группы: ИТз2241 Нехов Сергей Алексеевич

Допущен к защите _____

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

Защищен _____
(дата)

Оценка _____

Краснодар
2024

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 Нехова Сергея Алексеевича
курса 2 очной формы обучения группы ИТз2241
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ классификации вин для предприятий с
малым количеством сортов вин, на основе данных с Kaggle»
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	
2	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	
3	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	
4	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	
5	Применение современных технологий обработки информации	
6	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	
7	Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта)	
8	Ответы на вопросы при защите	

Достоинства работы _____

Недостатки работы _____

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____ (Е. В. Луценко)

«01» апреля 2024 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 92 страниц, 40 рисунков, 18 таблиц, 33 литературных источников.

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

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа классификации сортов вина на основе органолептических параметров.

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

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	6
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	6
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ	6
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ	7
2. METHODS (МЕТОДЫ)	7
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	7
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	7
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	8
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА.....	9
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	17
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	20
3.1. Задача-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	20
3.2. Задача-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	21
3.3. Задача-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	26
3.4. Задача-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	37
3.5. Задача-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	41
3.6. Задача-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	42
3.6.1. <i>Интегральный критерий «Сумма знаний»</i>	43
3.6.2. <i>Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»</i>	44
3.6.3. <i>Важные математические свойства интегральных критериев</i>	45
3.6.4. <i>Решение задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос»</i>	46
3.7. Задача-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	49
3.7.1. <i>Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ</i>	49
3.7.2. <i>Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»</i>	51
3.8. Задача-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	56
3.8.1. <i>Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы)</i>	56
3.8.2. <i>Кластерно-конструктивный анализ классов</i>	59
3.8.3. <i>Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал</i>	63
3.8.4. <i>Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны</i>	66
3.8.5. <i>Нелокальная нейронная сеть</i>	69
3.8.6. <i>3D-интегральные когнитивные карты</i>	70
3.8.7. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	71
3.8.8. <i>2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения)</i>	73
3.8.9. <i>Когнитивные функции</i>	78
3.8.10. <i>Значимость описательных шкал и их градаций</i>	87
3.8.11. <i>Степень детерминированности классов и классификационных шкал</i>	90
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)	92
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	93
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	94

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ РАСПОЗНАВАНИЯ ВИНА, НА ОСНОВЕ ОРГАНОЛЕПТИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ

Нехов Сергей Алексеевич

*Студент 2 курса магистратуры, группы ИТз2241
Кубанский Государственный Аграрный университет имени
И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия*

Сорта вина являются одним из самых важных факторов при его выборе и оценке. Классификация сорта вина по его параметрам - это сложная и ответственная задача, требующая точного анализа и экспертного мнения. В последние годы искусственный интеллект стал широко применяться в различных отраслях, в том числе и в виноделии. Использование алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей позволяет проводить более точную и быструю классификацию сортов вин на основе их органолептических параметров. Это улучшает качество и точность оценки вина, а также помогает покупателям выбирать идеальное вино исходя из их предпочтений.

Данная курсовая работа была написана с целью возможности классификации вин по параметрам, описывающих их. Краснодарский край, и его прибрежные области, как полуостров Крым, обладают благоприятными факторами для выращивания винограда, и производства пищевых продуктов на основе винограда, таких как вино. Чётко классифицировать виды вина по параметрам может быть полезно при необходимости проверки подлинников в сертифицированных магазинах, не прибегая к откупориванию бутылки, и, проверки соответствия этикетки к содержимому при законченной процедуре разлива. На основе вышесказанного, можно сформировать цель прорабатываемой работы. Целью работы является разработка интеллектуальных моделей, которые будут отражать действительные взаимосвязи признаков вина и их классами. Для достижения поставленной цели в данной работе будет применена технология автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК- анализ), который будет осуществлён с помощью интеллектуальной системы «AidosX++».

Ключевые слова: АСК-АНАЛИЗ, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС», БЕТОН, БЕТОНОВЕДЕНИЕ, ФИЗИКО-МЕХАНИЧЕСКИЕ СВОЙСТВА И СТОИМОСТЬ БЕТОНА

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF WINE RECOGNITION BASED ON ORGANOLEPTIC PARAMETERS

Nehov Sergey Alekseevich

*2nd year student of the Master's degree, from group
ITz2241
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin,
Krasnodar, Russia*

Wine varieties are one of the most important factors in its selection and evaluation. Classifying a wine variety according to its parameters is a difficult and responsible task that requires accurate analysis and expert opinion. In recent years, artificial intelligence has become widely used in various industries, including winemaking. The use of machine learning algorithms and neural networks allows for a more accurate and faster classification of wine varieties based on their organoleptic parameters. This improves the quality and accuracy of wine evaluation, as well as helps customers choose the perfect wine based on their preferences. This course work was written in order to be able to classify wines according to the parameters describing them. The Krasnodar Territory and its approximate regions, such as the Crimean Peninsula, have favorable factors for growing grapes and producing grape-based food products such as wine. It can be useful to clearly classify the types of wine by parameters if it is necessary to check the originals in certified stores, without resorting to uncorking the bottle, and checking the label's compliance with the contents when the bottling procedure is completed. Based on the above, it is possible to form the purpose of the work being done. The aim of the work is to develop intelligent models that will reflect the actual interrelationships of wine characteristics and their classes. To achieve this goal, the technology of automated system cognitive analysis (ASK analysis) will be applied in this work, which will be carried out using the intelligent system "Aidos X++".

Keywords: ASC-ANALYSIS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS", CONCRETE, CONCRETE SCIENCE, PHYSICAL AND MECHANICAL PROPERTIES AND COST OF CONCRETE

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

Данная работа является продолжением серии работ автора по применению Автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ) для исследования влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом [1-4].

Сорта вина являются одним из самых важных факторов при его выборе и оценке. Классификация сорта вина по его параметрам - это сложная и ответственная задача, требующая точного анализа и экспертного мнения. В последние годы искусственный интеллект стал широко применяться в различных отраслях, в том числе и в виноделии. Использование алгоритмов машинного обучения и нейронных сетей позволяет проводить более точную и быструю классификацию сортов вин на основе их органолептических параметров. Это улучшает качество и точность оценки вина, а также помогает покупателям выбирать идеальное вино исходя из их предпочтений.

Данная курсовая работа была написана с целью возможности классификации вин по параметрам, описывающих их. Краснодарский край, и его приближённые области, как полуостров Крым, обладают благоприятными факторами для выращивания винограда, и производства пищевых продуктов на основе винограда, таких как вино. Чётко классифицировать виды вина по параметрам может быть полезно при необходимости проверки подлинников в сертифицированных магазинах, не прибегая к откупориванию бутылки, и, проверки соответствия этикетки к содержимому при законченной процедуре разлива.

На основе вышесказанного, можно сформировать цель прделываемой работы. Целью работы является разработка интеллектуальных моделей, которые будут отражать действительные взаимосвязи признаков вина и их классами.

Для достижения поставленной цели в данной работе будет применена технология автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), который будет осуществлён с помощью интеллектуальной системы «AidosX++».

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – вино.

Предмет исследования – выявление зависимостей в органолептических параметрах вина для его классификации в рамках одного производства.

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

На данный момент в Краснодарском крае, как в субъекте РФ, и близлежащих, наблюдается возникновение больших и малых производств вина из-за благоприятных условий для выращивания винограда. Но, на данный момент, не существует открытых систем для классификации вина, которая будет проводить классификацию для предприятий в рамках их производства.

Таким образом, в работе решается **проблема** построения гибридной модели, включающей в себя числовые шкалы и обеспечивающей

сопоставимость обработки данных, представленных (формализуемых) в разных типах шкал и разных единицах измерения.

Решение поставленной *проблемы сопоставимости* при выявлении зависимостей классов вина от его органолептических параметров в данной работе делает ее **актуальной**.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

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

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

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

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

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

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предложен проф.Е.В.Луценко в 2002 году в ряде статей 1997-2001 годов¹ и фундаментальной монографии [2].

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

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

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 688 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 33 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 360 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)³ [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США⁴.

АСК-анализ и система "Эйдос" были успешно применены в 8 докторских диссертациях по экономическим, техническим, биологическим наукам и в 8 кандидатских диссертациях по экономическим, техническим,

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

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

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

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

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

Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»⁵. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуры научных специальностей ВАК РФ⁶). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных;
- 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 [5] и страничка в РесечГейт [6] и РИНЦ [7], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

Решение поставленной в работе проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос» обеспечивается *путем* метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Сама метризация номинальных шкал достигается *путем* вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о получении той или иной урожайности [8]. Для работы с лингвистическими переменными применяются стандартные возможности АСК-анализа [5].

2.4. Система «Эйдос» – инструментарий АСК-анализа

Конечно, на системе «Эйдос», как говорят, «Свет клином не сошелся». Существует много очень достойных систем искусственного интеллекта. Чтобы лично убедиться в этом достаточно самостоятельно осуществить поиск в Internet, просто посмотреть файлы: [NCKR-1](#), [NCKR-2](#), [NCKR-3](#), [NCKR-4](#) или пройти по ссылкам: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/>

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

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

ru.dotnet/machine-learning/how-does-mldotnet-work, <http://chat.openai.com/>,
<https://poe.com/>, <https://neural-university.ru/>,
<https://dzen.ru/a/ZCKZRKvrlEMBWOк8>, <https://ora.ai/>,
<https://ora.ai/explore?path=trending>, <https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos>,
<https://rudalle.ru/>, еще очень много отличных нейросетей:
<https://problembo.com/ru/services> (и это здесь может пригодиться - почта на 10 минут: <https://10minutemail.net/>).

Полезные нейросети и приложения для разных сфер:

Для дизайнеров: SiteKick - нейросеть для создания лендингов; AdCreative - делает рекламные креативы, плакаты; Looka - логотипы по текстовому описанию; Watermarkremover - поможет удалить вотермарки; Booth ai - создает стоковые фотки по описанию; PatternedAI - паттерны по текстовому описанию; Nama - вырезать лишние элементы с фото или картинки; RoomGPT - «примеряет» новый ремонт на вашу квартиру, помогает выбрать дизайн;

Для фотографов: Pallete fm - раскрашивает черно-белые изображения; Relight - меняет светотень на фотографиях; Photoom - вырезать элементы из фото, поменять фон; LeiaPix - сделает из 2D-фотки 3D.; Nostalgia Photo - улучшает качество старых фото; rfrmaker - генератор аватарок для соцсетей; Picsart - заменяет или удаляет ненужные элементы на фото;

Для тех, кто монтирует видео: CapCut - удобный редактор, доступен в браузере. Есть цветокорр, разные эффекты; vidyo ai - нарезать видео на короткие фрагменты; Reface - изменить лицо человека на видео; Runwayml - самые разные инструменты для монтажа; Colourlab AI - нейросеть для цветокоррекции; Topaz Video AI - сильно улучшит качество видео, уберет шум и трясущийся экран; Luma AI - сделает 3D изображение из серии фото; Simplified - анимация картинки; SpiritMe - твоя цифровая копия в сети;

Для звукарей и музыкантов; Mubert - создаёт музыку любого жанра; Beatoven - ИИ-композитор музыки для видео; Clip audio - подберет музыку для любого видоса; Fadr - порежет трек на отдельные дорожки инструментов и вокала; Adobe Enhance - чистит запись от шумов. Бесплатно; Elevenlabs - мощнейший синтезатор, подделает любой голос; The MetaVoice - меняйте свой голос на один из восьми пресетов; Cleanvoice - уберет из вашей разговорной записи мусор;

Для айтишников; CodePal - пишет код с нуля, исправляет ошибки, оценивает готовый код; Codesnippets - создает код по текстовому запросу; Buildt AI - поисковик для VSCode, найдет готовый код в инете; Code GPT - плагин-генератор кода для VSCode; Autobackend - автоматический бэкэнд; Adrenaline - ищет и помогает чинить ошибки в коде; Tabnine - дописывает код, если у тебя не получается;

Для школьников и студентов; Consensus - база научных статей; ExamCram - превратит сложные учебные материалы в карточки и тесты для самопроверки; MathGPT - решает задачи по математике; editGPT -

исправляет ошибки в английском ; Yip - то же самое, но в вебе и с поддержкой Википедии; ChatBA - делает презентации за тебя; YouTube Summary with ChatGPT - конвертирует видео или лекции в текст; Explain Me Like I'm Five - объясняет сложные научные термины простым языком;

Для тех, кто ищет работу: InterviewGPT AI - задает каверзные вопросы и помогает готовиться к собеседованию; Resume Worded - улучшает резюме; kickresume - сделает крутое резюме и напишет мотивационное письмо; Cover Letter AI - написать сопроводительный текст к резюме;

Для тех, кому не помог Гугл: Chord - напишет реферат в ответ на запрос в строке; Lexii ai - бот, который умеет ссылаться на источники; Perplexity - нейросеть-поисковик в виде расширения для браузера; Nuclia - поиск по облаку или серверу; Phind - умеет искать код, поможет айтишникам;

Для отдыха и развлечения: RadioGPT - радио, где музыку генерируют нейронки; EndlessVN - бесконечная визуальная новелла; Natural Language Playlist - подберет плейлист на 7 часов специально для тебя; Movie Deep Search - найдет фильм по запросу; FashionAdvisor AI - советы от нейростилиста; Hello History - с помощью нее пообщаешься с историческим персонажем; Cool Gift Ideas - выберет подарок для человека по его описанию; Endel - нейро-музыка, которая помогает засыпать; PlaylistAI - соберет плейлист в Apple и Spotify по тексту или картинке.; Tattoos AI - делает эскизы для татуировок.

И все не смотря на настоящую революцию в области искусственного интеллекта и связанный с ней бум Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-X++» отличается от большинства из этих систем, по крайней мере, некоторыми из следующих своих параметров:

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>) и имеет 6 автоматизированных программных интерфейсов (API) ввода данных из внешних источников данных различных типов: таблиц, текстов и графики. Система «Эйдос» является *автоматизированной* системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени в процессе создания моделей и их использования для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее модели (*автоматические* системы работают без такого участия человека);

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

полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 32 свидетельства 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 интеллектуальных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 409,

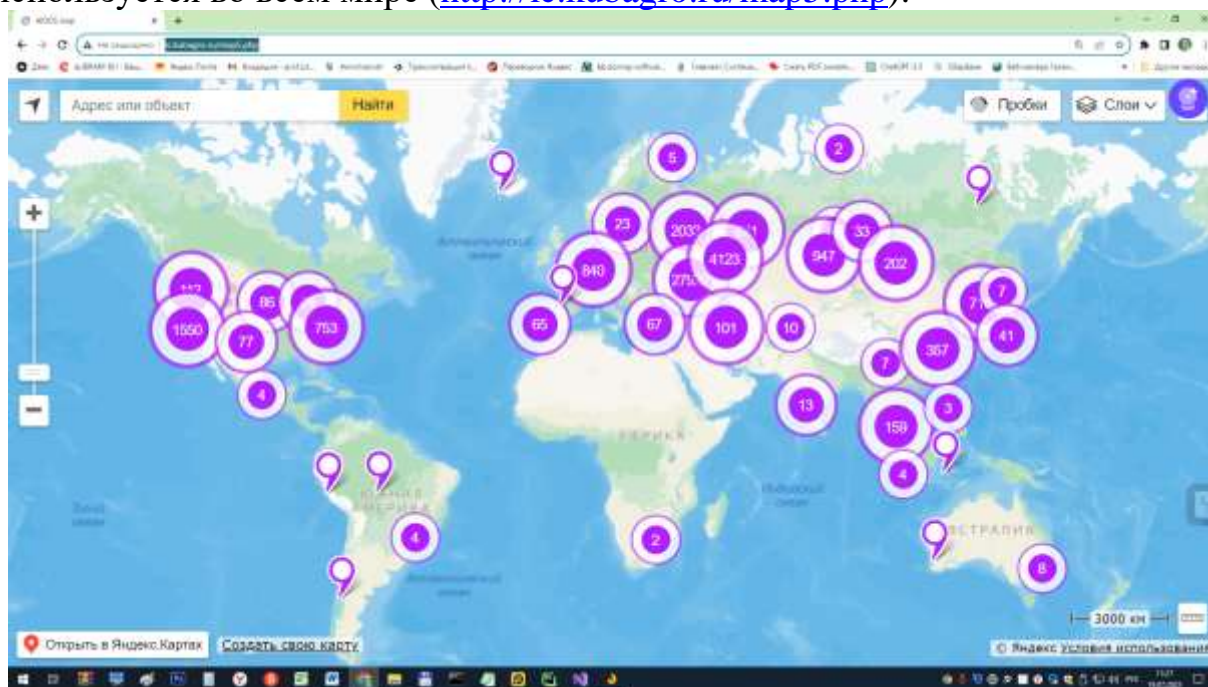
соответственно:

http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm)

(http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf,

http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf);

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



- обеспечивает 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.

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

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

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

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

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке Аляска-1.9 + Экспресс++ + библиотека для работы с Internet 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 xBase++eXpress++Advantage Database Server (ADS), обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge), а также на языке Питон (Python). Практически все новые режимы системы «Эйдос» и новые реализации старых режимов будут осуществляться на языке Питон.

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

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

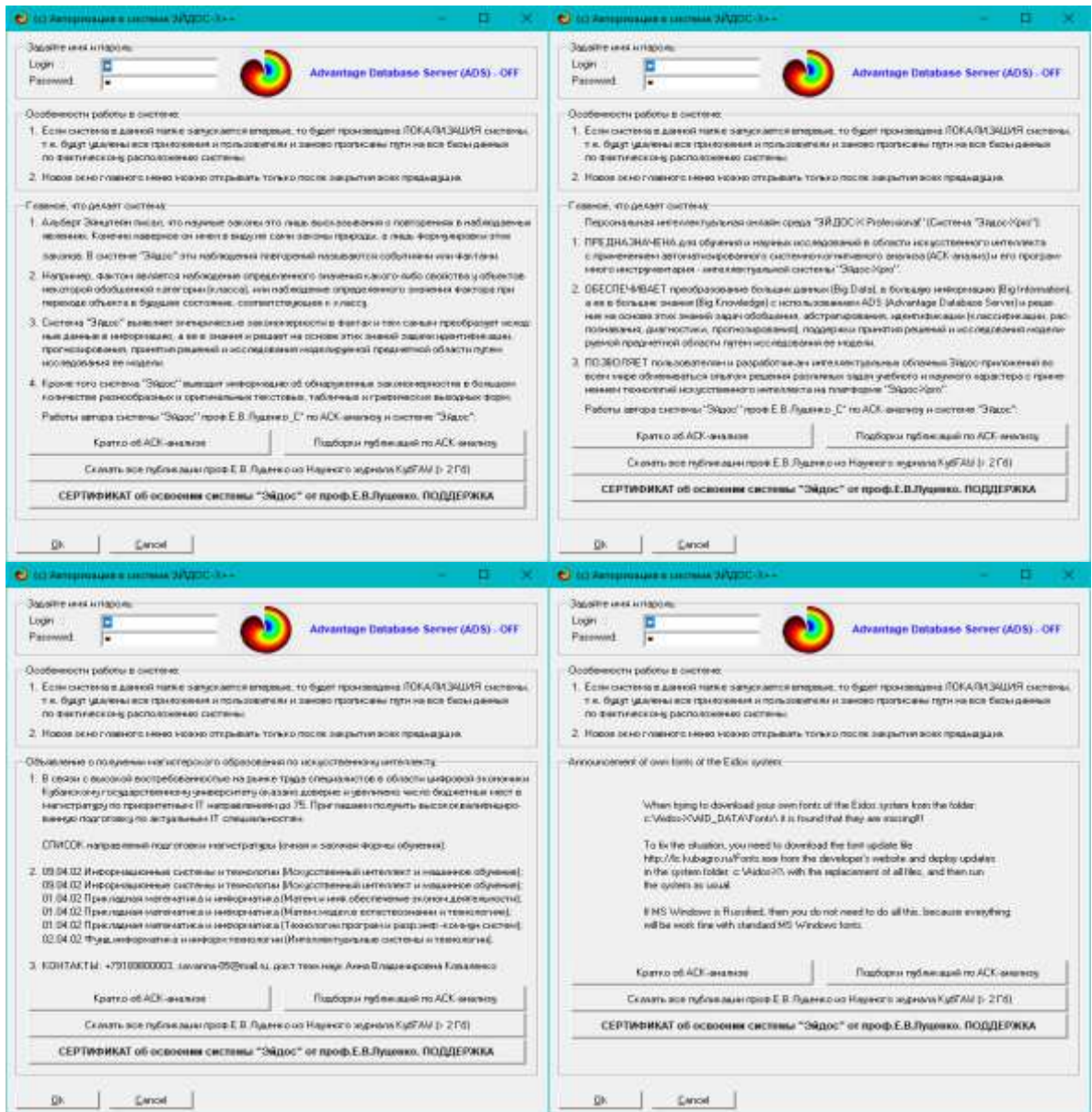
На рисунке 1 приведена титульная видеogramма DOS-версии системы «Эйдос», а на рисунке 2 – текущей версии системы «Эйдос»:



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

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

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



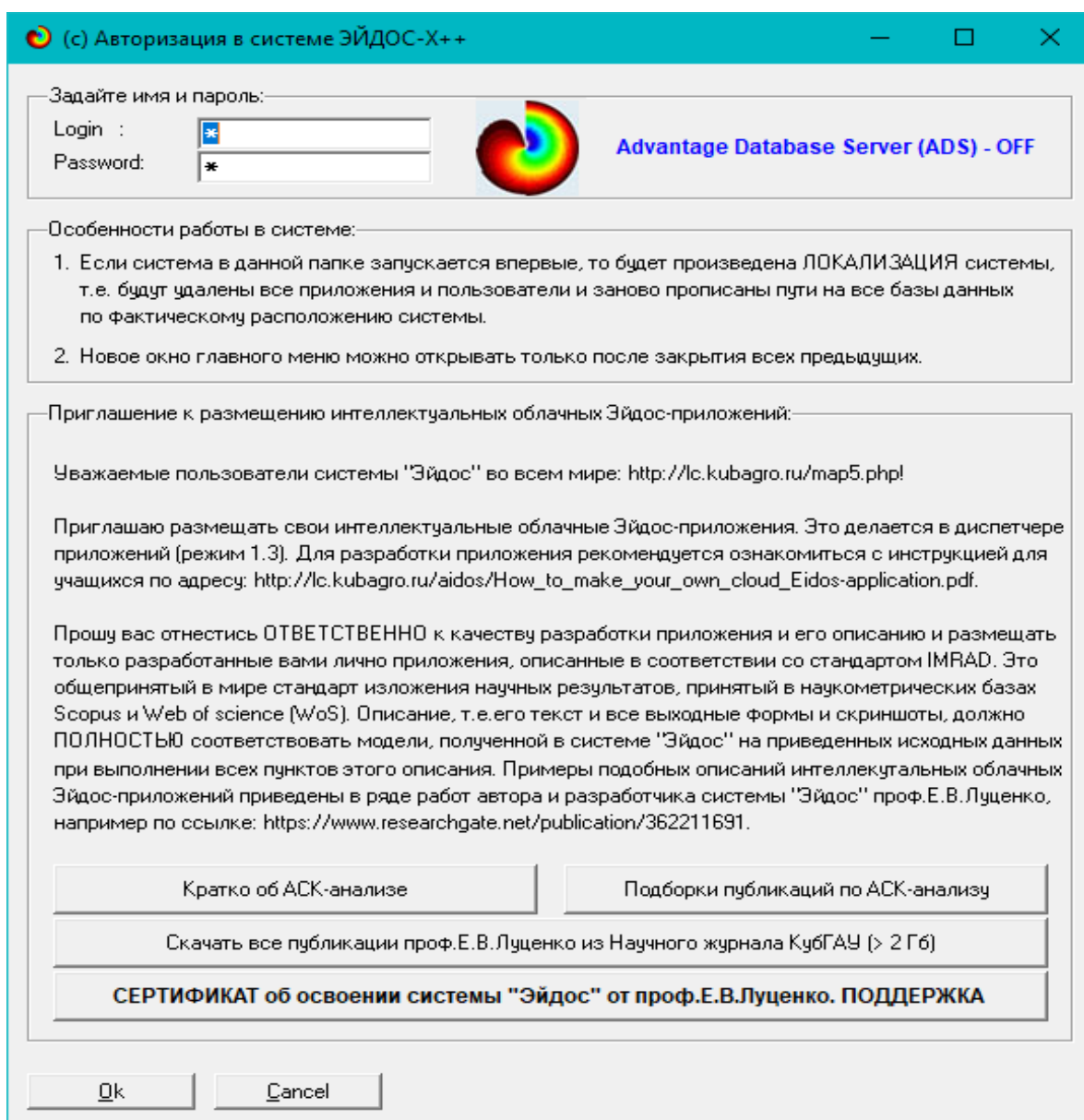


Рисунок 2. Титульные видеogramмы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

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

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

Задача-7. Поддержка принятия решений (упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и

негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ; развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе).

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

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

8.2) кластерно-конструктивный анализ классов;

8.3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;

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

8.5) нелокальная нейронная сеть;

8.6) 3d-интегральные когнитивные карты;

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

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

8.9) когнитивные функции;

8.10) значимость описательных шкал и их градаций;

8.11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

Для данной работы особое значение имеет решение подзадачи 8.1, т.к. она позволяет детально исследовать влияние каждого значения каждого фактора на физико-механические свойства бетона и его стоимость.

