

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени И.Т. ТРУБИЛИНА»**

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных технологий и систем

**КУРСОВАЯ РАБОТА**

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии  
на тему: ACK-анализ проблемы выбора героев в профессиональных играх Dota2 на основе данный портала Kaggle

Выполнил студент группы: ИТ2041 Кривуля Дмитрий Владимирович  
Допущен к защите: \_\_\_\_\_

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

Защищен \_\_\_\_\_ 16.02.2022 \_\_\_\_\_

(дата)

Оценка \_\_\_\_\_ отлично \_\_\_\_\_

Краснодар 2022

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 Кривуля Дмитрий Владимирович

курса 2 очной формы обучения группы ИТ2041

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК-анализ проблемы выбора героев в профессиональных играх Dota2 на основе данный портала Kaggle»

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

(*Ф.И.О., ученоe звание и степень, должностy*)

### Оценка качества выполнения курсовой работы

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

Достоинства работы \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

Недостатки работы: много мелких недочетов, не влияющих на общую положительную оценку работы

\_\_\_\_\_

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

Рецензент (Е.В. Луценко)

«\_\_» февраля 2022 г.

**РЕФЕРАТ**

Курсовая работа содержит: 72 страницы, 39 рисунков, 21 литературных источников.

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

Целью работы является провести автоматизированный системно-когнитивный анализ профессиональных матчей в игре Dota2 на основе данный портал Kaggle. Добиться этого можно анализом методов формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

# СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. ВВЕДЕНИЕ .....</b>	<b>5</b>
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	5
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	5
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ .....	5
1.4. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ .....	8
<b>2. МЕТОДЫ .....</b>	<b>11</b>
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	11
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (ACK-АНАЛИЗ) .....	13
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ ACK-АНАЛИЗА .....	15
<b>3. РЕЗУЛЬТАТЫ .....</b>	<b>21</b>
3.1. ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ.....	21
3.2. ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ .....	22
3.3. ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ.....	26
3.4. ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ .....	33
3.5. ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	39
3.6. ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ .....	41
3.6.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» .....	45
3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев .....	46
3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ .....	48
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ .....	48
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в ACK-анализе.....	48
3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ .....	49
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы) .....	49
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	50
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал.....	52
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны .....	54
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть .....	56
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты .....	57
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения) .....	58
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	59
3.8.9. Значимость описательных шкал и их градаций .....	59
3.8.10. Степень детерминированности классов и классификационных шкал .....	61
<b>ОБСУЖДЕНИЕ .....</b>	<b>62</b>
<b>ВЫВОД .....</b>	<b>63</b>
<b>СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ .....</b>	<b>65</b>

## 1. ВВЕДЕНИЕ

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

Современные информационные системы получают все большее развитие благодаря технологиям искусственного интеллекта. Оценка качества математических моделей некоторых из них не выносит критики. В данной курсовой работе рассмотрено решение задачи АСК-анализ проблемы выбора героев в профессиональных играх Dota2 на основе данный портала Kaggle.

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

Целью данной курсовой работы является.

Задачами, поставленными в данной курсовой работе, являются:

- подготовка исходных данных и формализация предметной области;
- синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели;
- решение различных задач в наиболее достоверной модели: прогнозирование, поддержка принятия решений, исследование полученных моделей.

Объектом исследования данной работы является выборка данных о профессиональных матчах игры Dota2.

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

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

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

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

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

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

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

Предмет докторской диссертации – это решение проблемы, путем разработки нового метода. Иначе говоря, поиск метода решения проблемы, соответствующего обоснованным требованиям, не дал положительного результата и пришлось разработать собственный метод. Научная новизна работы состоит в разработке нового ранее неизвестного метода, обеспечивающего решение не только проблемы, решаемой в работе, но и сходных проблем в других предметных областях. Практическая значимость решения проблемы состоит в том, что это решение может быть применено не только в предмете и объекте исследования, но и в других предметных областях, а также в том, что для последующих поколений исследователей эта

проблемная ситуация уже будет квалифицироваться не как проблема, а как задача. Таким образом, докторская диссертация имеет межотраслевое звучание и переводит решаемую проблему в класс задачи. Докторская диссертация – это фундаментальное научное исследование.

Интересно, что исторически первое логически безупречное широко известное нам описание проблемной ситуации, по-видимому, дал Будда в своих четырех благородных истинах: существует страдание; существует причина страдания – желание; существует прекращение страдания – нирвана; существует путь, ведущий к прекращению страдания – восьмеричный путь.

Констатация проблемной ситуации дана Буддой в следующих словах: «