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

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

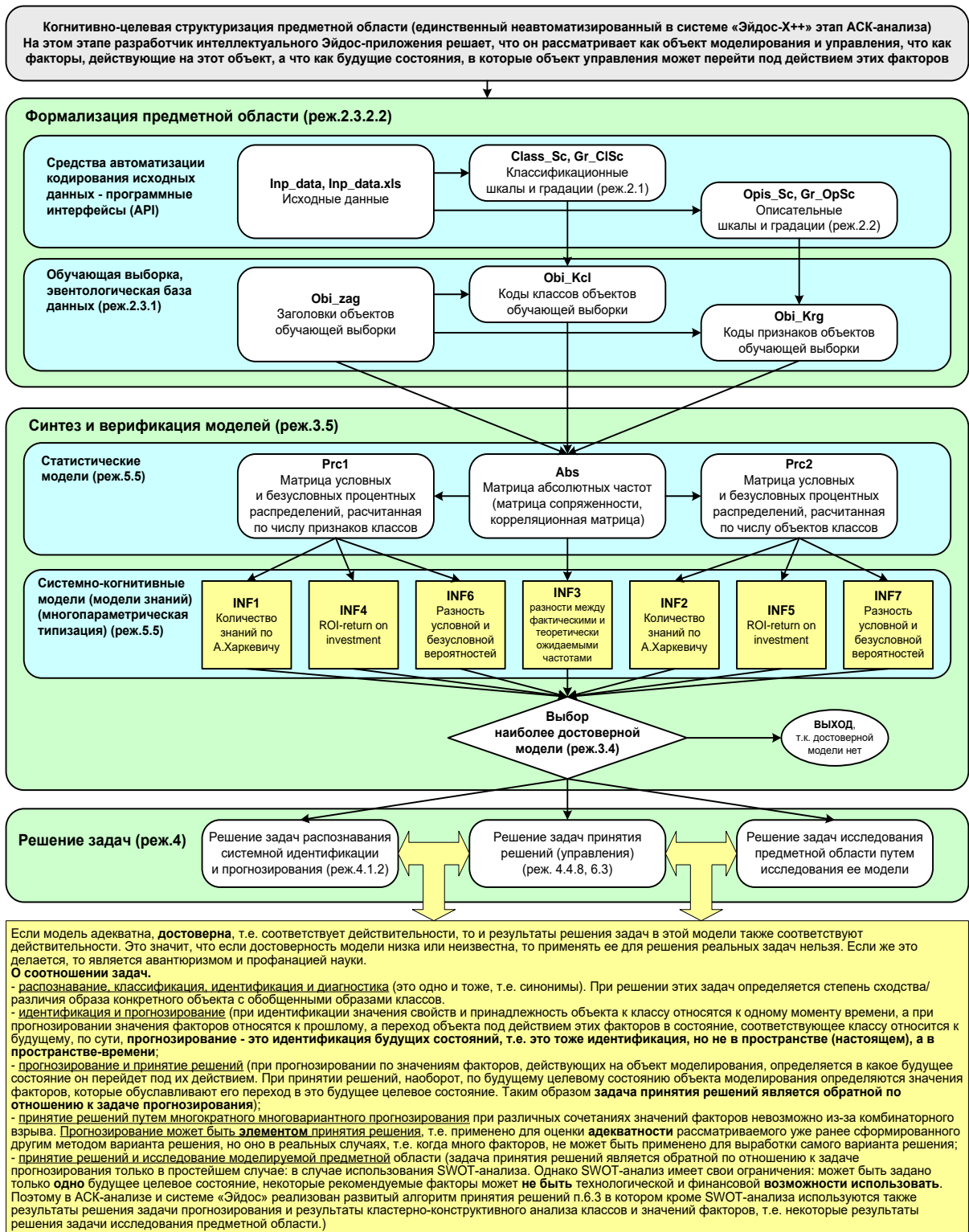


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос»

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

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

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

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

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

Статичная интерпретация и терминология:

– градации классификационных шкал – это обобщающие категории видов объектов (классы);

– описательные шкалы – свойства объектов, градации описательных шкал – значения свойств (признаки) объектов.

Динамичная интерпретация и терминология:

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

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

Обобщающая терминология:

– классификационные шкалы и градации;

– описательные шкалы и градации.

В данной работе в качестве *объекта моделирования* выступает вино, в качестве *факторов* его органолептические параметры:

– ID – порядковый номер;

- Class – класс вина;
- Alcohol – алкоголь, содержащийся в вине (количественное содержание);
- Malic acid – яблочная кислота (количественное содержание);
- Ash – осадок:
- Alcalinity of Ash – щёлочность осадка;
- Magnesium - магний;
- Total phenols – общее количество фенола;
- Flavanoids - флавоноиды;
- Noflavanoids phenols – нефлавоноидные фенолы;
- Proanthocyanins - проантоцианидины;
- Color intensity – интенсивность цвета;
- Hue – кислотность вина;
- OD280/OD315 – коэффициент разбавления вина;
- Proline – пролин.

А в качестве **результатов** действия этих факторов класс вина производственной марки «Реликта»:

- _1 – Оранж;
- _2 – Реликт;
- _3 – Декабрьский.

3.2. Задача-2. Формализация предметной области

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

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

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

В качестве **источника исходных данных** в данной работе используем Dataset на открытом сайте Kaggle (рисунок 4):

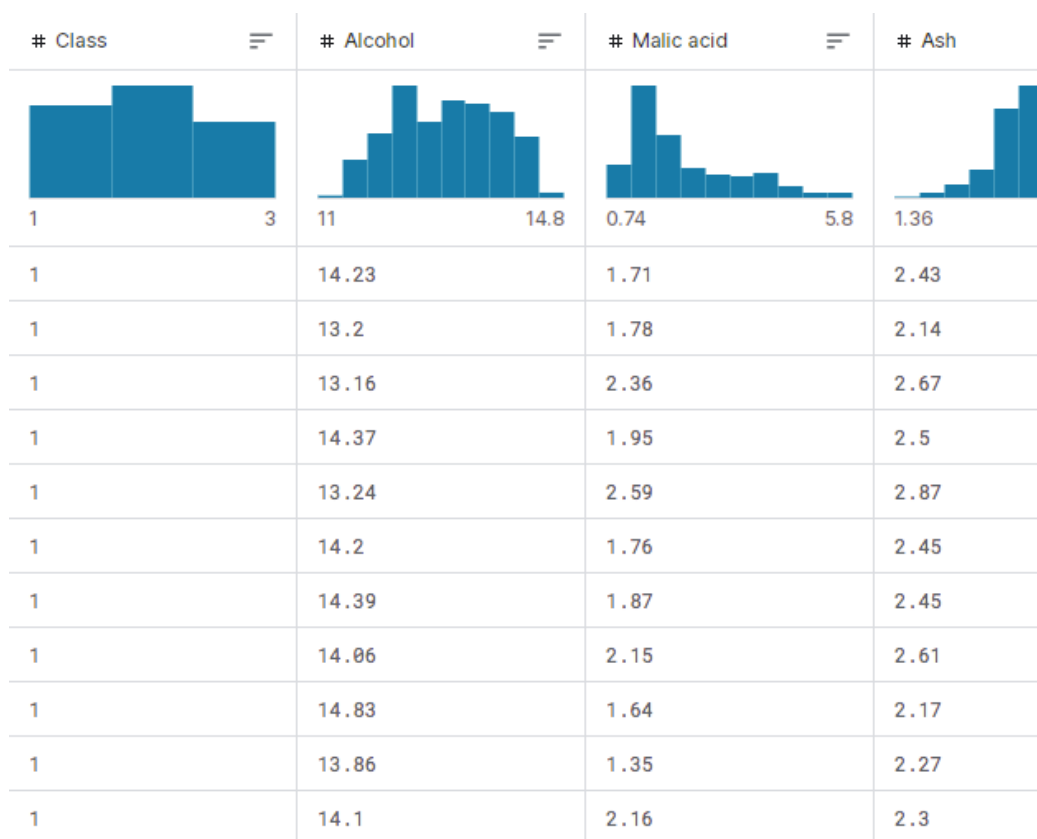


Рисунок 4 – Исходные данные по влиянию состава бетона на его физико-механические свойства и стоимость

Источник: <https://www.kaggle.com/datasets/krishchordiya/wine-classification-dataset>

classification-dataset

Используя стандартные возможности MS Excel, исходные данные из таблицы 3 представим их в виде, стандартном для системы «Эйдос» (таблица 1):

Таблица 1 – Таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос» (фрагмент)

ID	Class	Alcohol	Malic acid	Ash	Alcalinity of ash	Magnesium	Total phenols	Flavanoids	Nonflavanoid phenols	Proanthocyanins	Color intensity	Hue	OD280/OD315	Proline
1	_1	14,23	1,71	2,43	15,6	127	2,8	3,06	0,28	2,29	5,64	1,04	3,92	1065
2	_1	13,2	1,78	2,14	11,2	100	2,65	2,76	0,26	1,28	4,38	1,05	3,4	1050
3	_1	13,16	2,36	2,67	18,6	101	2,8	3,24	0,3	2,81	5,68	1,03	3,17	1185
4	_1	14,37	1,95	2,5	16,8	113	3,85	3,49	0,24	2,18	7,8	0,86	3,45	1480
5	_1	13,24	2,59	2,87	21	118	2,8	2,69	0,39	1,82	4,32	1,04	2,93	735
6	_1	14,2	1,76	2,45	15,2	112	3,27	3,39	0,34	1,97	6,75	1,05	2,85	1450
7	_1	14,39	1,87	2,45	14,6	96	2,5	2,52	0,3	1,98	5,25	1,02	3,58	1290
8	_1	14,06	2,15	2,61	17,6	121	2,6	2,51	0,31	1,25	5,05	1,06	3,58	1295
9	_1	14,83	1,64	2,17	14	97	2,8	2,98	0,29	1,98	5,2	1,08	2,85	1045
10	_1	13,86	1,35	2,27	16	98	2,98	3,15	0,22	1,85	7,22	1,01	3,55	1045
11	_1	14,1	2,16	2,3	18	105	2,95	3,32	0,22	2,38	5,75	1,25	3,17	1510
12	_1	14,12	1,48	2,32	16,8	95	2,2	2,43	0,26	1,57	5	1,17	2,82	1280
13	_1	13,75	1,73	2,41	16	89	2,6	2,76	0,29	1,81	5,6	1,15	2,9	1320
14	_1	14,75	1,73	2,39	11,4	91	3,1	3,69	0,43	2,81	5,4	1,25	2,73	1150
15	_1	14,38	1,87	2,38	12	102	3,3	3,64	0,29	2,96	7,5	1,2	3	1547
16	_1	13,63	1,81	2,7	17,2	112	2,85	2,91	0,3	1,46	7,3	1,28	2,88	1310
17	_1	14,3	1,92	2,72	20	120	2,8	3,14	0,33	1,97	6,2	1,07	2,65	1280
18	_1	13,83	1,57	2,62	20	115	2,95	3,4	0,4	1,72	6,6	1,13	2,57	1130

Таблица 1 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одно наблюдение с определённым сочетанием значений факторов, всего 178 наблюдений;

– каждое *наблюдение* описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические и числовые переменные, градации описательных шкал, бесцветный фон), а с другой стороны результатами действия этих факторов, т.е. физико-механические характеристики бетона и его стоимость, выраженными в текстовых и числовых шкалах в разных единицах измерения (желтый фон). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией» и модели представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;

– 1-я колонка – номер наблюдения, ID (не является шкалой);

– колонки со 3-й по 15-ю – это классификационные шкалы – это шкалы *числового* типа описывающие *результаты* действия факторов, в данном случае органолептические параметры. В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном и стоимостном выражении [8]: например, количество и качество продукции, прибыль и рентабельность. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонка 2 – это описательная шкала, формализующая факторы, действующие на объект моделирования (таблица 1). Эта шкала имеет текстовый тип и её градацией является лингвистическая переменная;

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

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

Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет чрезмерно жестких практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в таблице 1.

В системе «Эйдос» есть 6 основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Возможна обработка и других видов данных (например, данных землетрясений, ЭЭГ, ЭКГ, аудио и видео), которые возможно представить в этих форматах (рисунок 7).

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

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

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

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

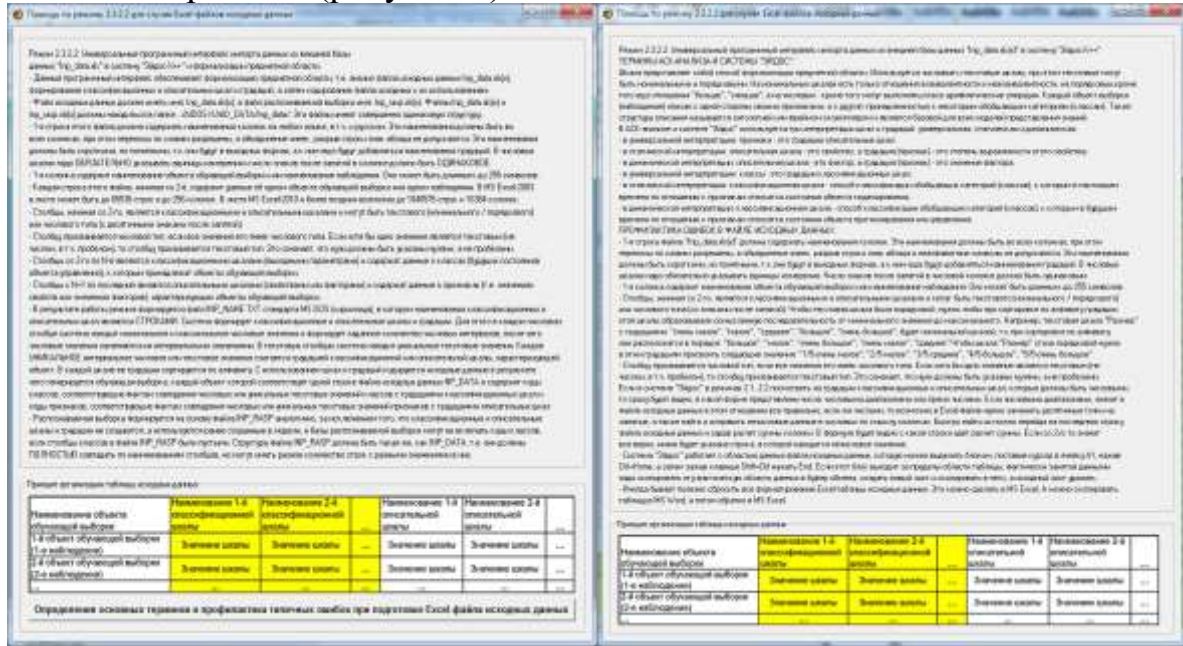


Рисунок 6. Желпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с реальными параметрами, использованными в данной работе, приведены на рисунках 7.

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Задайте параметры:

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

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

Интерпретация TXT-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [3 классов x 65 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	13	65	5,00
Текстовые	1	3	3,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	1	3	3,00	13	65	5,00

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

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

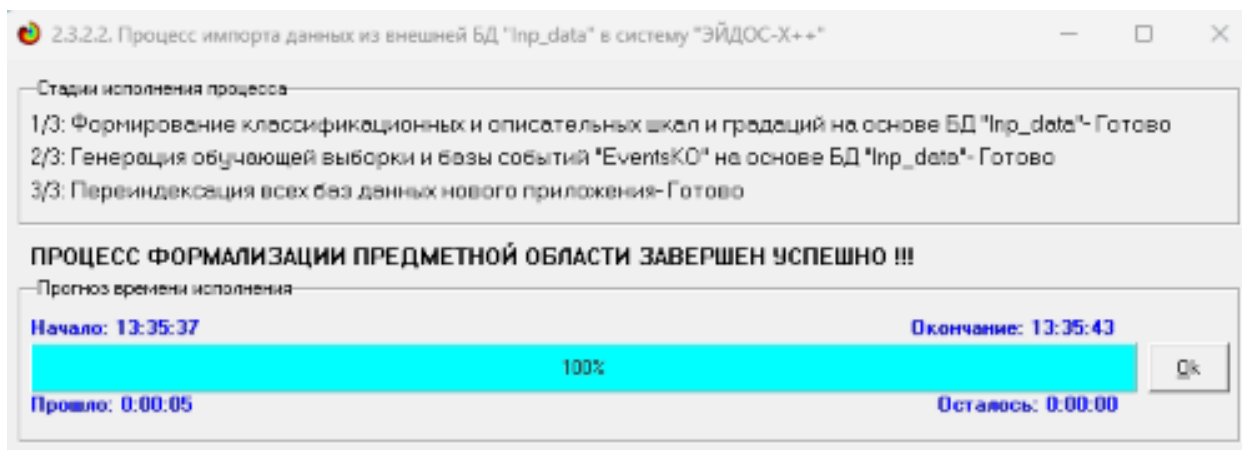


Рисунок 7. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

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

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

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

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 2).

Таблица 2 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

На основе таблицы 2 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 3).

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

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

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

На практике часто встречается существенная несбалансированность данных, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 2) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к

условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 3) является весьма обоснованным и логичным.

Таблица 3 – 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				$P_{\Sigma j}$			

Этот переход полностью снимает проблему несбалансированности данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 2), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 3), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [8]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач. Затем на основе таблиц 2 и 3 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 4, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 5).

В таблице 4 приведены формулы:

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

И это **сравнение** в таблицах 2 и 3 осуществляется двумя возможными способами: путем **вычитания** и путем **деления**.

Таблица 4– 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
<p>ABS, матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i-го признака у объектов j-го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i-го признака у объектов j-го класса; N_i – суммарное количество признаков в i-й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j-м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)</p>	<p>N_{ij} – фактическая частота, $N_i = \sum_{j=1}^w N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.</p>	
<p>PRC1, матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу</p>	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<p>PRC2, матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу</p>		
<p>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</p>	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$

у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак		
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.		
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j - значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W - суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

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

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

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

Таблица 5 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 4), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или

признаков, или объектов обучающей выборки в j -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы (таблица 6).

Таблица 6 – Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

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

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

адекватного описания предметной области [4]⁹. Необходимо отметить, что все эти модели рассчитываются в интеллектуальной системе «Эйдос».

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

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

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат К.Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI. Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний. Ясно, что вероятность – это математическая абстракция, которая никогда не встречается на практике (также как и другие математические и физические абстракции, типа математической точки, материальной точки, бесконечно малой и т.п.). На практике встречается только относительная частота. Но она может быть весьма близкой к вероятности. Например, при 480 наблюдений различие между относительной частотой и вероятностью (погрешность) составляет около 5%, при 1250 наблюдениях – около 2.5%, при 10000 наблюдениях – 1%.

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

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 11 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 10), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели.

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе

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

рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 13).

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 7):

Таблица 7 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные

частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Лефевра, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

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

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (рисунок 8):



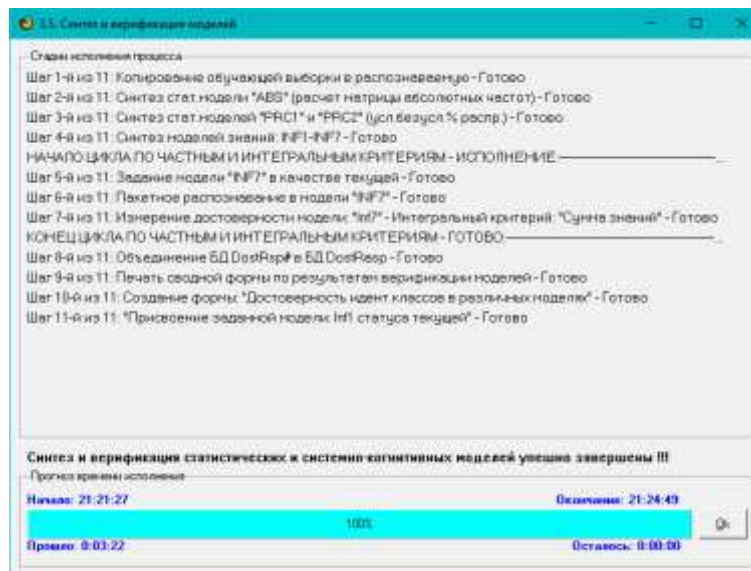


Рисунок 8. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей
 В результате работы режима 3.5 создано 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей, некоторые из которых приведены на рисунках 8-11:

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CLASS _1	2. CLASS _2	3. CLASS _3	Сумма	Среднее	Средн. квадр.
1.0	ALCOHOL-1/5-(11.0300000, 11.7900000)		12.0		12.0	4.00	6.93
2.0	ALCOHOL-2/5-(11.7900000, 12.5500000)		42.0	7.0	49.0	16.33	22.50
3.0	ALCOHOL-3/5-(12.5500000, 13.3100000)	14.0	13.0	21.0	48.0	16.00	4.36
4.0	ALCOHOL-4/5-(13.3100000, 14.0700000)	29.0	4.0	17.0	50.0	16.67	12.50
5.0	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	16.0		3.0	19.0	6.33	8.50
6.0	MALIC ACID-1/5-(0.7400000, 1.7520000)	28.0	44.0	5.0	77.0	25.67	19.60
7.0	MALIC ACID-2/5-(1.7520000, 2.7640000)	24.0	15.0	10.0	49.0	16.33	7.09
8.0	MALIC ACID-3/5-(2.7640000, 3.7760000)	2.0	6.0	17.0	25.0	8.33	7.77
9.0	MALIC ACID-4/5-(3.7760000, 4.7880000)	5.0	5.0	11.0	21.0	7.00	3.46
10.0	MALIC ACID-5/5-(4.7880000, 5.8000000)		1.0	5.0	6.0	2.00	2.65
11.0	ASH-1/5-(1.3600000, 1.7340000)		4.0		4.0	1.33	2.31
12.0	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	3.0	17.0	1.0	21.0	7.00	8.72
13.0	ASH-3/5-(2.1080000, 2.4820000)	31.0	35.0	31.0	97.0	32.33	2.31
14.0	ASH-4/5-(2.4820000, 2.8560000)	23.0	13.0	15.0	51.0	17.00	5.29
15.0	ASH-5/5-(2.8560000, 3.2300000)	2.0	2.0	1.0	5.0	1.67	0.58
16.0	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 14.4800000)	7.0	1.0		8.0	2.67	3.79
17.0	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	35.0	19.0	2.0	56.0	18.67	16.50
18.0	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.3600000, 22.2400000)	15.0	35.0	31.0	81.0	27.00	10.58
19.0	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22.2400000, 26.1200000)	2.0	12.0	14.0	28.0	9.33	6.43
20.0	ALCALINITY OF ASH-5/5-(26.1200000, 30.0000000)		4.0	1.0	5.0	1.67	2.08
21.0	MAGNESIUM-1/5-(70.0000000, 88.4000000)		39.0	8.0	47.0	15.67	20.60
22.0	MAGNESIUM-2/5-(88.4000000, 106.8000000)	32.0	22.0	29.0	83.0	27.67	5.13
23.0	MAGNESIUM-3/5-(106.8000000, 125.2000000)	23.0	5.0	11.0	39.0	13.00	9.17
24.0	MAGNESIUM-4/5-(125.2000000, 143.6000000)	4.0	3.0		7.0	2.33	2.08
25.0	MAGNESIUM-5/5-(143.6000000, 162.0000000)		2.0		2.0	0.67	1.15
26.0	TOTAL PHENOLS-1/5-(0.9800000, 1.5600000)		5.0	21.0	26.0	8.67	10.97
27.0	TOTAL PHENOLS-2/5-(1.5600000, 2.1400000)		28.0	22.0	50.0	16.67	14.74

Рисунок 9. Статистическая модель «ABS», матрица абсолютных частот (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. CLASS _1	2. CLASS _2	3. CLASS _3	Сумма	Среднее	Средн квдр.
1.0	ALCOHOL-1/5-(11.0300000, 11.7500000)	-3.978	7.213	-3.236			6.258
2.0	ALCOHOL-2/5-(11.7500000, 12.5500000)	-16.242	22.455	-6.213			20.003
3.0	ALCOHOL-3/5-(12.5500000, 13.3100000)	-1.910	-6.146	8.056			7.291
4.0	ALCOHOL-4/5-(13.3100000, 14.0700000)	12.427	-15.944	3.517			14.509
5.0	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	9.702	-7.579	-2.124			8.834
6.0	MALIC ACID-1/5-(0.7400000, 1.7520000)	2.478	13.287	-15.764			14.683
7.0	MALIC ACID-2/5-(1.7520000, 2.7540000)	7.758	-4.545	-3.213			6.752
8.0	MALIC ACID-3/5-(2.7540000, 3.7760000)	-6.287	-3.972	10.258			8.959
9.0	MALIC ACID-4/5-(3.7760000, 4.7980000)	-1.961	-3.376	5.337			4.676
10.0	MALIC ACID-5/5-(4.7980000, 5.8000000)	-1.989	-1.393	3.382			2.944
11.0	ASH-1/5-(1.3600000, 1.7340000)	-1.326	2.404	-1.079			2.086
12.0	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	-3.961	8.624	-4.663			7.477
13.0	ASH-3/5-(2.1080000, 2.4820000)	-1.152	-3.691	4.843			4.382
14.0	ASH-4/5-(2.4820000, 2.8560000)	6.096	-7.343	1.247			6.805
15.0	ASH-5/5-(2.8560000, 3.2300000)	0.343	0.006	-0.348			0.346
16.0	ALCALINITY OF ASH-1/5-(0.6000000, 14.4800000)	4.348	-2.191	-2.157			3.766
17.0	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	16.438	-3.337	-13.101			15.050
18.0	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.3600000, 22.2400000)	-11.848	2.691	9.157			10.758
19.0	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22.2400000, 26.1200000)	-7.281	0.831	6.449			6.903
20.0	ALCALINITY OF ASH-5/5-(26.1200000, 30.0000000)	-1.657	2.006	-0.348			1.856
21.0	MAGNESIUM-1/5-(0.0000000, 88.4000000)	-15.579	20.253	-4.674			18.367
22.0	MAGNESIUM-2/5-(88.4000000, 106.8000000)	4.489	-11.107	6.618			9.677
23.0	MAGNESIUM-3/5-(106.8000000, 125.2000000)	10.073	-10.556	0.483			10.323
24.0	MAGNESIUM-4/5-(125.2000000, 143.6000000)	1.680	0.208	-1.888			1.793
25.0	MAGNESIUM-5/5-(143.6000000, 162.0000000)	-0.663	1.202	-0.539			1.043
26.0	TOTAL PHENOLS-1/5-(0.9600000, 1.5600000)	-8.618	-5.371	13.989			12.223
27.0	TOTAL PHENOLS-2/5-(1.5600000, 2.1400000)	-16.573	8.056	8.517			14.355

Рисунок 10. Системно-когнитивная модель «INF3», матрица Хи-квадрат (по К.Пирсону) (фрагмент)

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

3.4. Задача-4. Верификация моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных и ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2-мерам проф. Е.В.Луценко, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры [9].

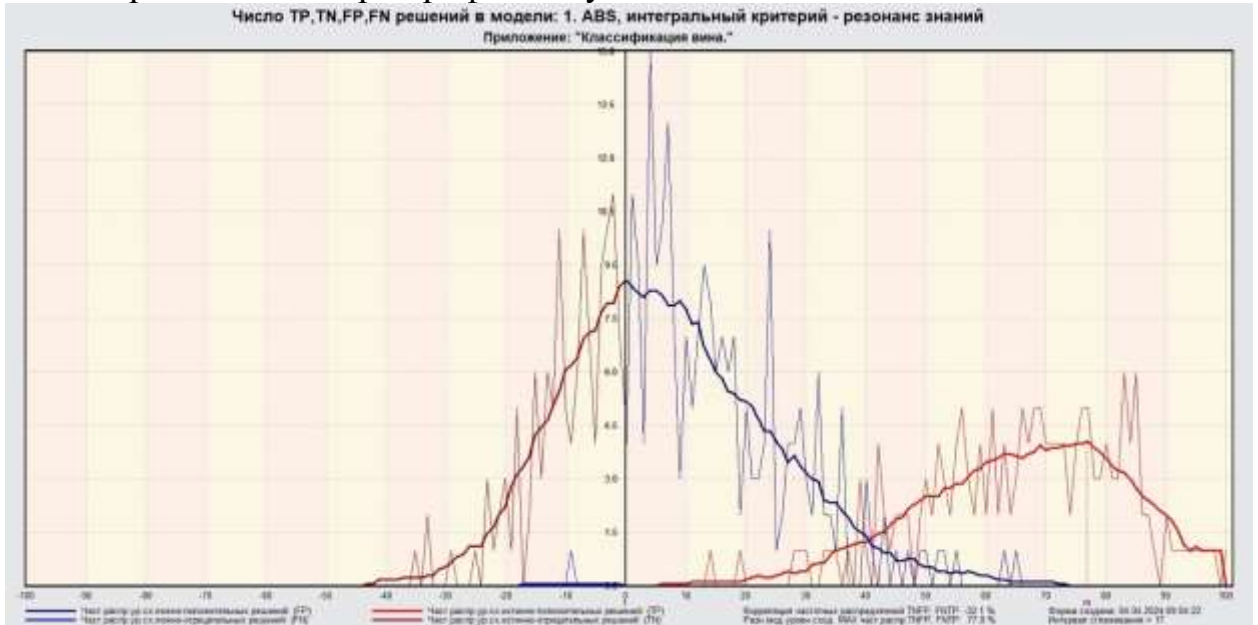
Достоверность моделей можно оценивать и путем решения других задач, например задач прогнозирования, выработки управляющих решений, исследования объекта моделирования путем исследования его модели. Но это более трудоемко и даже всегда возможно, особенно на экономических и политических моделях.

В режиме 3.4 системы «Эйдос» и ряде других изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности. В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF4 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: L1=0.986 (рисунок 11). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

Наименование модели	Истинные классификации	TP	TN	FP	FN	Число истинных положительных решений	Число истинных отрицательных решений	Число ложных положительных решений	Число ложных отрицательных решений	Число истинных решений	Число ложных решений	Число верных решений
1. ABS - частный критерий: количество истинных решений, ч/ко	Картезия для частот о.о.б.	0	0 759	0 999	0 050	0 645	0 095	0 144	0 094	0 861	0 875	0 837
1. ABS - частный критерий: количество истинных решений, ч/ко	Среды для частот о.о.б.	0	0 490	1 030	0 070	0 794	0 346	0 144	0 088	1 000	0 794	0 894
2. FPC1 - частный критерий: для достоверности по правому краю	Картезия для частот о.о.б.	0	0 759	0 999	0 050	0 645	0 095	0 144	0 094	0 861	0 875	0 837
2. FPC1 - частный критерий: для достоверности по правому краю	Среды для частот о.о.б.	0	0 486	1 030	0 074	0 790	0 403	0 144	0 088	1 000	0 791	0 791
3. FPC2 - частный критерий: для достоверности по левому краю	Картезия для частот о.о.б.	0	0 759	0 999	0 050	0 645	0 095	0 144	0 094	0 861	0 875	0 837
3. FPC2 - частный критерий: для достоверности по левому краю	Среды для частот о.о.б.	0	0 486	1 030	0 074	0 790	0 403	0 144	0 088	1 000	0 791	0 791
4. BPT1 - частный критерий: количество знаний по А. Картезия, в.	Семантический резонанс зна.	1	0 959	0 995	0 077	0 484	0 369	0 122	0 124	0 769	0 842	0 798
4. BPT1 - частный критерий: количество знаний по А. Картезия, в.	Среды знания	4	0 959	0 994	0 077	0 303	0 369	0 113	0 066	0 769	0 842	0 798
5. BPT2 - частный критерий: количество знаний по А. Картезия, в.	Семантический резонанс зна.	1	0 959	0 995	0 077	0 484	0 369	0 122	0 124	0 769	0 798	0 798
5. BPT2 - частный критерий: количество знаний по А. Картезия, в.	Среды знания	4	0 959	0 994	0 077	0 303	0 369	0 113	0 066	0 769	0 842	0 798
6. BPT3 - частный критерий: на основе равенства между фактом	Семантический резонанс зна.	0	0 945	1 030	0 077	0 540	0 329	0 170	0 091	0 773	0 945	0 859
6. BPT3 - частный критерий: на основе равенства между фактом	Среды знания	2	0 954	1 030	0 077	0 515	0 345	0 144	0 091	0 769	0 961	0 857
7. BPT4 - частный критерий: RSI (Таблицы Бульевых значений)	Семантический резонанс зна.	3	0 970	0 974	0 082	0 444	0 374	0 116	0 070	0 861	0 888	0 820
7. BPT4 - частный критерий: RSI (Таблицы Бульевых значений)	Среды знания	0	0 974	1 030	0 144	0 474	0 130	0 131	0 130	1 000	0 893	0 893
8. BPT5 - частный критерий: RSI (Таблицы Бульевых значений)	Семантический резонанс зна.	3	0 970	0 974	0 082	0 444	0 374	0 116	0 070	0 861	0 888	0 833
8. BPT5 - частный критерий: RSI (Таблицы Бульевых значений)	Среды знания	0	0 974	1 030	0 144	0 474	0 130	0 131	0 130	1 000	0 893	0 893
9. BPT6 - частный критерий: разн. для и безразличности между	Семантический резонанс зна.	1	0 948	0 994	0 077	0 559	0 310	0 159	0 085	0 779	0 810	0 829
9. BPT6 - частный критерий: разн. для и безразличности между	Среды знания	9	0 890	1 030	0 150	0 515	0 180	0 142	0 094	0 784	0 973	0 888
10. BPT7 - частный критерий: разн. для и безразличности между	Семантический резонанс зна.	1	0 948	0 994	0 077	0 559	0 310	0 160	0 085	0 779	0 810	0 829
10. BPT7 - частный критерий: разн. для и безразличности между	Среды знания	9	0 890	1 030	0 150	0 515	0 180	0 142	0 094	0 784	0 973	0 888

Рисунок 11. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 12 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF4.



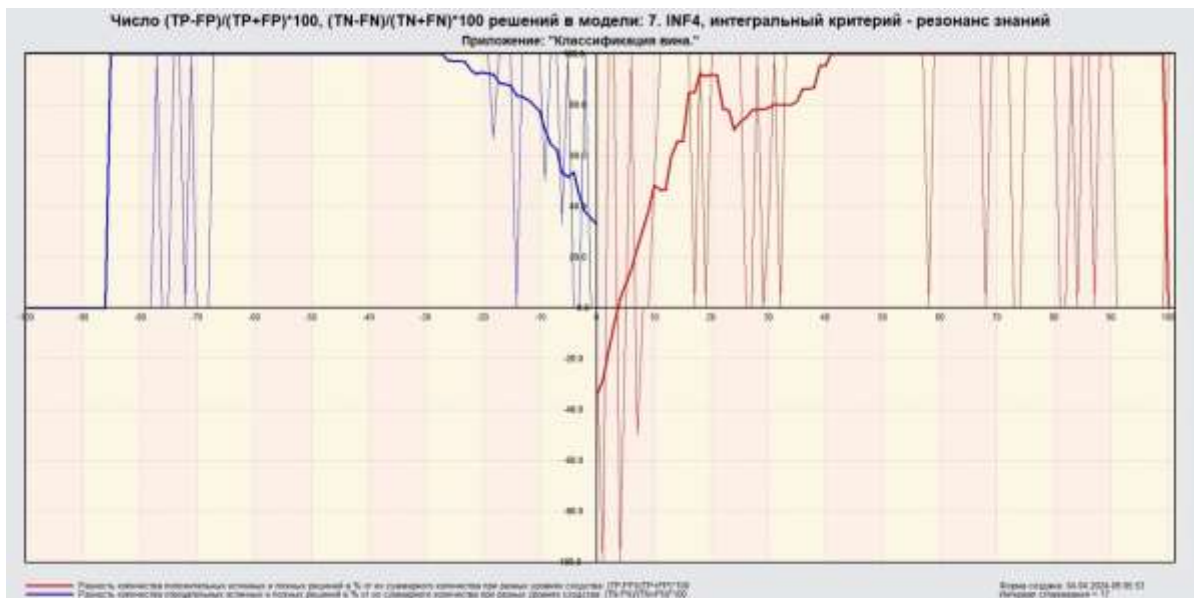


Рисунок 12. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF4

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

- отрицательные ложные решения вообще практически не встречаются, за исключением очень небольшого количества случаев с очень низкими уровнями различия –10-20%;

- при уровнях сходства меньше 20% преобладают ложные положительные решения, а при более высоких уровнях сходства – истинные положительные решения. При уровнях сходства выше 60% ложных положительных решений вообще нет;

- *чем выше уровень сходства, тем больше доля истинных решений.*

Поэтому уровень сходства является адекватной внутренней мерой системы «Эйдос», так сказать адекватной мерой самооценки или аудита степени достоверности решений и уровня риска ошибочного решения.

На рисунках 13 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в работе вместо более детального описания данного режима.

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

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

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

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

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), позволяющий как-то способствовать объекту к классам, к которым они относятся, так и не способствовать верно не отнести объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Экспос" проф. Е.В. Ляденко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: (1, +1) и (0, 1)

$$L_1 = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{нормировка (1, +1)}$$

$$L_2 = \frac{1}{2} \cdot \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{нормировка (0, 1)}$$

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

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Риббергена (колонка выделена ярко-голубым фоном)
 $F_{мера} = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$ - достоверность модели
 $Precision = TP / (TP + FP)$ - точность модели
 $Recall = TP / (TP + FN)$ - полнота модели

L1-мера проф.Е.В.Ляденко - нечеткое нулевое-классовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ взвешенной оценки (колонка выделена ярко-зеленым фоном):
 $L1_{мера} = 2 \cdot \frac{SPrecision \cdot SRecall}{SPrecision + SRecall}$
 $SPrecision = \frac{STR}{STR + SFP}$ - точность с учетом сумм взвешенной оценки;
 $SRecall = \frac{STR}{STR + SFN}$ - полнота с учетом сумм взвешенной оценки;
 STR - Сумма модулей оценок истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей оценок истинно-отрицательных решений;
 SFP - Сумма модулей оценок ложноположительных решений; SFN - Сумма модулей оценок ложноотрицательных решений.

L2-мера проф.Е.В.Ляденко - нечеткое нулевое-классовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ взвешенной оценки (колонка выделена желтым фоном):
 $L2_{мера} = 2 \cdot \frac{APrecision \cdot ARecall}{APrecision + ARecall}$
 $APrecision = \frac{ATR}{ATR + AFP}$ - точность с учетом средних взвешенной оценки;
 $ARecall = \frac{ATR}{ATR + AFN}$ - полнота с учетом средних взвешенной оценки;
 ATR=STR/TP - Среднее модулей оценок истинно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей оценок истинно-отрицательных решений;
 AFP=STR/FP - Среднее модулей оценок ложноположительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей оценок ложноотрицательных решений.

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

Из графика частотный распределения истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложноположительных и ложноотрицательных решений видно, что чем выше модель уровня оценок, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модель уровня оценок является адекватной мерой степени истинности решений и степени уверенности системы в этих решениях. Поэтому система "Экспос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отбирать/пропускать заведомо ложные решения.

Ляденко Е.В. Инвариантное относительно обобщения данных нечеткое нулевое-классовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Риббергена в АСК анализа и системы "Экспос" // Е.В. Ляденко // Пятидесятилетний сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.к.

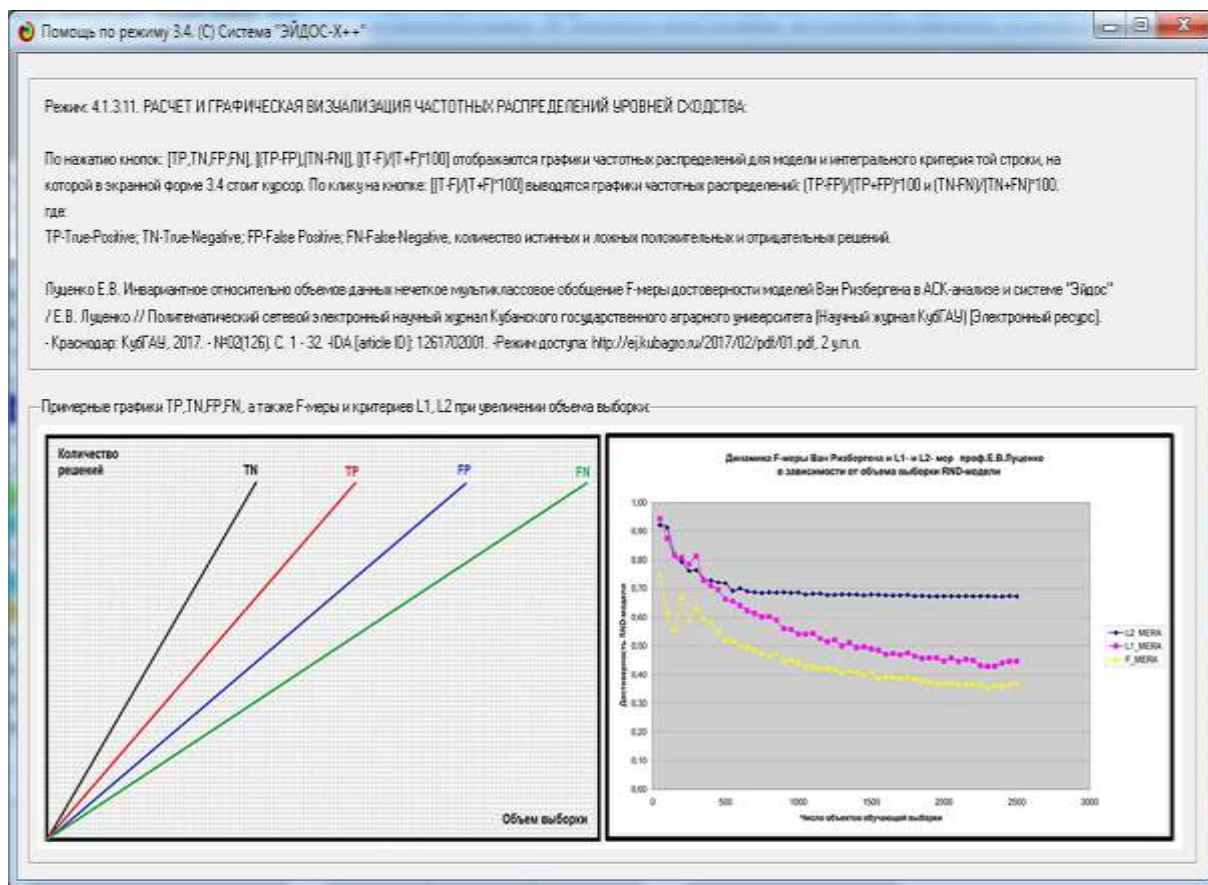


Рисунок 13. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

Технически сам выбор наиболее достоверной модели и задание ее текущей осуществляется в режиме 5.6 системы «Эйдос» и проходит быстро (рисунки 14). Это необходимо делать лишь для решения задачи идентификации и прогнозирования (в режиме 4.1.2), которая требует и потребляет наибольшие вычислительные ресурсы и поэтому решается только для модели, заданной в качестве текущей. Все остальные расчеты проводятся в системе «Эйдос» сразу во всех моделях.

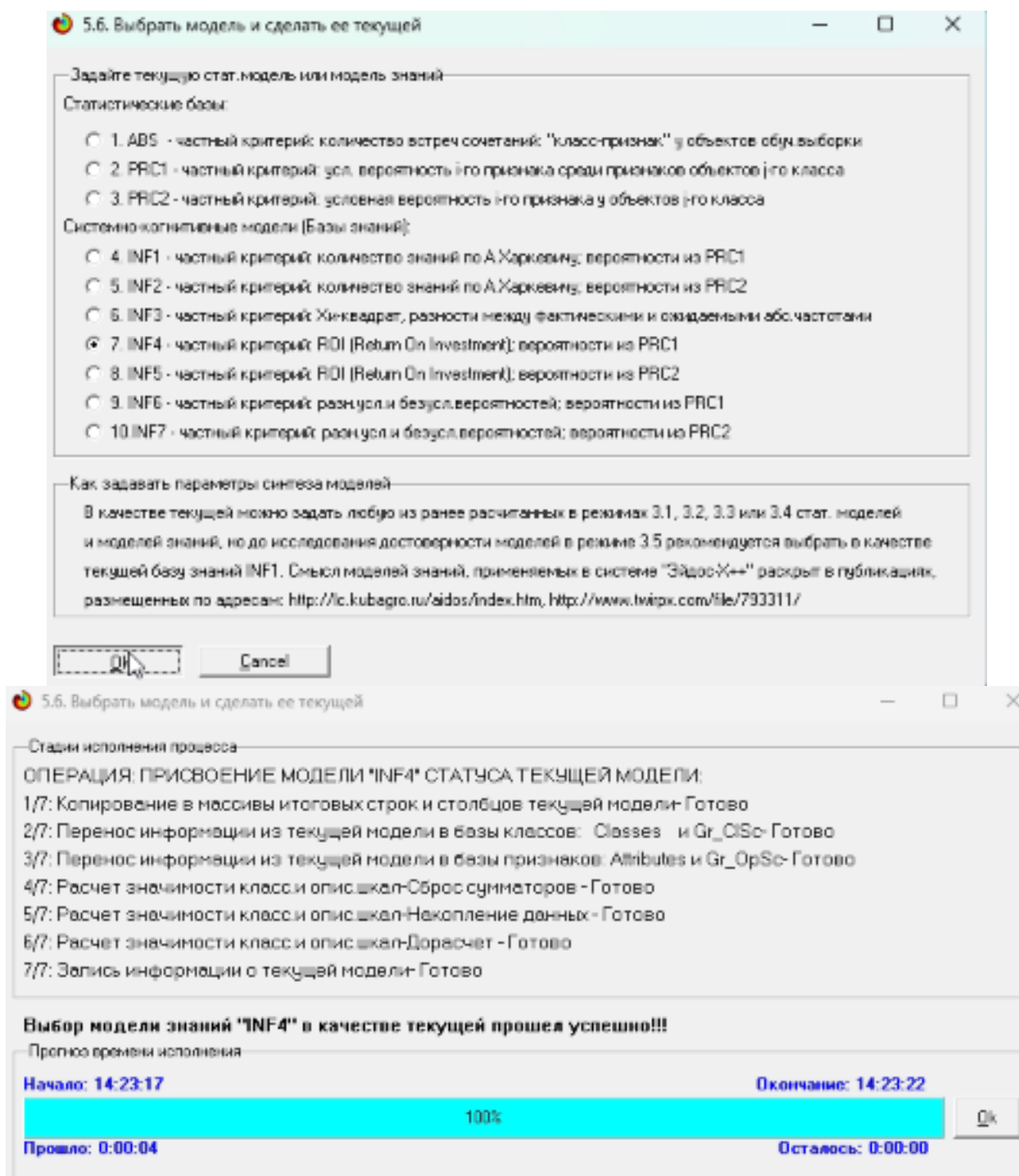


Рисунок 4. Задание СК-модели INF3 в качестве текущей

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

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

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему (рисунок 4).

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

Сравнение осуществляется путем применения *неметрических интегральных критериев*, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны¹⁰ в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

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

стандартизированными значениями: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_i}$. 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: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$, Это позволяет предложить неограниченное количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

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

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

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е.

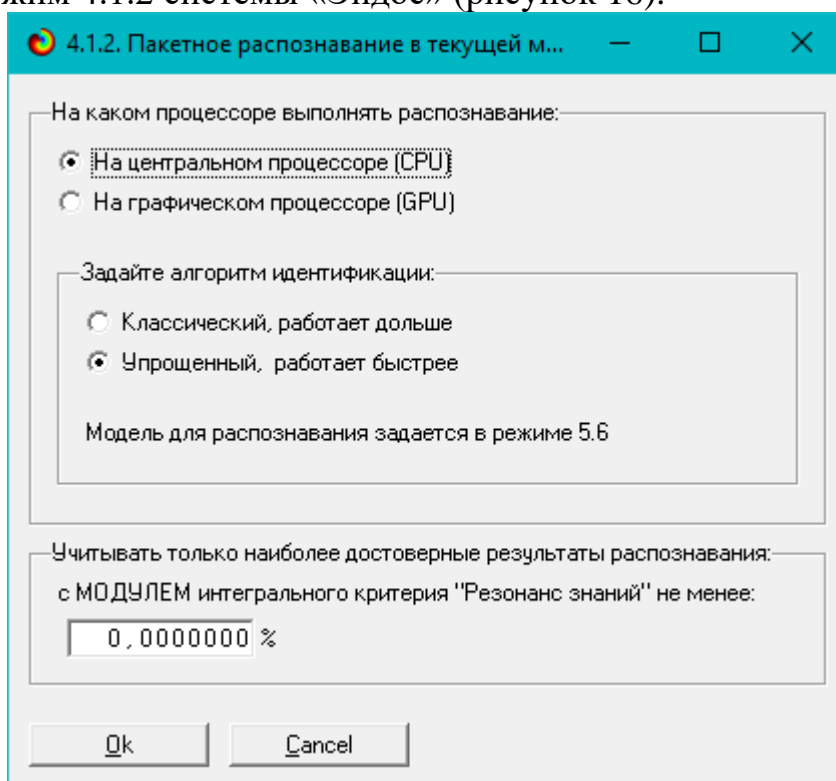
определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах [2, 3, 4].

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

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

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

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



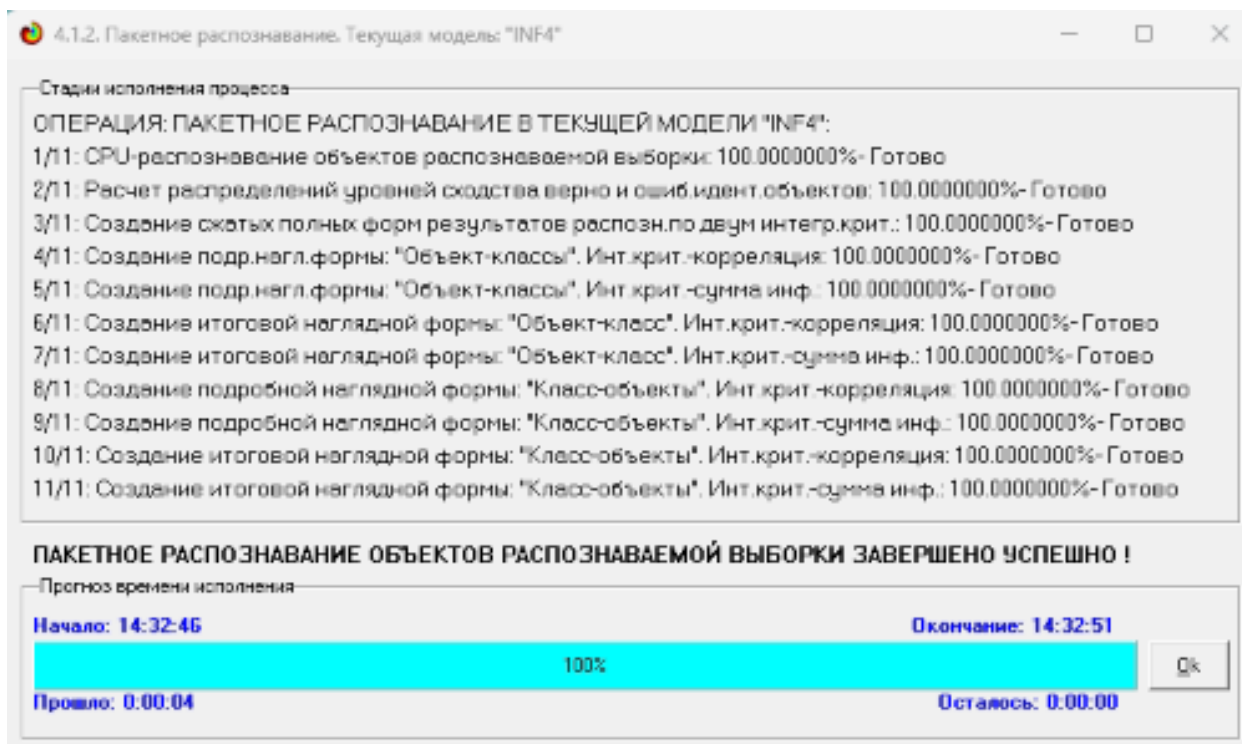


Рисунок 5. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм, которых в настоящее время 12 (рисунок 17):

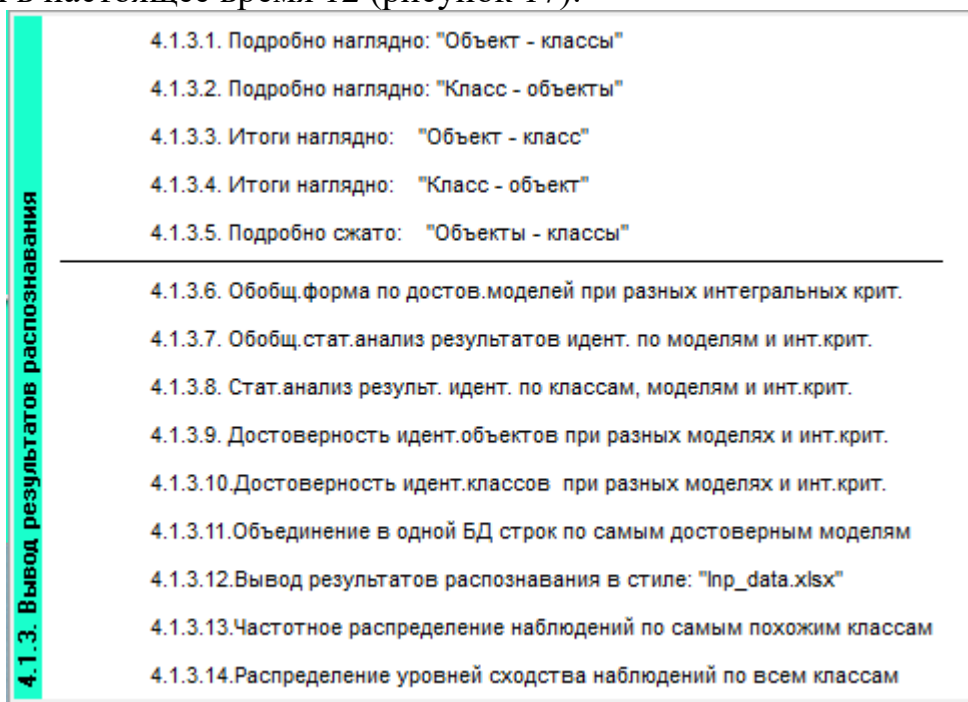


Рисунок 6. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

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

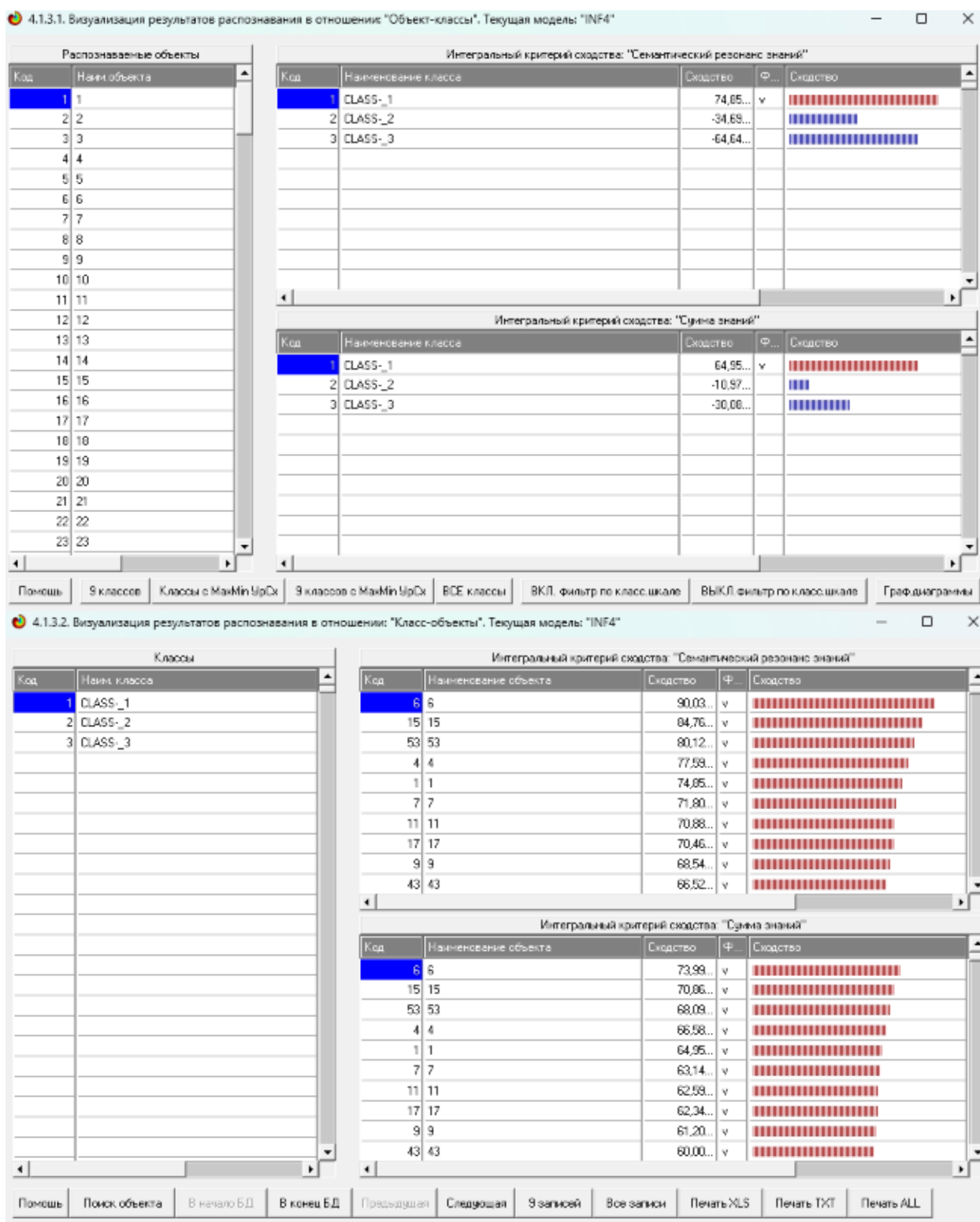


Рисунок 7. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

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

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

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

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

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

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

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Рядовая клас.	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	CLASS_1	0,6652426	767	0,0000000
2	CLASS_2	0,6690825	923	0,0000000
3	CLASS_3	0,9094736	624	0,0000000

SWOT-анализ класса:1 "CLASS_1" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
33	FLAVANOIDS-3/5-(2.2360000, 3.1840000)	18.787
29	TOTAL PHENOLS-4/5-(2.7200000, 3.3000000)	17.753
53	HUE-3/5-(0.9720000, 1.2180000)	16.449
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	16.438
37	NONFLAVANOID PHENOLS-2/5-(0.2360000, 0.3420000)	15.466
63	PROLINE-3/5-(838.8000000, 1119.2000000)	14.393
64	PROLINE-4/5-(1119.2000000, 1399.6000000)	14.039
47	COLOR INTENSITY-2/5-(3.6240000, 5.9680000)	13.796
43	PROANTHOCYANINS-3/5-(1.6780000, 2.3120000)	13.433
4	ALCOHOL-4/5-(13.3100000, 14.0700000)	12.427
34	FLAVANOIDS-4/5-(3.1840000, 4.1320000)	11.702
23	MAGNESIUM-3/5-(106.8000000, 125.2000000)	10.073
5	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	9.702
59	DD280/DD315-4/5-(2.9880000, 3.4540000)	8.433

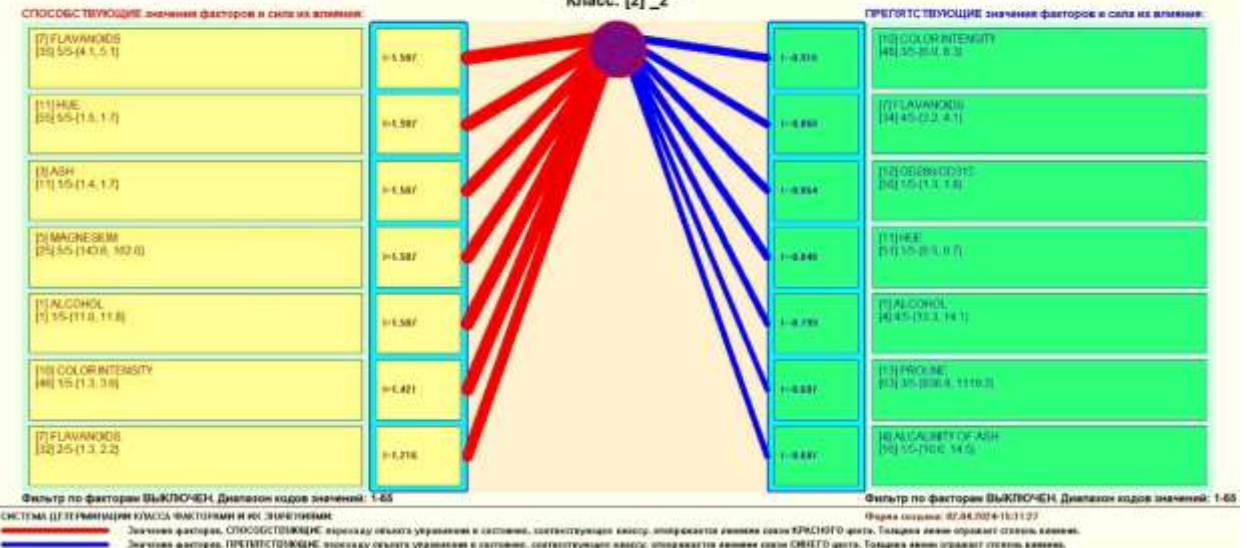
Препятствующие факторы и сила их влияния

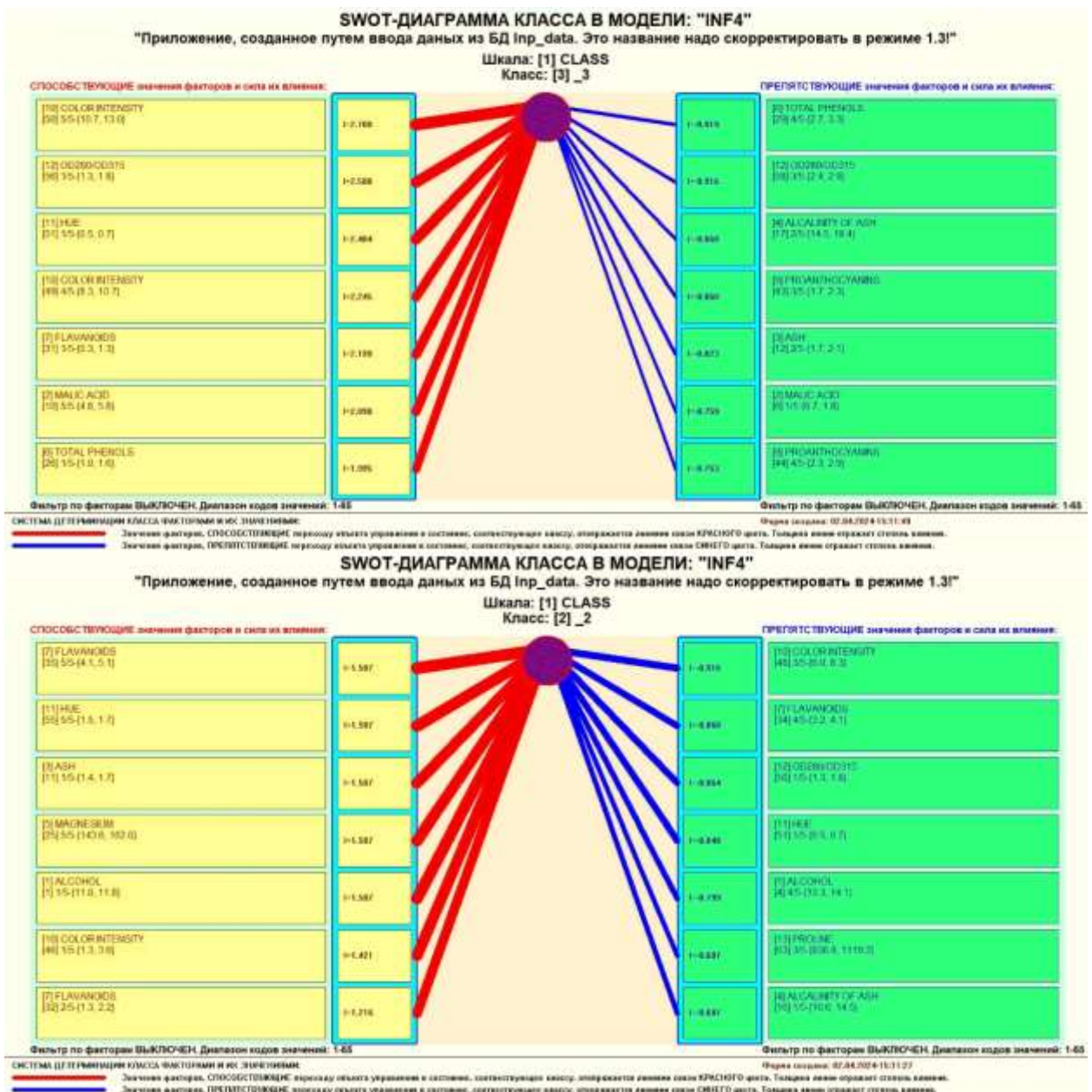
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
61	PROLINE-1/5-(278.0000000, 588.4000000)	-19.556
46	COLOR INTENSITY-1/5-(1.2800000, 3.6240000)	-17.225
31	FLAVANOIDS-1/5-(0.3400000, 1.2880000)	-16.904
27	TOTAL PHENOLS-2/5-(1.5600000, 2.1400000)	-16.573
2	ALCOHOL-2/5-(11.7900000, 12.5500000)	-16.242
21	MAGNESIUM-1/5-(70.0000000, 88.4000000)	-15.579
32	FLAVANOIDS-2/5-(1.2880000, 2.2360000)	-13.253
62	PROLINE-2/5-(958.4000000, 838.8000000)	-12.888
56	DD280/DD315-1/5-(1.2700000, 1.8160000)	-12.264
18	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.3600000, 22.2400000)	-11.848
51	HUE-1/5-(0.4800000, 0.7260000)	-10.938
41	PROANTHOCYANINS-1/5-(0.4100000, 1.0440000)	-10.938
57	DD280/DD315-2/5-(1.8160000, 2.3620000)	-8.618
26	TOTAL PHENOL-5-1/5-(0.9680000, 1.5600000)	-8.618

SWOT-ДИАГРАММА КЛАССА В МОДЕЛИ: "INF4"

"Приложение, созданное путем ввода данных из БД Inp_data. Это название надо скорректировать в режиме 1.3!"

Шкала: [1] CLASS
Класс: [2] _2





Рисунки 8. Фрагменты экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

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

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования. Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и

результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [11, 12, 13] и в ряде других работ.

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

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

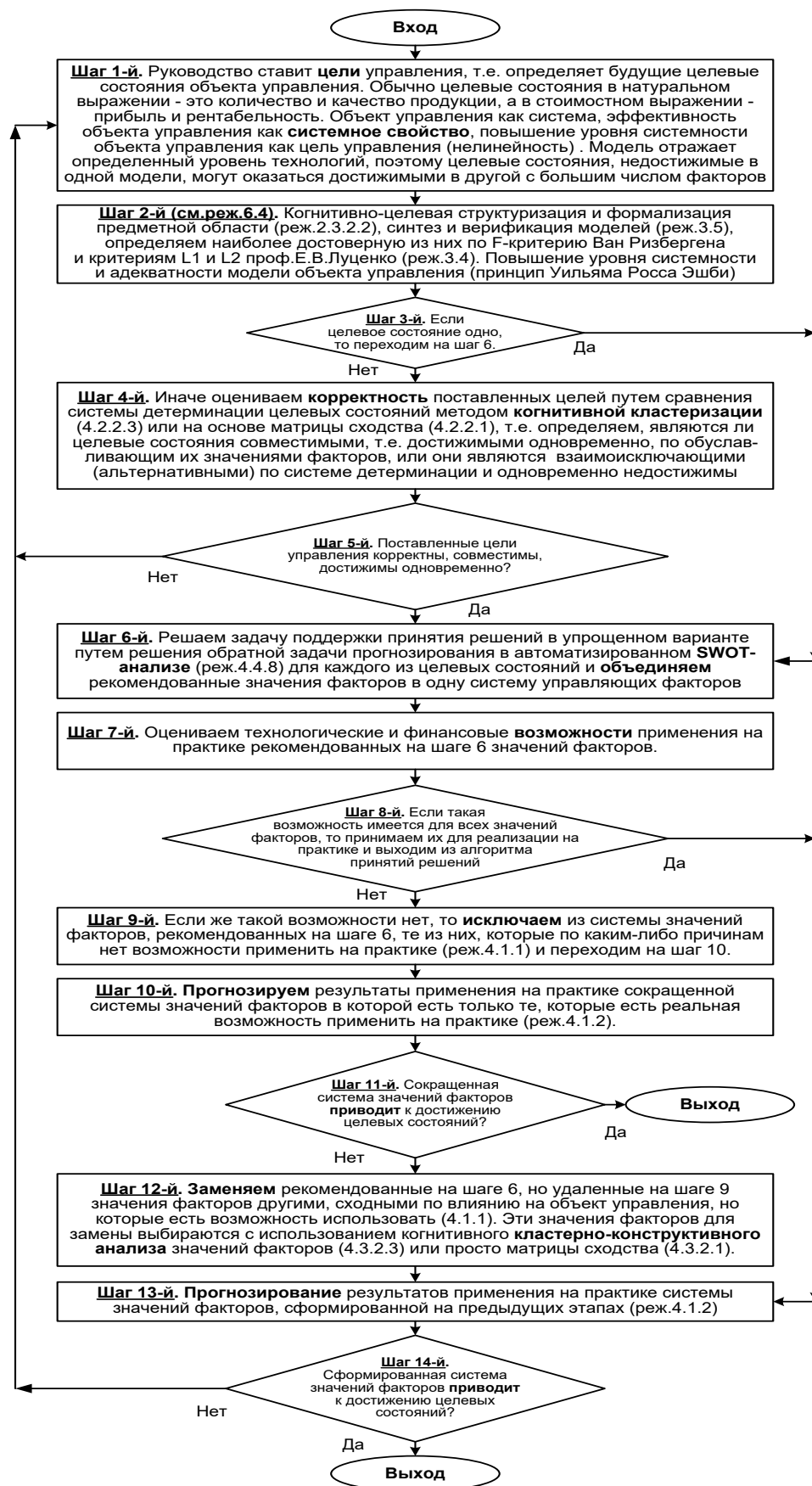


Рисунок 9. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

Шаг 2-й (см.реж.6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация

моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергера и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [9]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [14, 15].

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

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

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

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

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

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

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

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

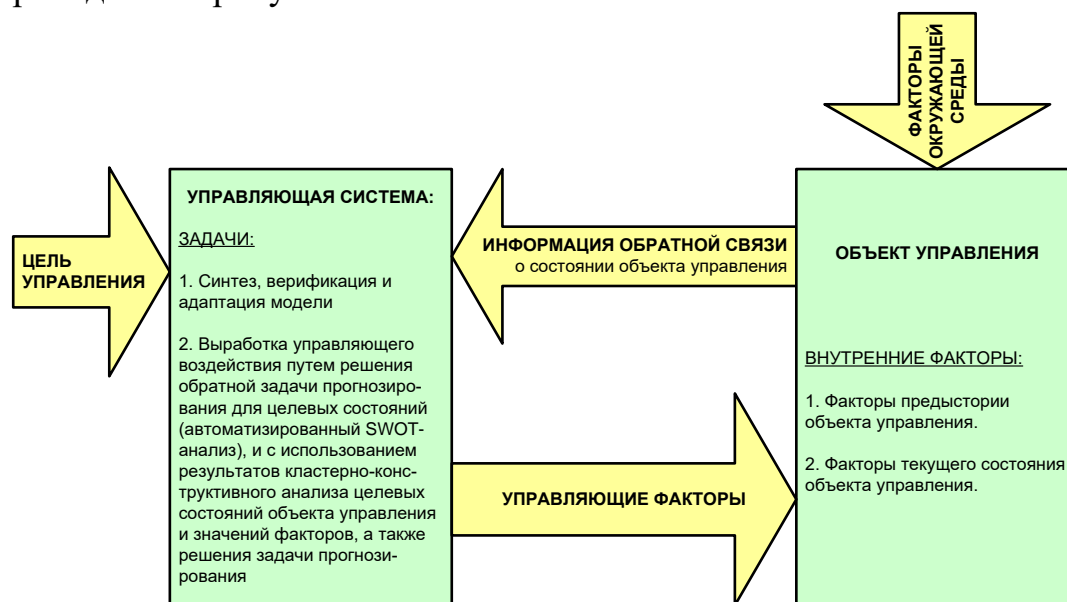
Шаг 11-й. Сокращенная система значений факторов **приводит** к достижению целевых состояний? Если да, то выход из алгоритма принятия решений, а иначе переход на шаг 12.

Шаг 12-й. **Заменяем** рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но которые есть возможность использовать (4.1.1). Эти значения факторов для замены выбираются с использованием когнитивного **кластерно-конструктивного анализа** значений факторов (4.3.2.3) или просто матрицы сходства (4.3.2.1) [16].

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

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

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



1. Решения всегда принимаются на основе модели. Модели могут быть различной степени формализации: интуитивные (субъективные осознанные и неосознанные) неформализованные модели, вербализованные модели, лингвистические модели (различные структуры текста), алгоритмические модели и модели данных, статистические и информационные модели, математические (аналитические) модели. Формализация нужна чтобы передавать модели людям и техническим системам.
2. Виды управления: оперативное, тактическое, стратегическое. Что это значит в экономических и технических системах управления.
3. Различия между АСУ и САУ: участие человека в реальном времени в принятии решений. Кто несет ответственность за ошибочные решения. Адаптивность: принцип дальноности управления Александра Фельдбаума.
4. Критерий различия управляющих факторов от факторов окружающей среды с точки зрения управляющей системы и объекта управления. Иерархическая структура окружающей среды. Мы прогнозируем курс рубля на завтра, а ЦБ принимает решение об этом, для нас это фактор окружающей среды, а для ЦБ - это управляющий фактор.
5. Решение задачи принятия решений путем многократного многовариантного решения задачи прогнозирования быстро приводит к комбинаторному взрыву при увеличении количества факторов. Обычно в реальных задачах очень большое количество факторов. Поэтому при реальном количестве факторов задача принятия решений может быть решена только путем решения обратной задачи прогнозирования, т.е. SWOT-анализа. Однако в SWOT-анализе задается только одно целевое состояние и некоторые рекомендуемые значения факторов не могут быть применены по технологическим и финансовым причинам. Поэтому необходимо их исключить или заменить на основе результатов кластерно-конструктивного анализа значений факторов и оценить адекватность такого варианта решения путем прогнозирования результатов применения такой измененной системы значений факторов.

Рисунок 10. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

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

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

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

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

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

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас.	N объектов (abs.)	N объектов (%)
1	CLASS_1	0.6652426	767	0.0000000
2	CLASS_2	0.6690825	923	0.0000000
3	CLASS_3	0.9094736	624	0.0000000

SWOT-анализ класса:1 "CLASS_1" в модели:7 "INF4"

Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
64	PROLINE-4/5-(1119.2000000, 1399.6000000)	2.017
65	PROLINE-5/5-(1399.6000000, 1680.0000000)	2.017
34	FLAVANOLS-4/5-(3.1840000, 4.1320000)	1.858
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 14.4800000)	1.640
5	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	1.541
63	PROLINE-3/5-(838.8000000, 1119.2000000)	1.357
60	OD280/OD315-5/5-(3.4540000, 4.0000000)	1.179
29	TOTAL PHENOLS-4/5-(2.7200000, 3.3000000)	1.164
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	0.886
33	FLAVANOLS-3/5-(2.2360000, 3.1840000)	0.886
48	COLOR INTENSITY-3/5-(5.9680000, 8.3120000)	0.810
53	HUE-3/5-(0.9720000, 1.2180000)	0.800
23	MAGNESIUM-3/5-(106.8000000, 125.2000000)	0.779
47	PROANTHOCYANINS-3/5-(1.6780000, 2.3120000)	0.765

Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
32	FLAVANOLS-2/5-(1.2880000, 2.2360000)	-0.930
46	COLOR INTENSITY-1/5-(1.2800000, 3.6240000)	-0.896
39	NONFLAVANOID PHENOLS-4/5-(0.4480000, 0.5540000)	-0.792
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22.2400000, 26.1200000)	-0.785
8	MALIC ACID-3/5-(2.7640000, 3.7760000)	-0.759
62	PROLINE-2/5-(838.4000000, 838.8000000)	-0.648
49	COLOR INTENSITY-4/5-(8.3120000, 10.6560000)	-0.623
12	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	-0.569
38	NONFLAVANOID PHENOLS-3/5-(0.3420000, 0.4480000)	-0.536
18	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.3600000, 22.2400000)	-0.441
9	MALIC ACID-4/5-(3.7760000, 4.7880000)	-0.282
52	HUE-2/5-(0.7260000, 0.9720000)	-0.259
42	PROANTHOCYANINS-2/5-(1.0440000, 1.6780000)	-0.225
7	ALCOHOL-3/5-(12.5500000, 13.3100000)	-0.170

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

SWOT-диаграмма

SWOT-ДИАГРАММА ЗНАЧЕНИЙ ФАКТОРА В МОДЕЛИ: "INF4"
 Фактор: "ALCOHOL"
 Значение: (12.550; 13.310)

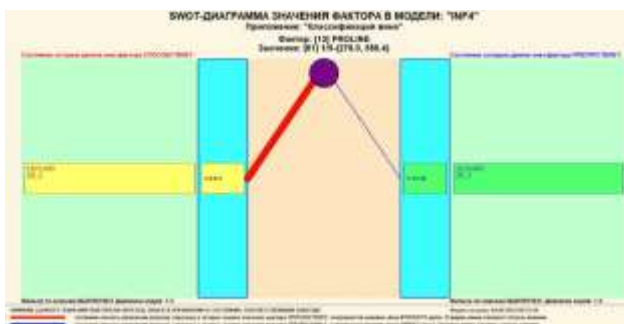


Рисунок 11. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классу

Приведенные на рисунке 22 инвертированные SWOT-диаграммы исчерпывающим образом отражают силу и направление влияния каждого значения каждого фактора на переход объекта моделирования в состояния, соответствующие различным классам. Во многом это и есть решение проблемы, поставленной в работе.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 23) рассчитывается матрица сходства классов (таблица 14) по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

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

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

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

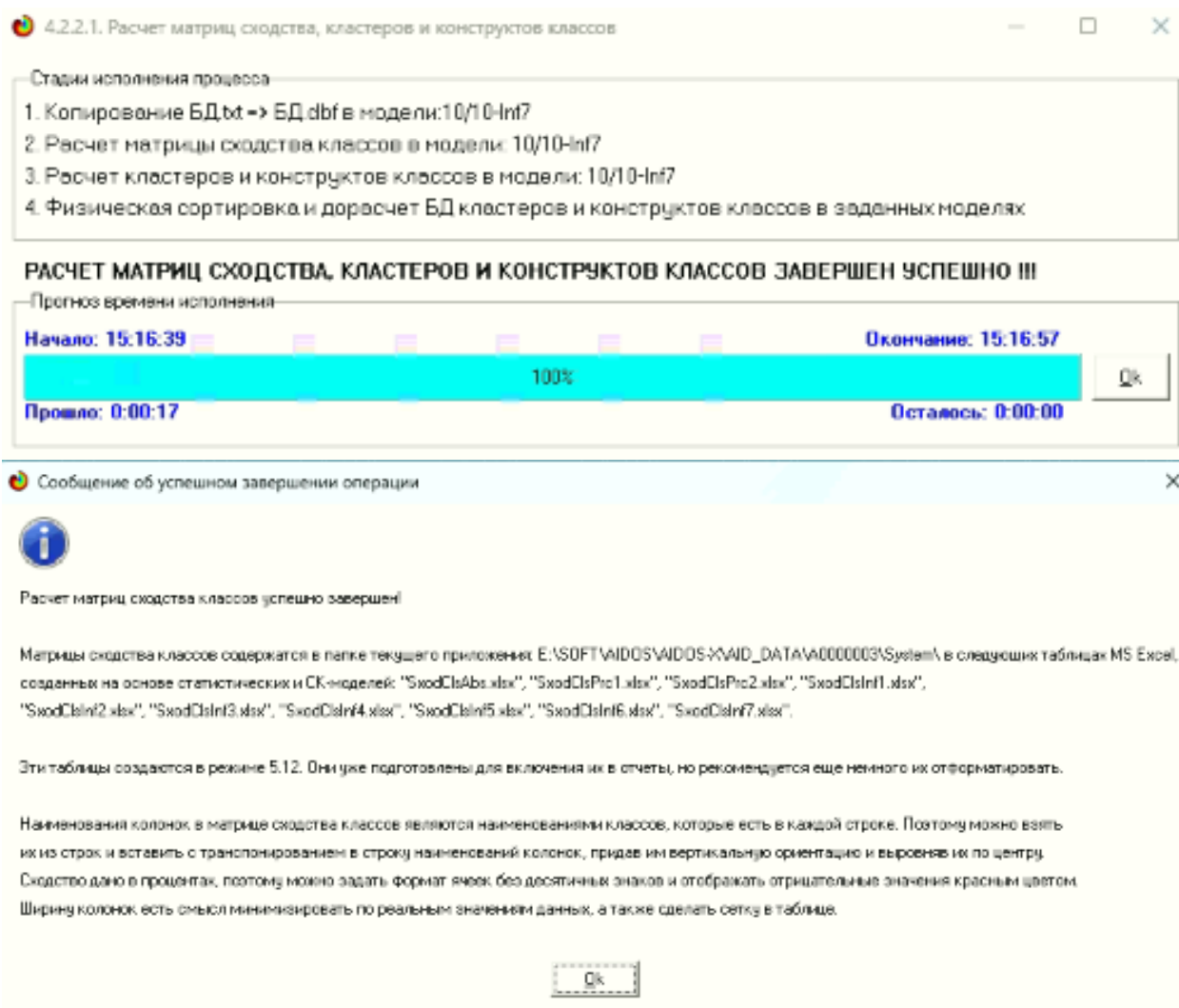


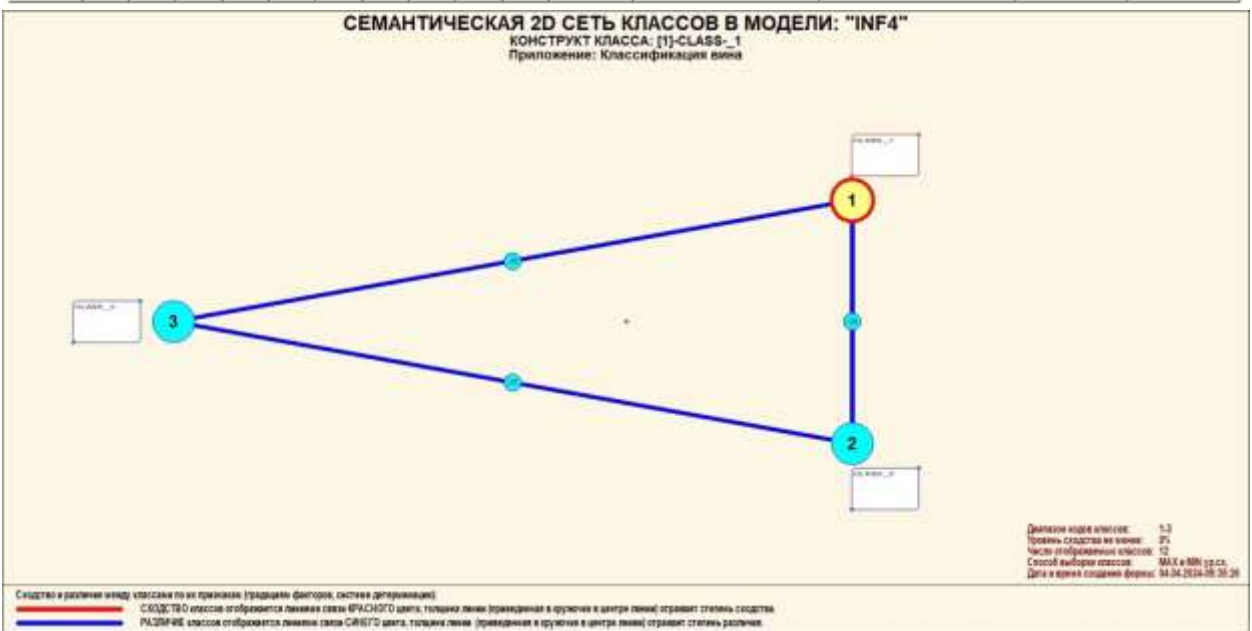
Рисунок 12. Экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства классов

Таблица 1 – Матрица сходства классов в СК-модели INF4 (фрагмент)

Конструкт класса:1 "CLASS_1" в модели:1 "ABS"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	CLASS_1	1	1	CLASS_1	100.000
2	CLASS_2	2	2	CLASS_2	22.461
3	CLASS_3	3	3	CLASS_3	-5.256

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График Вкл.фильтр по кластерам Выкл.фильтр по кластерам Параметры Показать ВСЕ



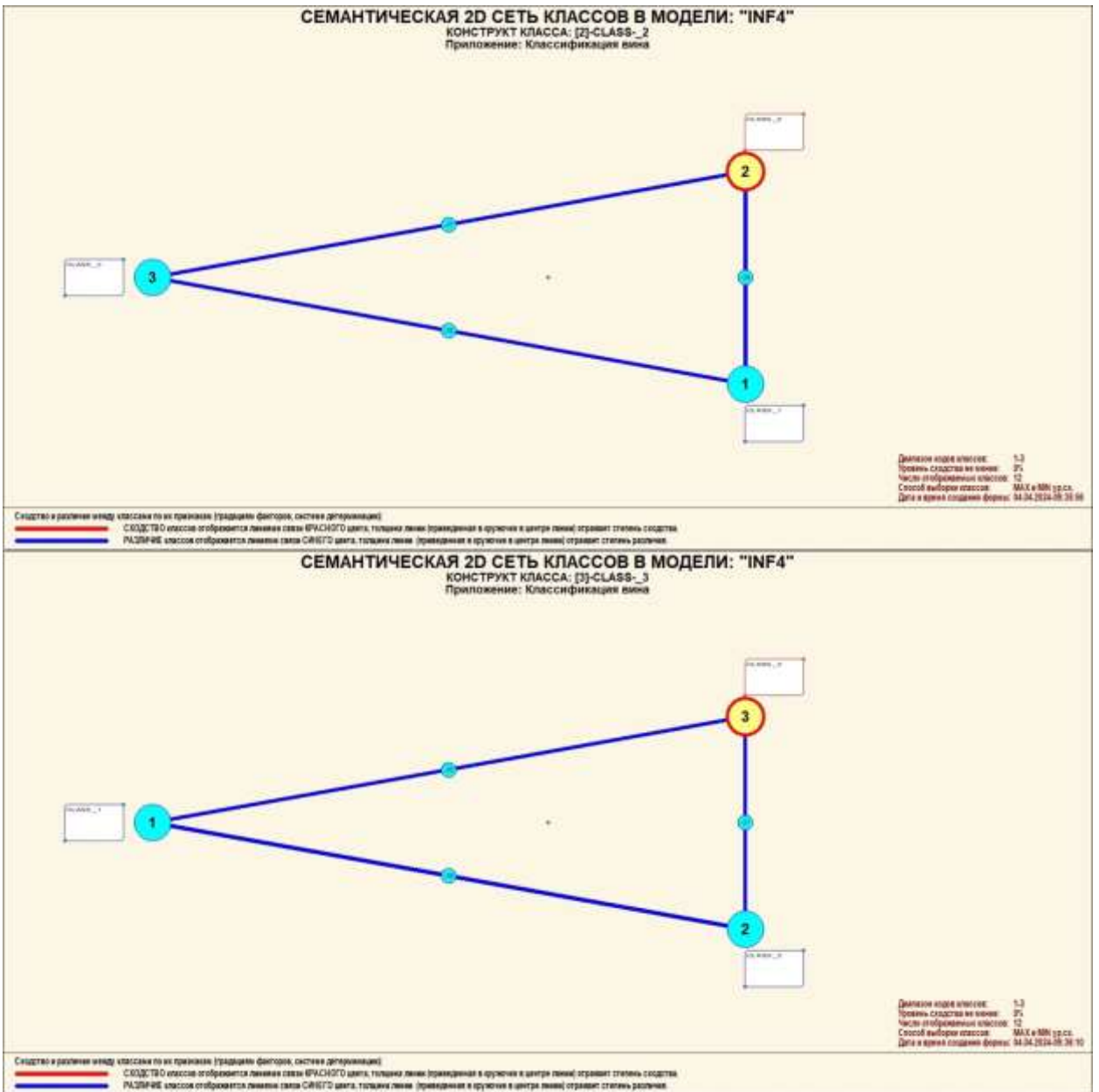


Рисунок 13. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

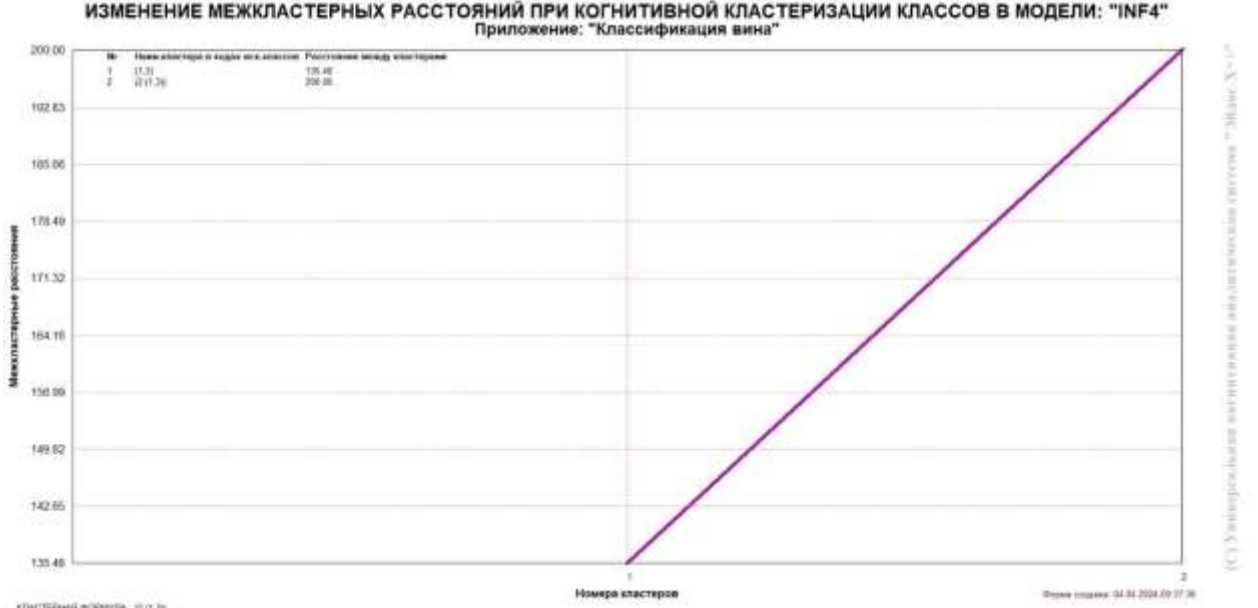


Рисунок 14. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

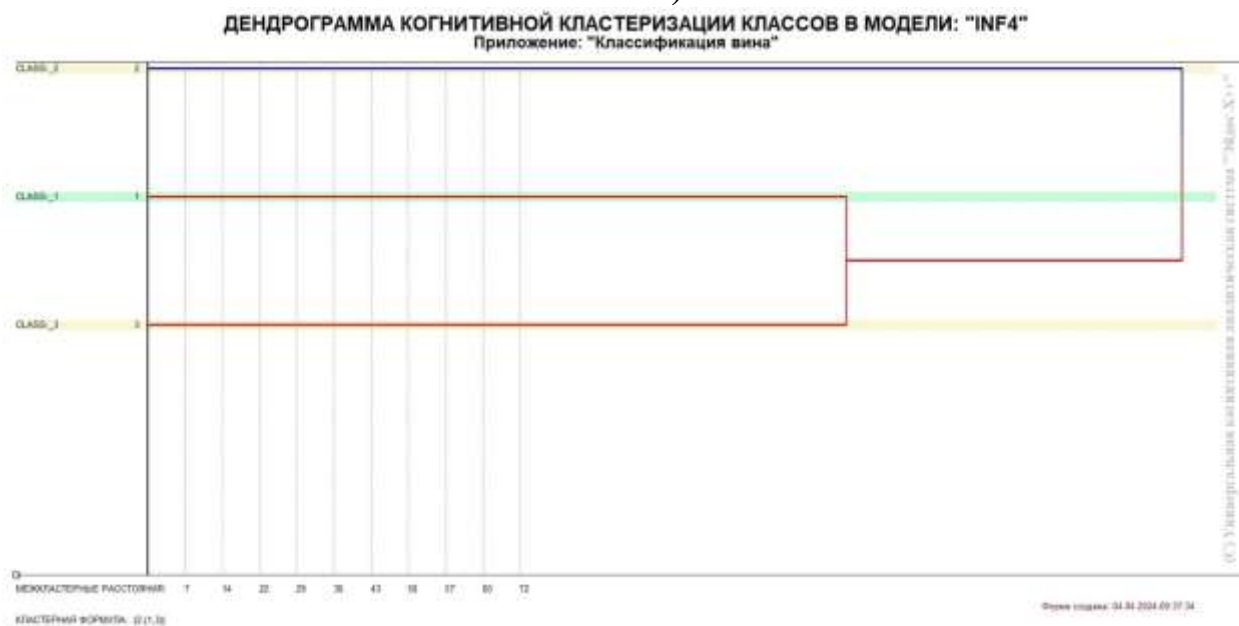


Рисунок 15. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 27) рассчитывается матрица сходства признаков (таблица 15) по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится четыре основных формы:

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

Эта матрица сходства (таблица 15) используются и при расчете некоторых других выходных форм.

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

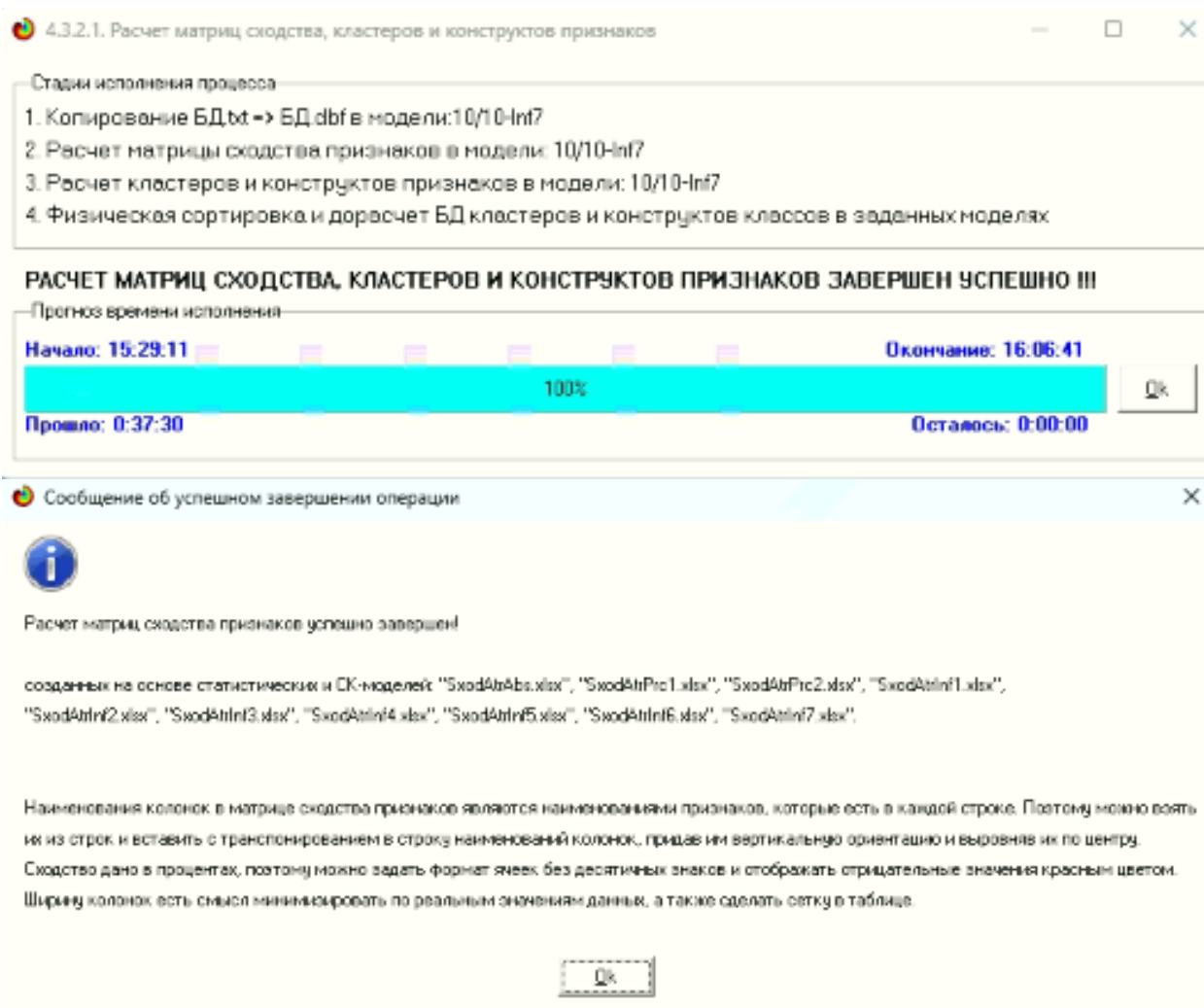


Рисунок 16. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

Таблица 2 – Матрица сходства значений факторов в СК-модели INF3 (фрагмент)

Конструкт признака:1 "ALCOHOL-1/5-{11.0, 11.8}" в модели:7 "INF4"

Код	Наименование признака	№	Код призна...	Наименование признака	Сходство
1	ALCOHOL-1/5-(11.0300000, 11.7900000)	1	1	ALCOHOL-1/5-(11.0300000, 11.7900000)	100.000
2	ALCOHOL-2/5-(11.7900000, 12.5500000)	2	11	ASH-1/5-(1.3600000, 1.7340000)	100.000
3	ALCOHOL-3/5-(12.5500000, 13.3100000)	3	25	MAGNESIUM-5/5-(143.6000000, 162.0000000)	100.000
4	ALCOHOL-4/5-(13.3100000, 14.0700000)	4	35	FLAVANOIDS-5/5-(4.1320000, 5.0800000)	100.000
5	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	5	55	HUE-5/5-(1.4640000, 1.7100000)	100.000
6	MALIC ACID-1/5-(0.7400000, 1.7520000)	6	45	PROANTHOCYANINS-5/5-(2.9460000, 3.5800000)	99.997
7	MALIC ACID-2/5-(1.7520000, 2.7640000)	7	54	HUE-4/5-(1.2180000, 1.4640000)	99.914
8	MALIC ACID-3/5-(2.7640000, 3.7760000)	8	61	PROLINE-1/5-(270.0000000, 558.4000000)	99.433
9	MALIC ACID-4/5-(3.7760000, 4.7880000)	9	32	FLAVANOIDS-2/5-(1.2880000, 2.2360000)	99.305
10	MALIC ACID-5/5-(4.7880000, 5.8000000)	10	12	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	99.195
11	ASH-1/5-(1.3600000, 1.7340000)	11	20	ALCALINITY OF ASH-5/5-(26.1200000, 30.0000000)	98.112
12	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	12	21	MAGNESIUM-1/5-(70.0000000, 88.4000000)	96.956
13	ASH-3/5-(2.1080000, 2.4820000)	13	2	ALCOHOL-2/5-(11.7900000, 12.5500000)	95.933
14	ASH-4/5-(2.4820000, 2.8560000)	14	46	COLOR INTENSITY-1/5-(1.2800000, 3.6240000)	92.354
15	ASH-5/5-(2.8560000, 3.2300000)	15	6	MALIC ACID-1/5-(0.7400000, 1.7520000)	71.741
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 14.4800000)	16	38	NONFLAVANOID PHENOLS-3/5-(0.3420000, 0.4480000)	68.248
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	17	52	HUE-2/5-(0.7260000, 0.9720000)	57.137
18	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.3600000, 22.2400000)	18	58	OD-280/OD-315-3/5-(2.3620000, 2.9080000)	46.328
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22.2400000, 26.1200000)	19	42	PROANTHOCYANINS-2/5-(1.0400000, 1.6780000)	34.552
20	ALCALINITY OF ASH-5/5-(26.1200000, 30.0000000)	20	28	TOTAL PHENOLS-3/5-(2.1400000, 2.7200000)	31.263
21	MAGNESIUM-1/5-(70.0000000, 88.4000000)	21	27	TOTAL PHENOLS-2/5-(1.5600000, 2.1400000)	15.902
22	MAGNESIUM-2/5-(88.4000000, 106.8000000)	22	18	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.3600000, 22.2400000)	12.556
23	MAGNESIUM-3/5-(106.8000000, 125.2000000)	23	59	OD-280/OD-315-4/5-(2.9080000, 3.4540000)	8.905
24	MAGNESIUM-4/5-(125.2000000, 143.6000000)	24	15	ASH-5/5-(2.8560000, 3.2300000)	7.081
25	MAGNESIUM-5/5-(143.6000000, 162.0000000)	25	44	PROANTHOCYANINS-4/5-(2.3120000, 2.9460000)	6.320

Помощь Abs Pic1 Pic2 In1 In2 In3 In4 In5 In6 In7 График Вкл.Фильтр по кликае Выкл.Фильтр по кликае Параметры Показать ВСЕ

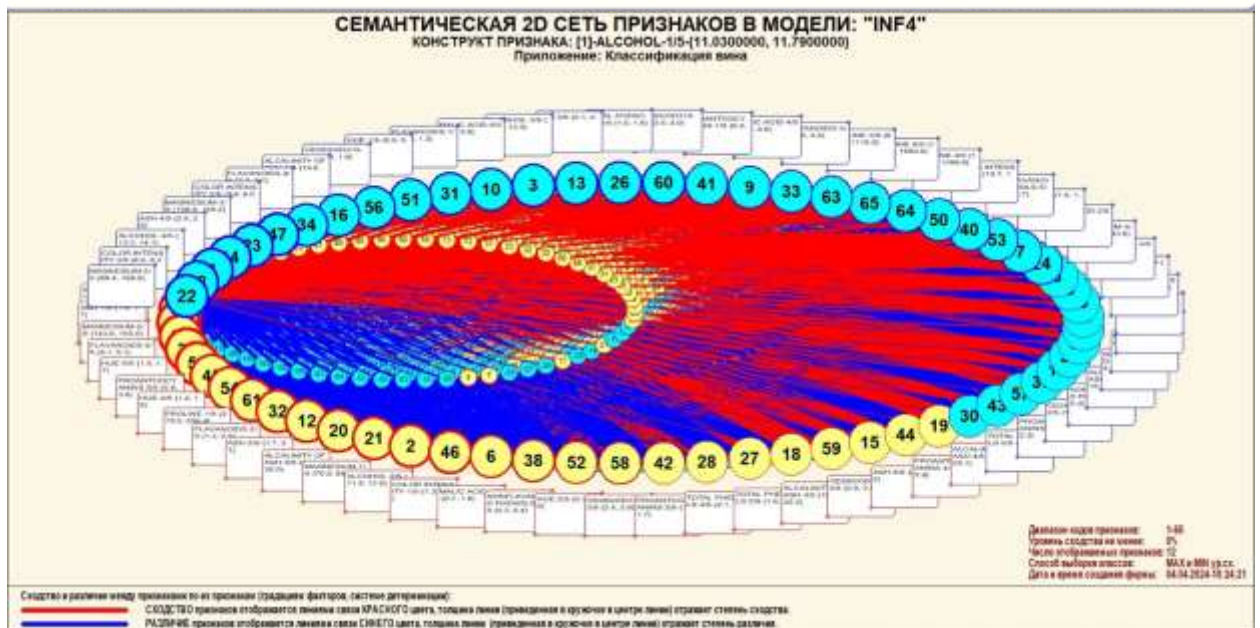


Рисунок 17. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF4 (режим 4.3.2.2)

ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF4"
Приложение: "Классификация вина"

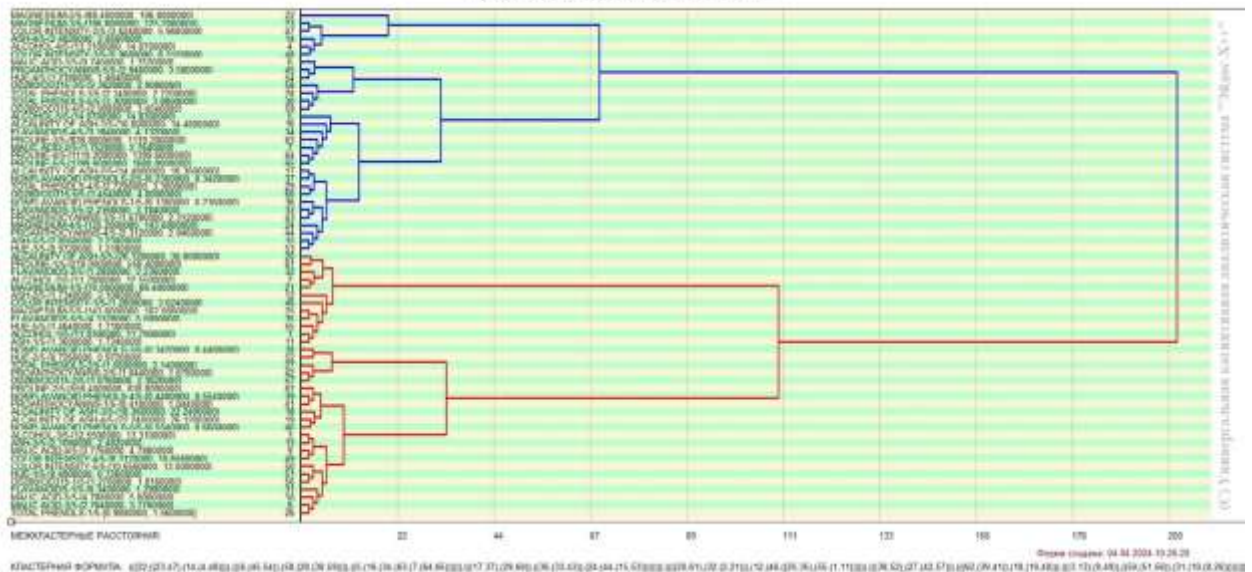


Рисунок 18. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF4"
Приложение: "Классификация вина"

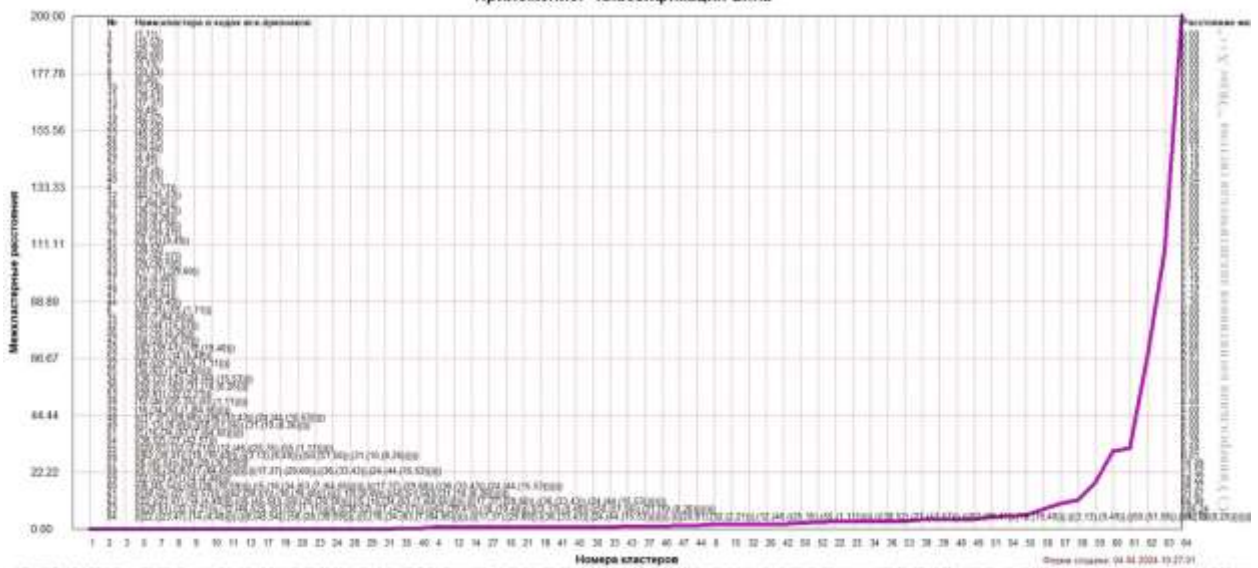


Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

увеличивается, а увеличивается лишь их размерность. Это является очень важным свойством моделей системы «Эйдос», существенно облегчающим и упрощающим программную реализацию.

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

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

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

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

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 31). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

4.4.10.Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	CLASS_1
2	CLASS_2
3	CLASS_3

Подготовка визуализации нейрона: 1 "CLASS_1" в модели: 7 "INF4"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
64	PROLINE-4/5-(1119.2000000, 1399.6000000)	2.017
65	PROLINE-5/5-(1399.6000000, 1680.0000000)	2.017
34	FLAVANOIDS-4/5-(3.1840000, 4.1320000)	1.858
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 14.4600000)	1.640
5	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	1.541
63	PROLINE-3/5-(838.8000000, 1119.2000000)	1.357
60	OD280/OD315-5/5-(3.4540000, 4.0000000)	1.179
29	TOTAL PHENOLS-4/5-(2.7200000, 3.3000000)	1.164
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	0.886

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
32	FLAVANOIDS-2/5-(1.2860000, 2.2360000)	-0.930
46	COLDR INTENSITY-1/5-(1.2800000, 3.6240000)	-0.896
39	NONFLAVANOID PHENOLS-4/5-(0.4480000, 0.5540000)	-0.792
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22.2400000, 26.1200000)	-0.765
8	MALIC ACID-3/5-(2.7540000, 3.7760000)	-0.758
62	PROLINE-2/5-(558.4000000, 838.8000000)	-0.648
49	COLDR INTENSITY-4/5-(0.3120000, 10.6560000)	-0.623
12	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	-0.569
38	NONFLAVANOID PHENOLS-3/5-(0.3420000, 0.4480000)	-0.536

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь | Abs | Pic1 | Pic2 | In1 | In2 | In3 | In4 | In5 | In6 | In7

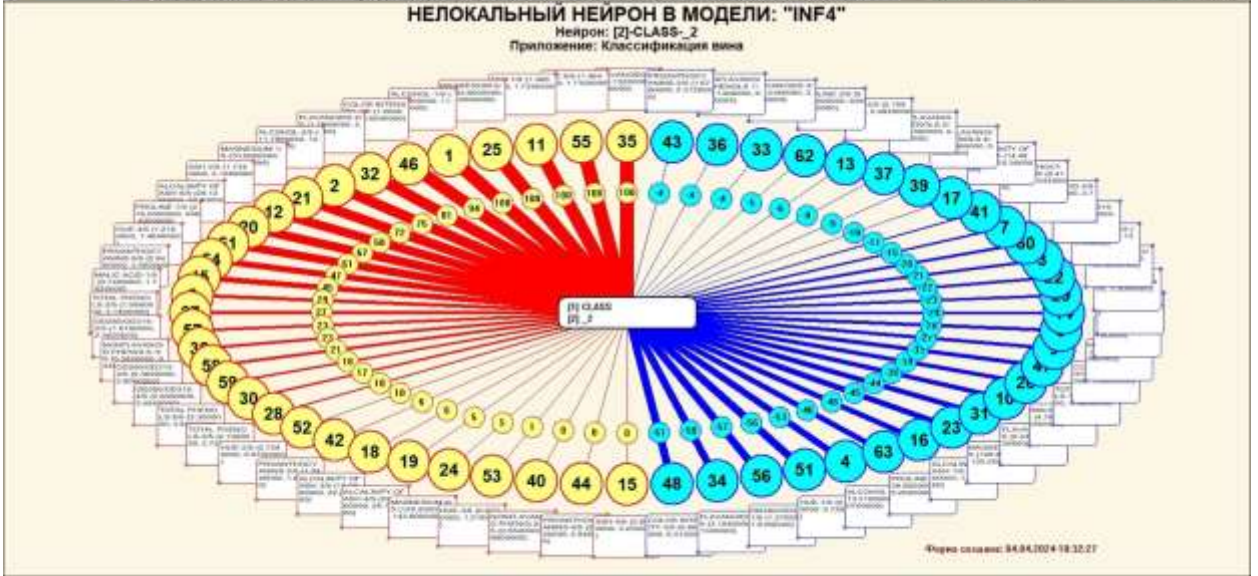
НЕЙРОН | Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999 | Минимальный вес.коэф. отображаемых рецепторов: 0,000

Сортировать рецепторы: по информативности | по модулю информативности

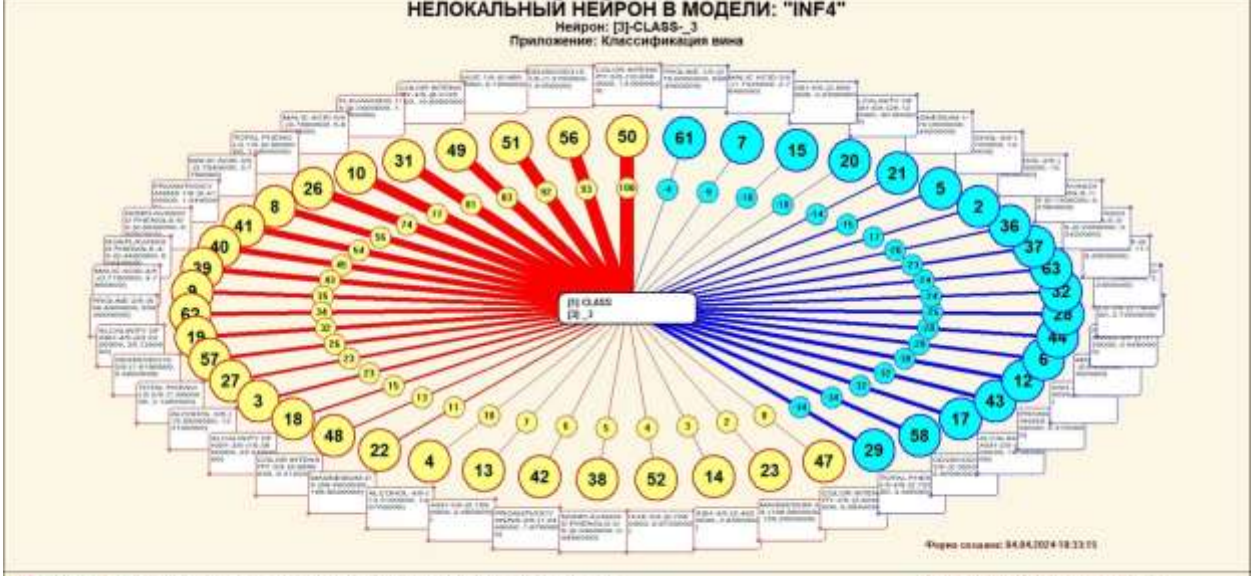
Отображать рецепторы: с наименованиями | только с кодами



Пассивные регуляторы не активируются/привлекают соседних нейронов, концентрируются в центре (высокая детерминация связей)
активные регуляторы активируются соседними КРАСНЫМИ клетками, такими же как (привлекают в круглице и центре ячеек) активируют соседствующую окру ячейку.
пассивные регуляторы активируются соседними СИНИМИ клетками, такими же как (привлекают в круглице и центре ячеек) активируют соседствующую окру ячейку.
 Система регуляторов по информативности: 246 регуляторов (клеточная регуляция по Билану: 199) Пространство связей с соседствующими слоями ячеек: 326 Регуляторы нейронов с пассивной и активизирующей регуляцией



Пассивные регуляторы не активируются/привлекают соседних нейронов, концентрируются в центре (высокая детерминация связей)
активные регуляторы активируются соседними КРАСНЫМИ клетками, такими же как (привлекают в круглице и центре ячеек) активируют соседствующую окру ячейку.
пассивные регуляторы активируются соседними СИНИМИ клетками, такими же как (привлекают в круглице и центре ячеек) активируют соседствующую окру ячейку.
 Система регуляторов по информативности: 246 регуляторов (клеточная регуляция по Билану: 199) Пространство связей с соседствующими слоями ячеек: 326 Регуляторы нейронов с пассивной и активизирующей регуляцией



Пассивные регуляторы не активируются/привлекают соседних нейронов, концентрируются в центре (высокая детерминация связей)
активные регуляторы активируются соседними КРАСНЫМИ клетками, такими же как (привлекают в круглице и центре ячеек) активируют соседствующую окру ячейку.
пассивные регуляторы активируются соседними СИНИМИ клетками, такими же как (привлекают в круглице и центре ячеек) активируют соседствующую окру ячейку.
 Система регуляторов по информативности: 246 регуляторов (клеточная регуляция по Билану: 199) Пространство связей с соседствующими слоями ячеек: 326 Регуляторы нейронов с пассивной и активизирующей регуляцией

Рисунок 20. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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

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

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

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные (рисунок 32). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

4.4.10. Графическое отображение нелокального нейрона в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	CLASS_1
2	CLASS_2
3	CLASS_3

Подготовка визуализации нейрона: 1 "CLASS_1" в модели: 7 "INF4"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
64	PROLINE-4/5-(1119.2000000, 1399.6000000)	2.017
65	PROLINE-5/5-(1399.6000000, 1680.0000000)	2.017
34	FLAVANOID5-4/5-(3.1840000, 4.1320000)	1.858
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 14.4600000)	1.640
5	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	1.541
63	PROLINE-3/5-(838.8000000, 1119.2000000)	1.357
60	DD260/DD315-5/5-(3.4540000, 4.0000000)	1.179
29	TOTAL PHENOLS-4/5-(2.7200000, 3.3000000)	1.164
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	0.886
22	FLAVANOID5-5/5-(0.2000000, 0.3000000)	0.800

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
32	FLAVANOID5-2/5-(1.2980000, 2.2360000)	-0.930
46	COLOR INTENSITY-1/5-(1.2800000, 3.6240000)	-0.896
39	NONFLAVANOID PHENOLS-4/5-(0.4480000, 0.5540000)	-0.792
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22.2400000, 26.1200000)	-0.785
8	MALIC ACID-3/5-(2.7540000, 3.7760000)	-0.759
62	PROLINE-2/5-(558.4000000, 838.8000000)	-0.648
49	COLOR INTENSITY-4/5-(0.3120000, 10.6560000)	-0.623
12	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	-0.569
38	NONFLAVANOID PHENOLS-3/5-(0.3420000, 0.4480000)	-0.536
30	ALCALINITY OF ASH-3/5-(0.2000000, 0.3000000)	-0.441

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь | Abs | Pic1 | Pic2 | In1 | In2 | In3 | In4 | In5 | In6 | In7

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

Сортировать рецепторы: по информативности | по модулю информативности

Отображать рецепторы: с наименованиями | только с кодами

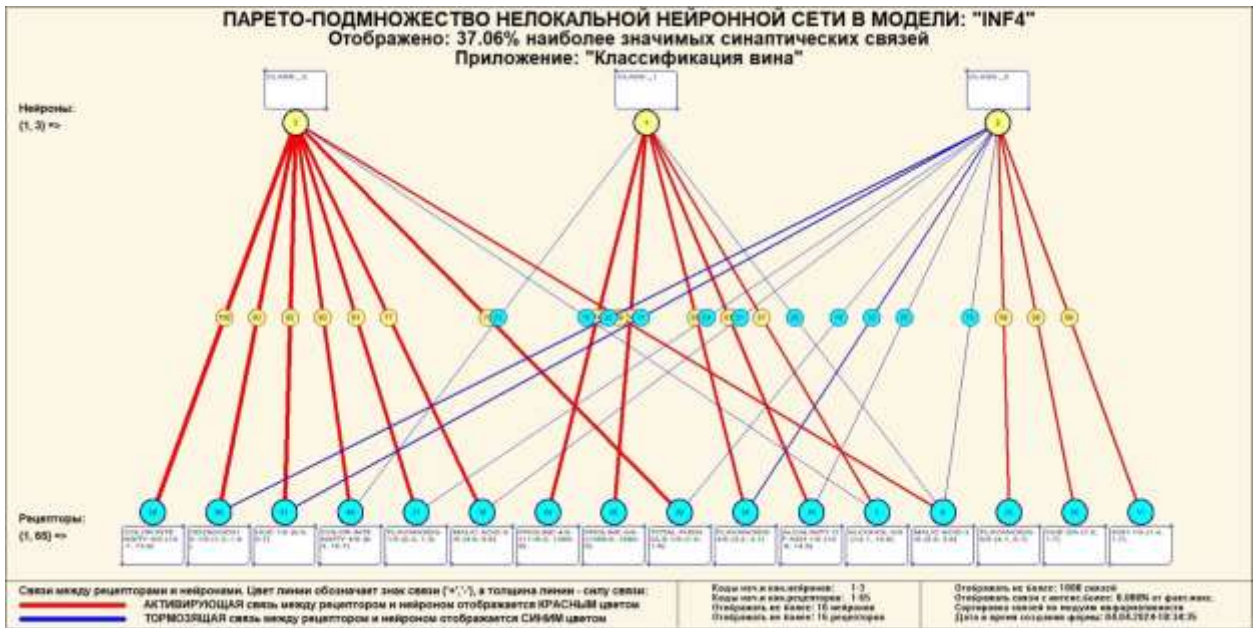


Рисунок 21. Нейронная сеть в СК-модели INF4

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

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

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в когнитивной карте

№	Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	CLASS_1	
2	CLASS_2	
3	CLASS_3	

Помощь Максимальное количество отображаемых нейронов: 16 ClearGet Диапазон кодов отображаемых нейронов: 1 - 3
 Максимальное количество отображаемых связей: 1000 Диапазон кодов отображаемых рецепторов: 1 - 65

Подготовка визуализации нейрона:1 "CLASS_1" в модели:7 "INF4"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
64	PROLINE-4/5-(1119,2000000, 1399,6000000)	2,017
65	PROLINE-5/5-(1399,6000000, 1680,0000000)	2,017
34	FLAVANOIDS-4/5-(3,1840000, 4,1320000)	1,858
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10,6000000, 14,4800000)	1,640
5	ALCOHOL-5/5-(14,0700000, 14,8300000)	1,541
63	PROLINE-3/5-(838,8000000, 1119,2000000)	1,357
60	DD290/DD315-5/5-(3,4540000, 4,0000000)	1,179
29	TOTAL PHENOLS-4/5-(2,7200000, 3,3000000)	1,164
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14,4800000, 18,3600000)	0,886

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
32	FLAVANOIDS-2/5-(1,2880000, 2,2360000)	-0,930
46	COLOR INTENSITY-1/5-(1,2800000, 3,6240000)	-0,896
39	NONFLAVANOID PHENOLS-4/5-(0,4480000, 0,5540000)	-0,792
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22,2400000, 26,1200000)	-0,785
8	MALIC ACID-3/5-(2,7540000, 3,7750000)	-0,759
62	PROLINE-2/5-(558,4000000, 838,8000000)	-0,648
49	COLOR INTENSITY-4/5-(8,3120000, 10,6560000)	-0,623
12	ASH-2/5-(1,7340000, 2,1080000)	-0,569
38	NONFLAVANOID PHENOLS-3/5-(0,3420000, 0,4480000)	-0,536

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Когн. карта

Abs	Pic1	Pic2	Inf1	Inf2	Inf3	Inf4	Inf5	Inf6	Inf7
Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16									
Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0,000									

Сортировать связи:
 по модулю информативности
 по информативности и знаку

Отображать наименования:
 нейронов
 рецепторов

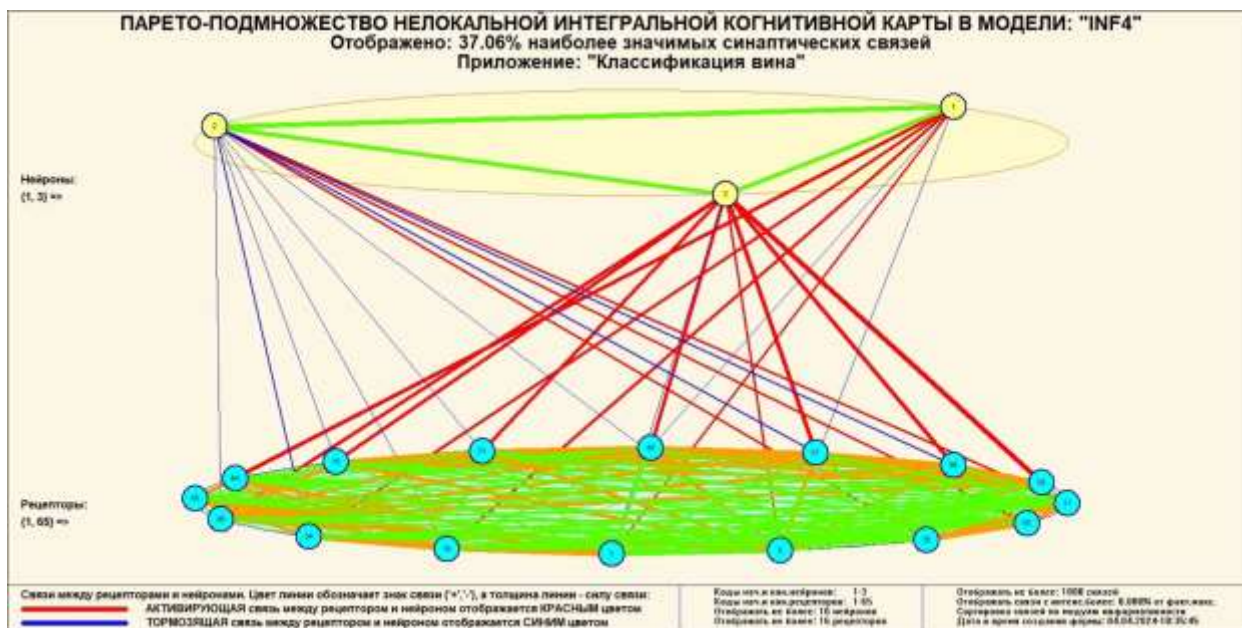


Рисунок 22. 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков (режим 4.4.12)

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

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

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

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

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть одним из первых писал Дьердь Пойа [19, 20]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [2] на странице 521¹¹. Позже об этом писалось в работе [3]¹² и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

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

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

Поэтому понятно, что человек с голубыми глазами вероятнее всего блондин, а брюнет, скорее всего, имеет темные глаза. Так что понятно, что эти признаки вносят вклад в различие этих двух людей.

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

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАС
1	CLASS_1
2	CLASS_2
3	CLASS_3

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

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКА	1	65
1	ALCOHOL	1	5
2	MALIC ACID	6	10
3	ASH	11	15
4	ALCALINITY OF ASH	16	20
5	MAGNESIUM	21	25

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

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

Abs Pic1 Pic2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте max количество отображаемых связей:

В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

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

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа

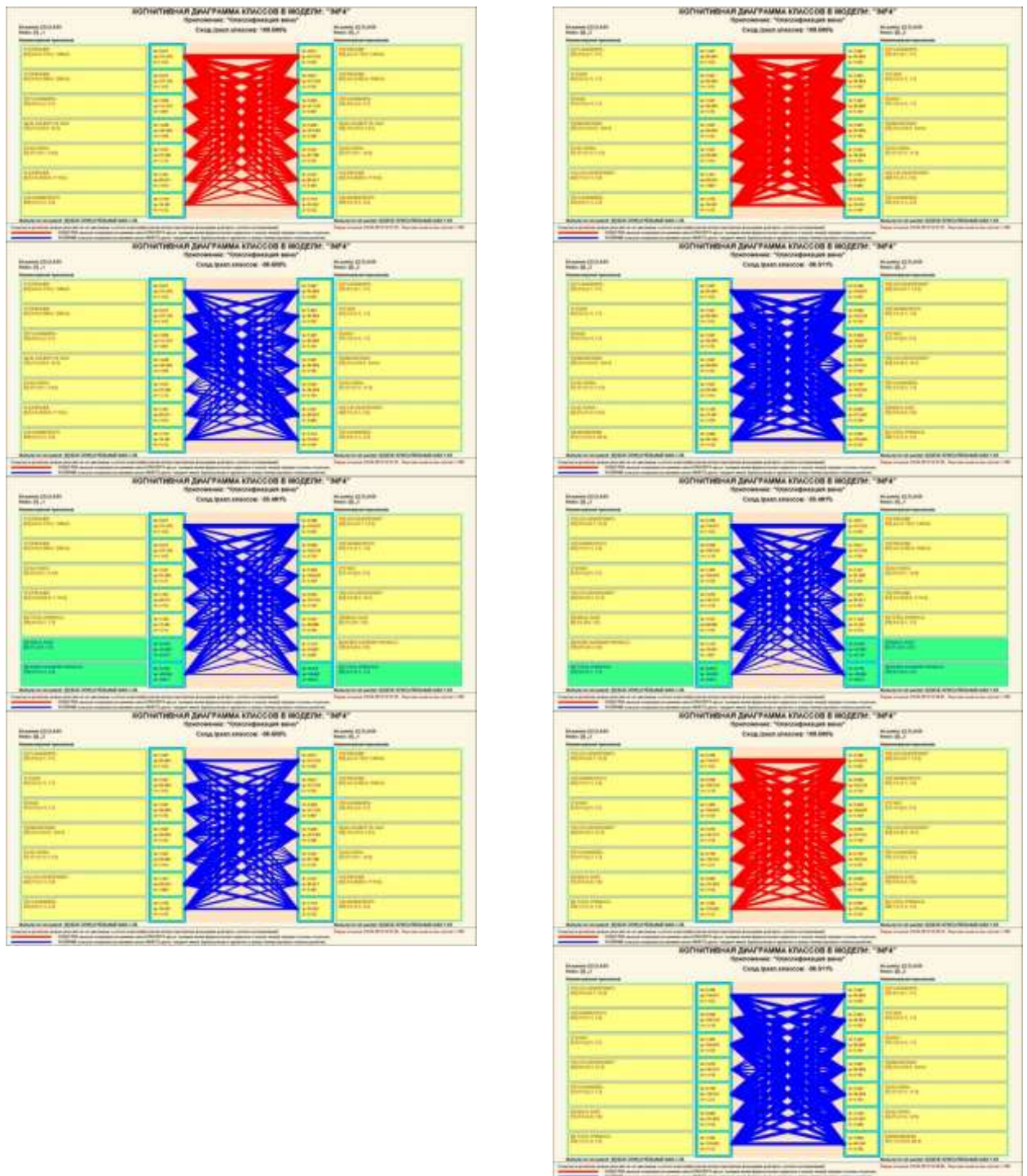


Рисунок 23. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF4

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

Из 2d-когнитивных диаграммах сравнения значений факторов по их влиянию на объект моделирования, т.е. на его переходы в состояния,

соответствующие классам вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два значения факторов по их смыслу.

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

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

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

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

4.2.3. Когнитивные диаграммы классов. Задание параметров генерации выходных форм

Выбор классов для когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование класса
0	ВСЕ КЛАС
1	CLASS_1
2	CLASS_2
3	CLASS_3

Выбор способа фильтрации признаков в информационных портретах когнитивной диаграммы

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

Код	Наименование описательной шкалы	Минимальный код градации	Максимальный код градации
0	ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКА	1	65
1	ALCOHOL	1	5
2	MALIC ACID	6	10
3	ASH	11	15
4	ALCALINITY OF ASH	16	20
5	MAGNESIUM	21	25

Задайте модели, в которых проводить расчеты когнитивных диаграмм

Abs Prc1 Prc2 In1 In2 In3 In4 In5 In6 In7

Задайте max количество отображаемых связей

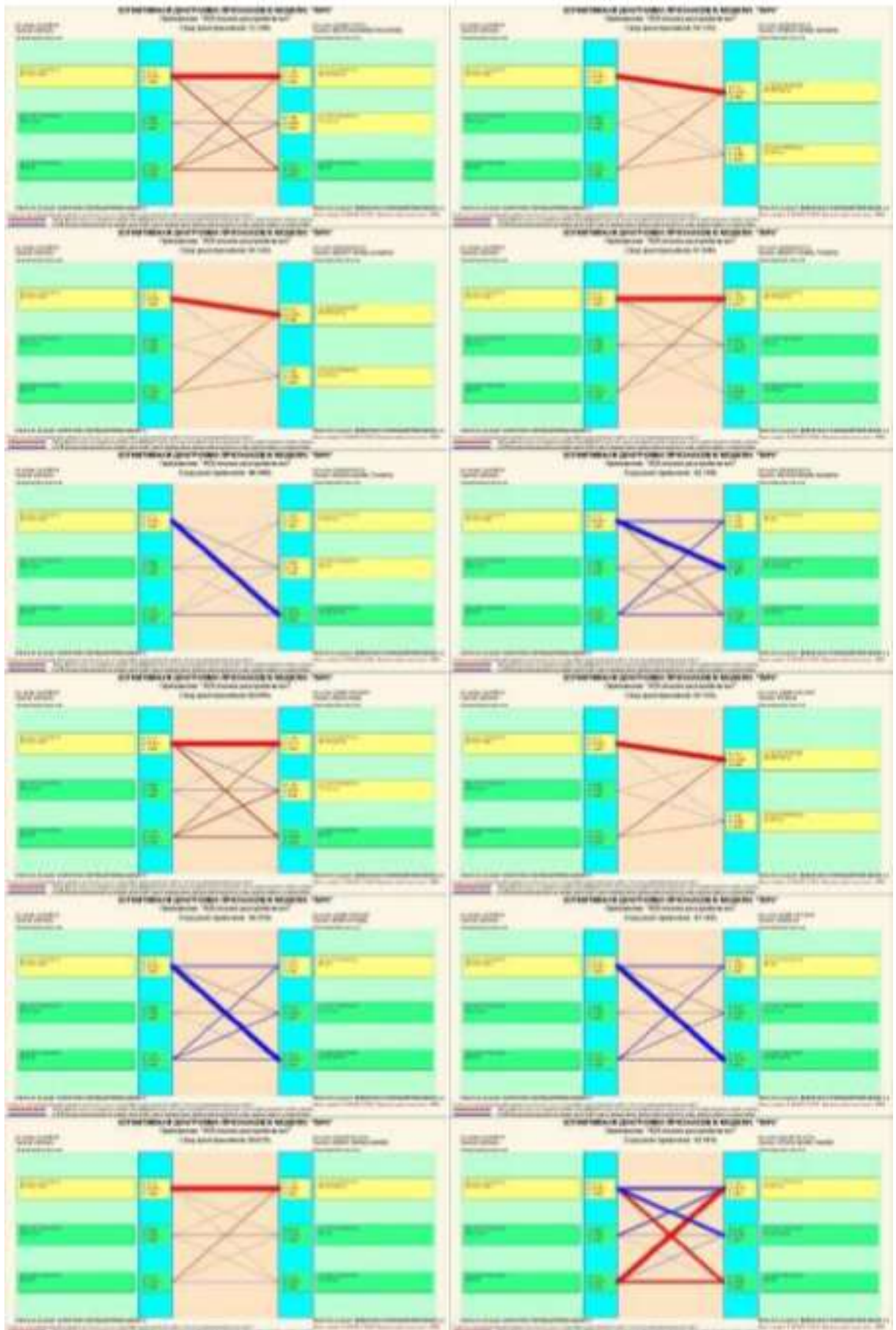
999

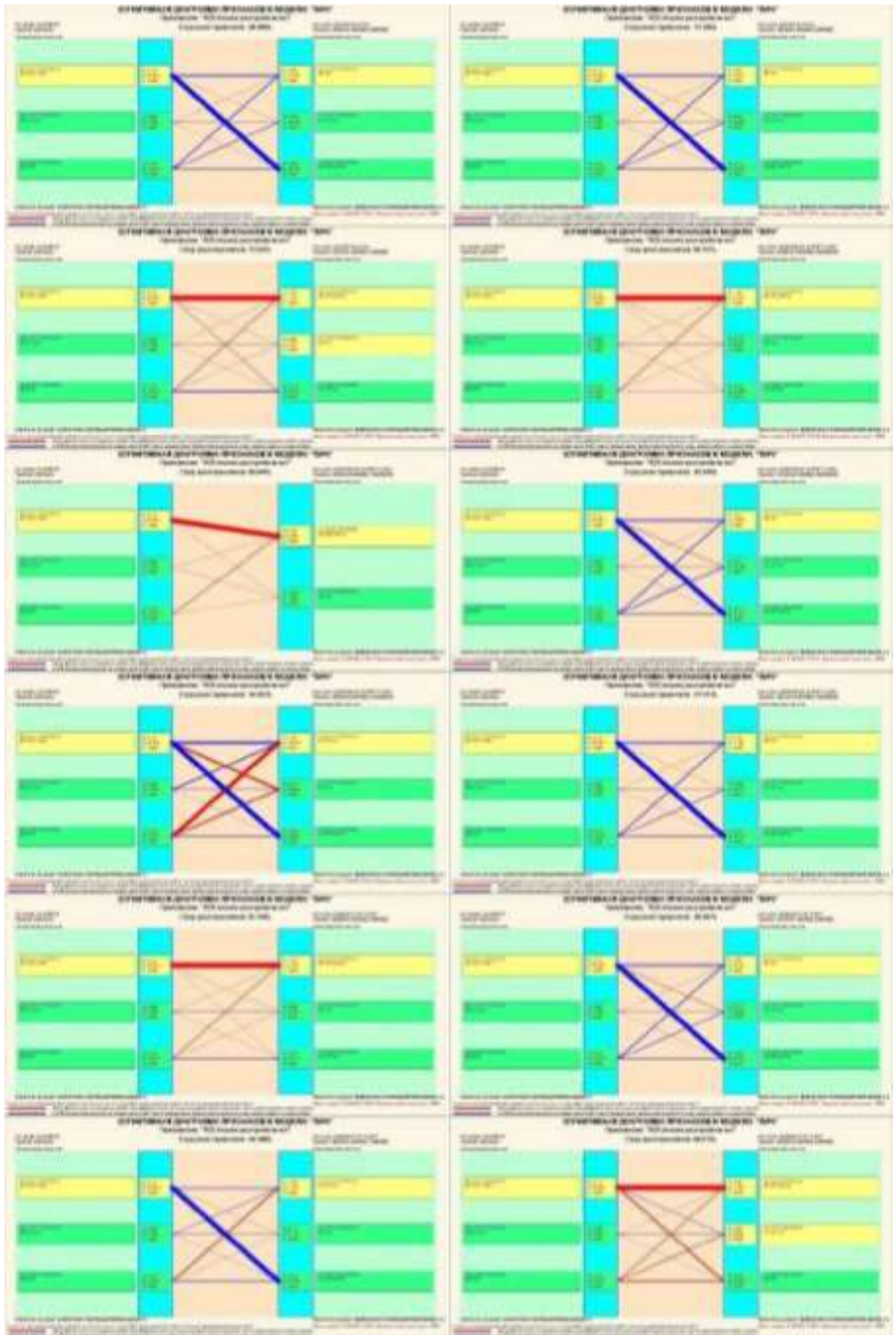
В диалоге заданы следующие параметры расчета когнитивных диаграмм:

Класс для левого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАС
 Класс для правого инф. портрета: [0] ВСЕ КЛАС
 Описат. шкала для левого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКА
 Описат. шкала для правого инф. портрета: [0] ВСЕ ОПИСАТЕЛЬНЫЕ ШКА
 Модели, заданные для расчета: In4

Задайте режим вывода когнитивных диаграмм:

Показать все диаграммы с остановкой
 Записать все диаграммы без показа





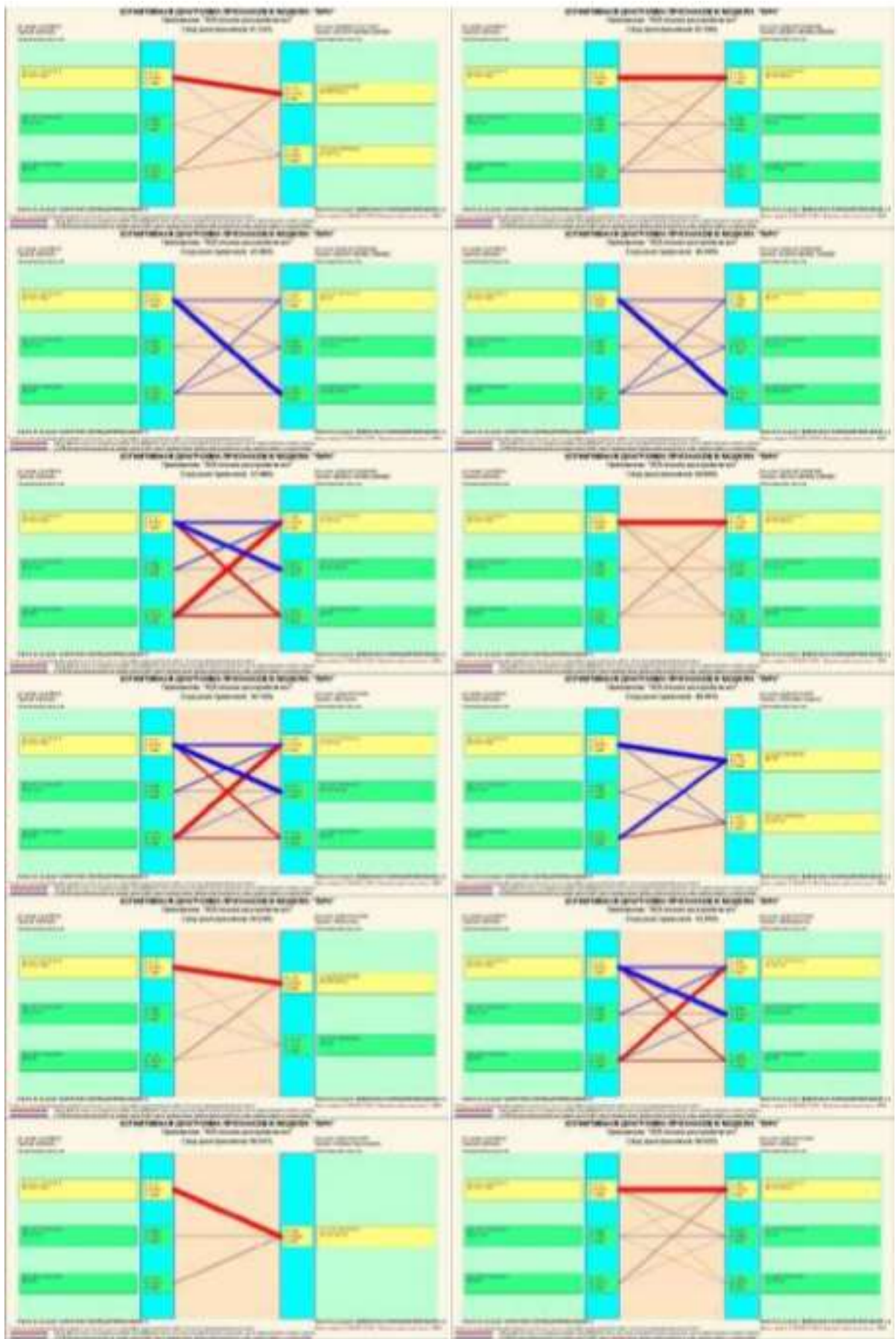


Рисунок 24. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на

переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам в СК-модели INF4

Всего системой в данной модели генерируется $52^2=2704$ подобных диаграмм содержательного сравнения значений факторов по их смыслу, т.е. по влиянию на объект моделирования. Естественно, все они в данной работе не приводятся. Но пользователь при желании всегда может скачать и установить систему «Эйдос» с сайта разработчика: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) скачать и установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №393 и получить в нем все выходные формы, как описано в данной статье.

3.8.9. Когнитивные функции

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

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

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

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

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

Что такое когнитивная функция:

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

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

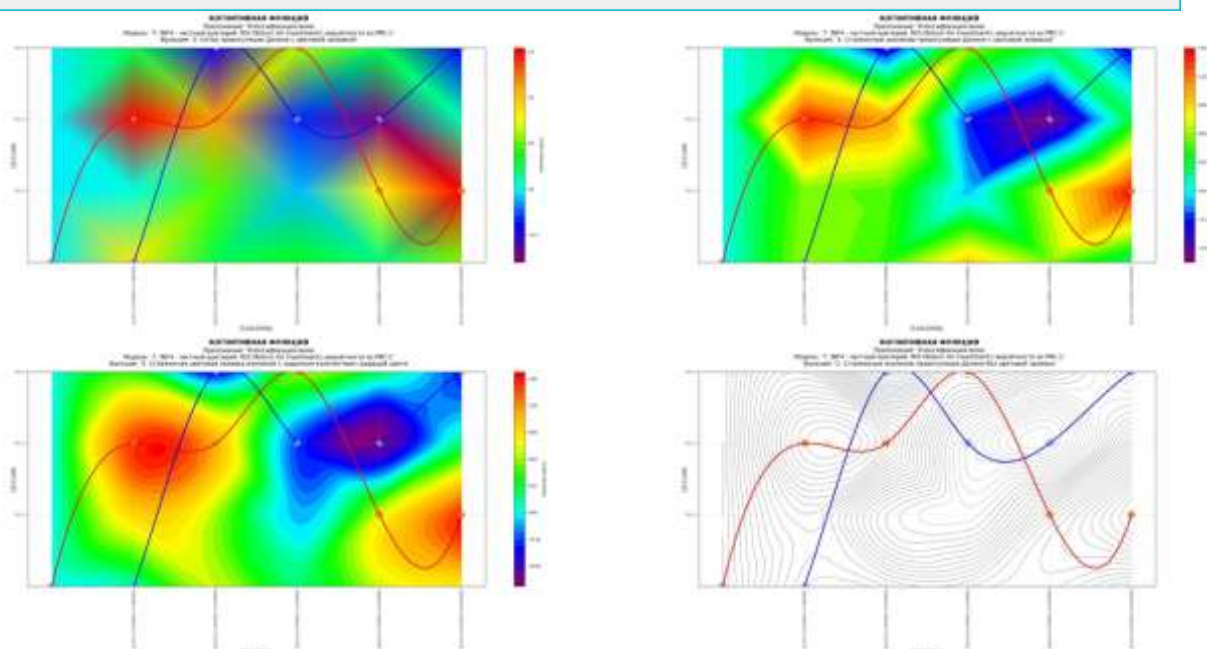
Задайте нужный режим:

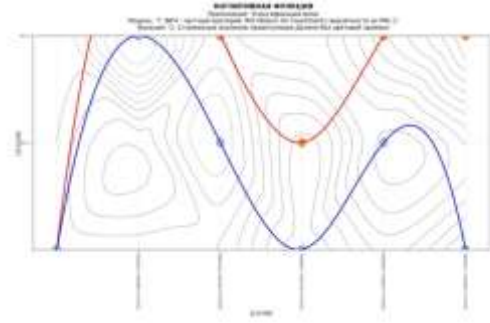
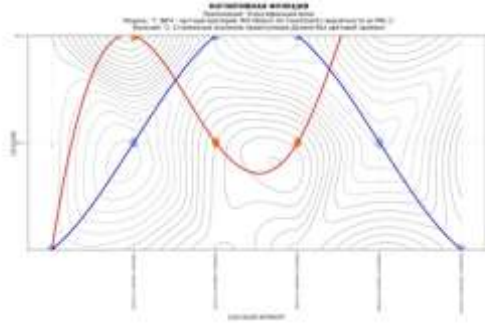
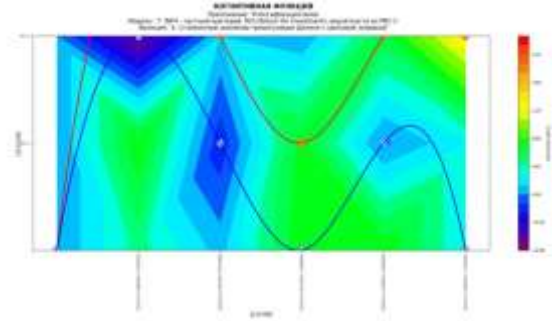
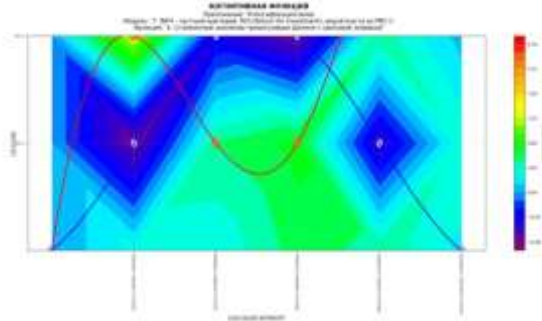
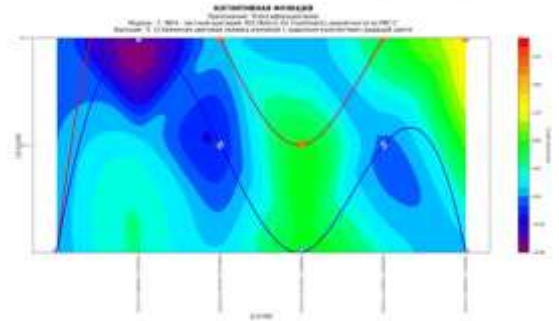
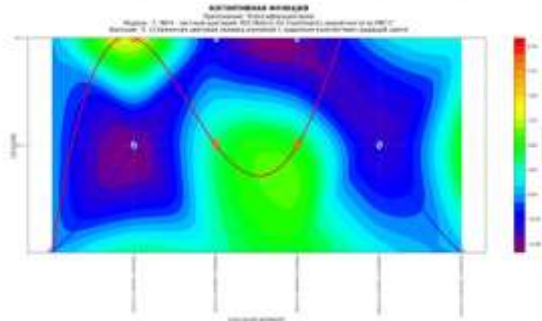
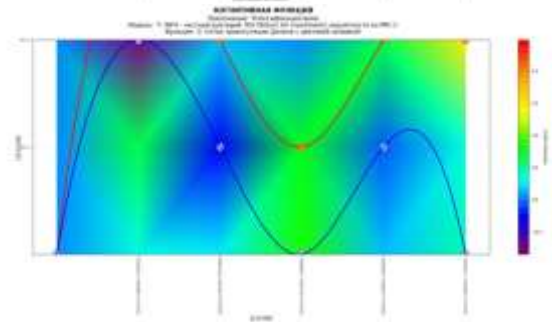
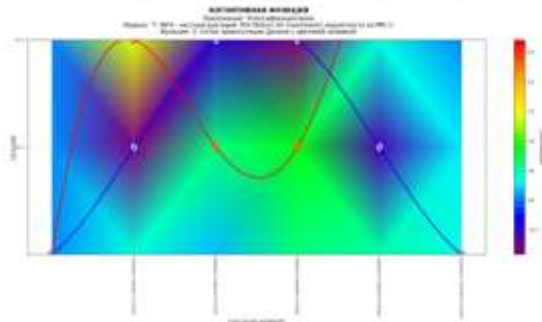
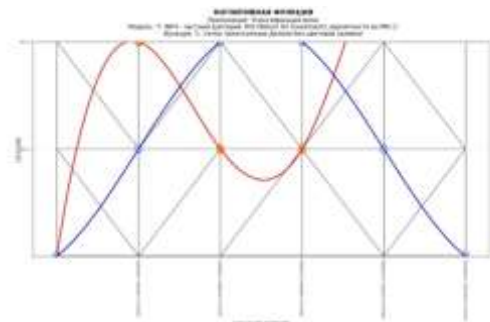
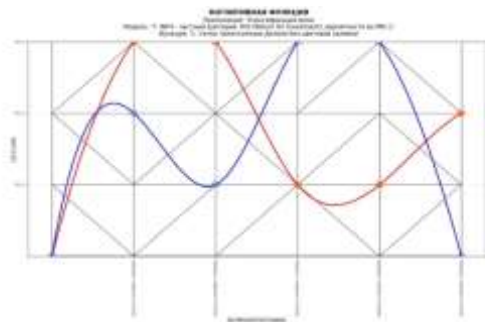
Визуализации когнитивных функций

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями





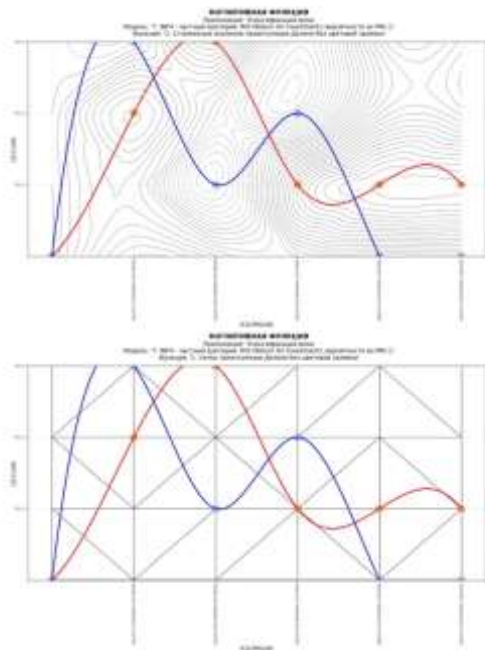


Рисунок 25. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF4

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

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

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

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

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

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

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

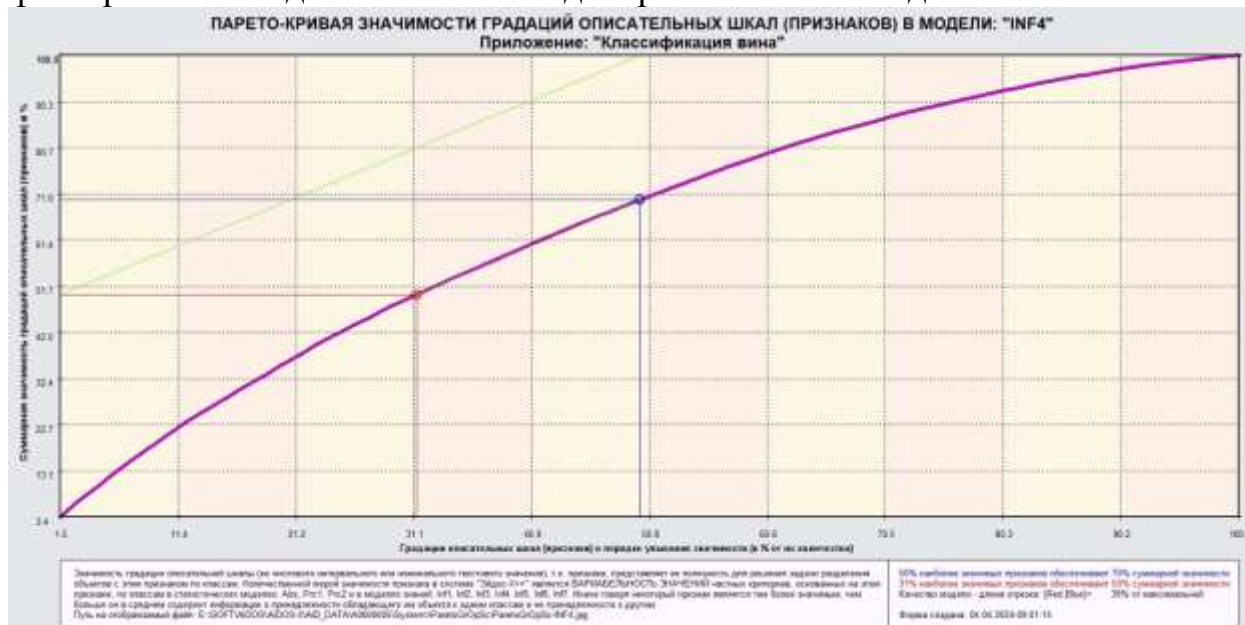


Рисунок 26. Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4

Из рисунка 37 видно, что примерно двенадцатая часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 96% суммарного влияния.

В таблице 16 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 37. Из таблицы 16 видно, какую долю от суммарного влияния на переход объекта моделирования в будущее состояния, соответствующие классам, имеет каждое значение каждого фактора.

Таблица 3 – Фрагмент силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRINIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCINIT
1	1,5384615	56	OD280/OD315-1/5-(1.2700000, 1.8160000)	12	1,7516502	1,7516502	3,9975625	3,9975625
2	3,0769231	51	HJE-1/5-(0.4800000, 0.7260000)	11	1,7314374	3,4830876	3,3583571	6,7559196
3	4,6153846	50	COLOR INTENSITY-5/5-(10.6560000, 13.0000000)	10	1,5636574	5,0467450	3,0329251	9,7888447
4	6,1538462	49	COLOR INTENSITY-4/5-(8.3120000, 10.6360000)	10	1,5083445	6,5550895	2,9256382	12,7144829
5	7,6923077	31	FLAVANOID5-1/5-(0.3400000, 1.2880000)	7	1,4955342	8,0506237	2,9007909	15,6152738
6	9,2307692	10	MALIC ACID-5/5-(4.7880000, 5.8000000)	2	1,4053523	9,4559760	2,7258709	18,3411448
7	10,7692308	34	FLAVANOID5-4/5-(3.1840000, 4.1320000)	7	1,3927500	10,8487260	2,7014271	21,0425718
8	12,3076923	26	TOTAL PHENOLS-1/5-(0.9800000, 1.5600000)	6	1,3269328	12,1756388	2,5737657	23,6163375
9	13,8461538	8	MALIC ACID-3/5-(2.7640000, 3.7760000)	2	1,2258309	13,4014897	2,3776649	25,9940024
10	15,3846154	16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 14.4800000)	4	1,1953284	14,5968181	2,3185011	28,3125035
11	16,9230769	63	PROLINE-3/5-(838.8000000, 1119.2000000)	13	1,1701104	15,7669285	2,2695874	30,5820910
12	18,4615385	46	COLOR INTENSITY-1/5-(1.2800000, 3.6240000)	10	1,1681388	16,9350673	2,2657632	32,8478542
13	20,0000000	32	FLAVANOID5-2/5-(1.1980000, 2.2360000)	7	1,1674126	18,1034799	2,2643547	35,1122089
14	21,5384615	64	PROLINE-4/5-(1119.2000000, 1399.6000000)	13	1,1644862	19,2669661	2,2586785	37,3708874
15	23,0769231	65	PROLINE-5/5-(1399.6000000, 1680.0000000)	13	1,1644860	20,4314521	2,2586781	39,6295655
16	24,6153846	29	TOTAL PHENOLS-4/5-(2.7200000, 3.3000000)	6	1,0763931	21,5078452	2,0878100	43,7173756
17	26,1538462	5	ALCOHOL-5/5-(14.0700000, 14.8300000)	1	1,0301676	22,5380128	1,9981494	46,7155250
18	27,6923077	12	ASH-2/5-(1.7340000, 2.1080000)	3	1,0044323	23,5424453	1,9482323	49,6637574
19	29,2307692	39	NONFLAVANOID PHENOLS-4/5-(0.4480000, 0.5540000)	8	1,0008014	24,5432465	1,9411897	47,6048471
20	30,7692308	41	PROANTHOCYANINS-1/5-(0.4100000, 1.0440000)	9	0,9011758	25,4444123	1,7479524	49,3528995
21	32,3076923	48	COLOR INTENSITY-3/5-(5.9680000, 8.3120000)	10	0,8956026	26,3400249	1,7371424	51,0900419
22	33,8461538	17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(14.4800000, 18.3600000)	4	0,8813348	27,2213597	1,7094681	52,7995099
23	35,3846154	11	ASH-1/5-(1.3800000, 1.7340000)	3	0,8700915	28,0914512	1,6876602	54,4871701
24	36,9230769	25	MAGNESIUM-5/5-(143.6000000, 162.0000000)	5	0,8700915	28,9615427	1,6876602	56,1748303
25	38,4615385	35	FLAVANOID5-5/5-(4.1320000, 5.0800000)	7	0,8700921	29,8316348	1,6876613	57,8624917
26	40,0000000	55	HJE-5/5-(1.4640000, 1.7100000)	11	0,8700921	30,7017269	1,6876613	59,5501530
27	41,5384615	1	ALCOHOL-1/5-(11.0300000, 11.7900000)	1	0,8700913	31,5718182	1,6876598	61,2378128
28	43,0769231	2	ALCOHOL-2/5-(11.7900000, 12.5500000)	1	0,8329332	32,4047514	1,6155866	62,8533994
29	44,6153846	19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(22.2400000, 26.1200000)	4	0,8196543	33,2244055	1,5898304	64,4432288
30	46,1538462	43	PROANTHOCYANINS-3/5-(1.6780000, 2.3120000)	9	0,8123548	34,0367605	1,5756720	66,0189019
31	47,6923077	4	ALCOHOL-4/5-(13.3100000, 14.0700000)	1	0,7919932	34,8287537	1,5361780	67,5550798
32	49,2307692	62	PROLINE-2/5-(558.4000000, 838.8000000)	13	0,7917632	35,6205169	1,5357318	69,0908117
33	50,7692308	60	OD280/OD315-5/5-(1.4540000, 4.0000000)	12	0,7831373	36,4036542	1,5190007	70,6098124
34	52,3076923	21	MAGNESIUM-1/5-(70.0000000, 88.4000000)	5	0,7531036	37,1567578	1,4607463	72,0705587

На экранной форме рисунка 40 приведены имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в разных моделях:

3.7.5. Значимость градаций описательных шкал и абстрагирование

Задайте модель, в которой удалять наименее значимые признаки:
 Отображение Парето-диаграммы значимости признаков завершено!

Результаты расчета силы влияния (значимости) признаков или значений факторов содержатся в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "Zpr_Abs.xlsx", "Zpr_Prc1.xlsx", "Zpr_Prc2.xlsx", "Zpr_Inf1.xlsx", "Zpr_Inf2.xlsx", "Zpr_Inf3.xlsx", "Zpr_Inf4.xlsx", "Zpr_Inf5.xlsx", "Zpr_Inf6.xlsx", "Zpr_Inf7.xlsx" в папке текущего приложения: C:\AIDOS\AID_DATA\A0000001\SYSTEM\

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

Сила влияния (значимость) признака или значения фактора представляет собой вариабельность количества информации в этом признаке о переходе объекта моделирования во все будущие состояния, соответствующие классам, имеющимся в модели, т.е. это "жесткость", с которой данное значение фактора обуславливают (детерминируют) переход объекта моделирования в различные состояния, соответствующие классам.

Рейтинг моделей: Задайте модель, в которой удалять наименее значимые признаки:

- 77.570% 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки
- 48.463% 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
- 49.108% 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса
- 50.628% 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 48.907% 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 67.144% 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 87.522% 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 83.246% 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 51.413% 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- 46.818% 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Задайте какой % наиболее значимых признаков ОСТАВИТЬ в модели:

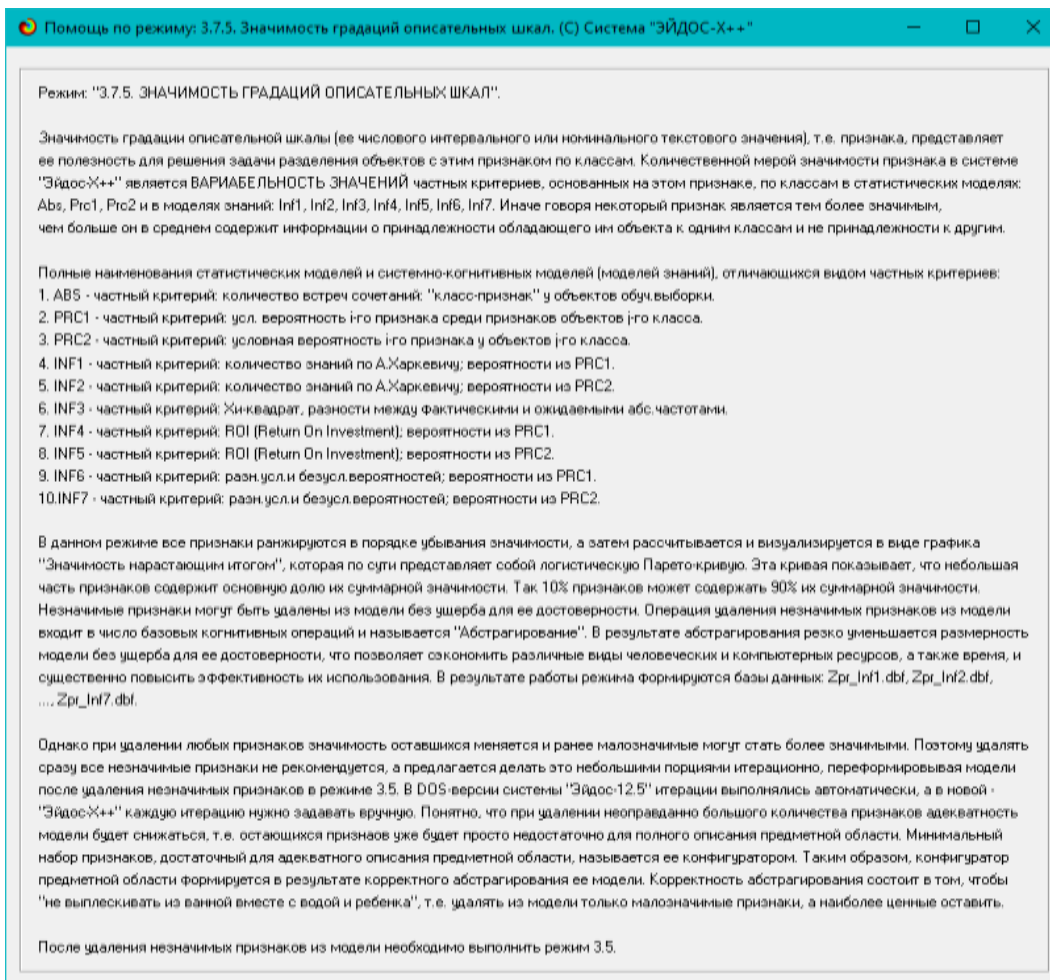


Рисунок 27. Имена Excel-файлов с информацией о силе влияния значений факторов в разных моделях

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

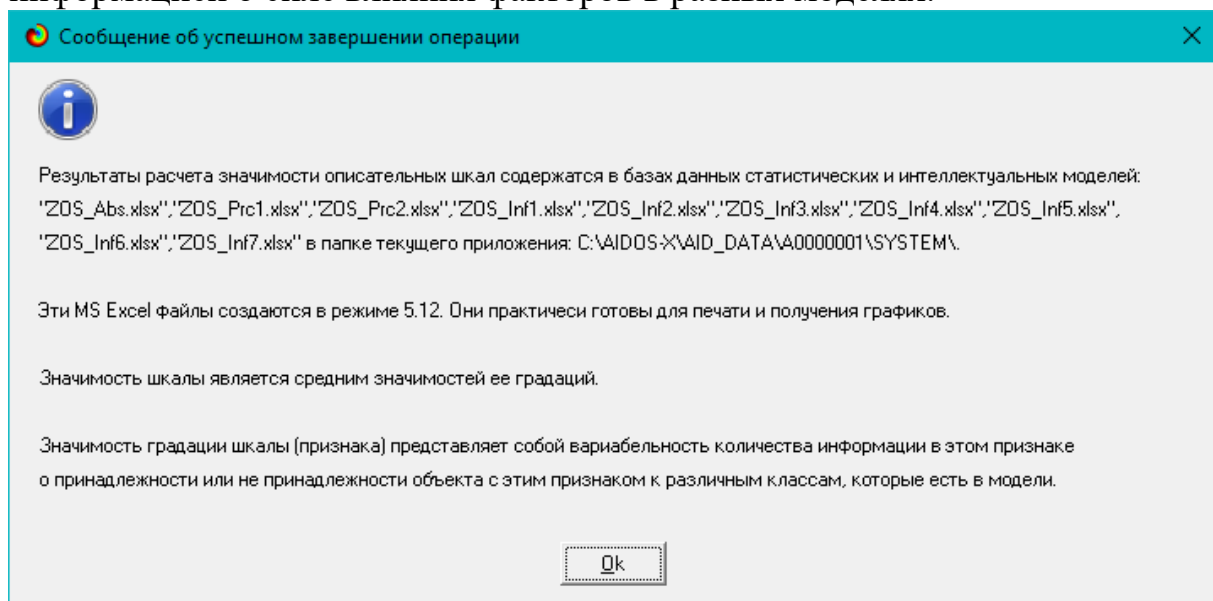


Рисунок 28. имена Excel-файлов с информацией о силе влияния факторов в разных моделях

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

Таблица 4 – Сила влияния факторов на поведение объекта моделирования в системно-когнитивной модели INF4

NUM	NUM_PRC	KDO_DPSC	NAME_DPSC	N_GRPSC	KDOGR_MIN	KDOGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNT
1	7,6923077	10	COLOR INTENSITY	5	46	50	1,1365801	1,1365801	11,0227540	11,0227540
2	15,3846154	7	FLAVANOLS	5	31	35	1,0910426	2,2276227	10,5811233	21,6038774
3	23,0769231	13	PROLINE	5	61	65	0,9710669	3,1986896	9,4175779	31,0214553
4	30,7692308	2	MALIC ACID	5	6	10	0,8806390	4,0793286	8,5405922	39,5620474
5	38,4615385	1	ALCOHOL	5	1	5	0,8044229	4,8837515	7,8014350	47,3634824
6	46,1538462	4	ALCALINITY OF ASH	5	16	20	0,7995621	5,6839136	7,7542941	55,1177765
7	53,8461538	12	OD280/OD315	5	56	60	0,7715390	6,4548526	7,4825211	62,6002977
8	61,5384615	11	HUJE	5	51	55	0,7400326	7,1948852	7,1769665	69,7722642
9	69,2307692	6	TOTAL PHENOLS	5	28	30	0,7103644	7,9052496	6,8892391	76,6665033
10	76,9230769	8	NDMF LAVANOLID PHENOL	5	36	40	0,6688950	8,5739446	6,4851219	83,1516252
11	84,6153846	5	MAGNESIUM	5	21	25	0,6166306	9,1905752	5,9801922	89,1318174
12	92,3076923	9	PROANTHOCYANINS	5	41	45	0,5966361	9,7872113	5,7862820	94,9180994
13	100,0000000	3	ASH	5	11	15	0,5240058	10,3112171	5,0819006	100,0000000

Из таблицы 17 видно, что примерно 12% суммарного влияния на поведение объекта моделирования обусловлено профессией. Так же сопоставимое влияние оказывает качества сна, порядка 12%. Остальные факторы оказывают немного меньшее влияние порядка 5-10%.

3.8.11. 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 (режим 3.7.3 системы «Эйдос»).

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

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

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



Сообщение об успешном завершении операции

Отображение Парето-диаграмм степени сформированности классов завершено!

Результаты расчета степени детерминированности (значимости) классов содержатся в следующих базах данных, созданных на основе статистических и интеллектуальных моделей: "Zkl_Abs.xlsx", "Zkl_Prc1.xlsx", "Zkl_Prc2.xlsx", "Zkl_Inf1.xlsx", "Zkl_Inf2.xlsx", "Zkl_Inf3.xlsx", "Zkl_Inf4.xlsx", "Zkl_Inf5.xlsx", "Zkl_Inf6.xlsx", "Zkl_Inf7.xlsx" в папке текущего приложения: C:\AIDOS-X\AID_DATA\A0000001\SYSTEM\.

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

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

Ok

Сообщение об успешном завершении операции

Результаты расчета значимости классификационных шкал содержатся в базах данных статистических и интеллектуальных моделей: "ZCS_Abs.xlsx", "ZCS_Prc1.xlsx", "ZCS_Prc2.xlsx", "ZCS_Inf1.xlsx", "ZCS_Inf2.xlsx", "ZCS_Inf3.xlsx", "ZCS_Inf4.xlsx", "ZCS_Inf5.xlsx", "ZCS_Inf6.xlsx", "ZCS_Inf7.xlsx" в папке текущего приложения: C:\AIDOS-X\AID_DATA\A0000001\SYSTEM\.

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

Значимость классификационной шкалы является средним значимостей ее градаций, т.е. классов.

Значимость градации классификационной шкалы, т.е. класса, представляет собой вариативность количества информации в во всех признаках модели о принадлежности или не принадлежности объекта с этим признаками к данному классу.

Значимость градации классификационной шкалы (класса) - это степень детерминированности этого класса (см.режим 3.7.3).

Ok

Рисунок 29. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

В таблице 18 представлены исходные данные для построения кумулятивной кривой на рисунке 40.

Из таблицы 18 видно, какую долю от суммарной степени детерминированности всех классов имеет каждый класс. Степень обусловленности значениями факторов разных будущих состояний объекта моделирования, соответствующие классам, довольно существенно отличается друг от друга.

Например, всего лишь 16% наиболее жестко детерминированных классов суммарно имеют примерно 50% степень детерминированности, а 50% наиболее детерминированных классов обеспечивают около 90% суммарной детерминированности всех классов.

Таблица 5 – Степень детерминированности классов в СК-модели INF4

NUM M	NUM_P RC	KOD_ CLS	NAME_ CLS	KOD_C LSC	ZNACH _CLS	ZN_CL SNIT	ZNACH_ PRC	ZN_PR CNIT
1	100,000 0000	3	CLASS- _3	1	48,00000 00	178,0000 000	26,96629 21	100,0000 000

В таблице 18 приведена информация о степени детерминированности классов значениями факторов в системно-когнитивной модели INF3. Степень детерминированности классификационных шкал является средним от степени детерминированности их градаций.

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

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

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами работы [26], на исходных данных которой они основаны. С другой стороны применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области, по сравнению с методами, применяемыми в работе [26]. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований.

Достижением данной работы является:

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

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

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

градаций (классов) для описания будущих состояний объекта моделирования.

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

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

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами в этой области [1-33].

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

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №393. По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В ходе исследования была проведена классификация вина на различные категории на основе их химических характеристик. Были использованы различные методы машинного обучения, такие как метод опорных векторов и случайный лес, для определения оптимальной модели. Результаты показали, что удалось достичь высокой точности и качества классификации вин.

Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации до уровня числовых шкал [8]. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении той или иной урожайности.

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

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

1. Луценко, Е. В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2012. – № 75. – С. 321-363. – EDN OOSCAВ.
2. Луценко, Е. В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами : (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем) / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2002. – 605 с. – ISBN 5-94672-020-1. – EDN OCZFHC.
3. Орлов, А. И. Системная нечеткая интервальная математика / А. И. Орлов, Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет, 2014. – 600 с. – ISBN 978-5-94672-757-0. – EDN RZJXZZ.
4. Работы проф.Е.В.Луценко по информационным мерам уровня системности (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm
5. Сайт Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>.
6. Страница Е.В.Луценко в РесечГейт <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
7. Страница Е.В.Луценко в РИНЦ: https://elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162.
8. Луценко, Е. В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2013. – № 92. – С. 61-71. – EDN RNEGHR.
9. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
10. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-Х++" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.
11. Луценко, Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2021. – 288 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22981.37608. – EDN ZQLITW.

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

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

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

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

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

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

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

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания:

http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

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

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

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

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

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

25. Кто, когда и где изобрел бетон (придумал) – история изобретения (происхождения) // <https://1beton.info/proizvodstvo/kto-izobrel-beton>

26. Сайт Пастухова Николая Георгиевича: <http://www.helpbeton.ru>, https://moskva.best-stroy.ru/kompaniya_wwwhelpbetonru_58576, <https://stroicontract.ru/pastuhov-avtor>, <https://stroiteh-msk.ru/obzory/programma-dlya-podbora-sostava-betonnoj-smesi-excel.html>,

27. Расчет состава и пропорций и стоимости тяжелых бетонов: <https://stroy-calc.ru/raschet-betona>

28. Строительные материалы, Бетоны: <https://perekos.net/sections/view/53>

29. Расчет расхода материалов для приготовления бетона онлайн: <https://perekos.net/sections/view/242>

30. Экономический расчет и рентабельность производства бетона: <https://smkirov.com/rbu/rentabelnost-betonnogo-zavoda>

31. Расчет состава и стоимости бетона, онлайн калькулятор: <https://www.calc.ru/sostav-betona-kalkulyator.html>

32. Экономический расчет и рентабельность бетонного производства: <https://zzbo.ru/poleznoe/economica/>

33. Калькулятор бетона — расчет бетонной смеси по компонентам: <https://poweredhouse.ru/kalkulyator-betona-raschet-betonnoj-smesi-po-komponentam/>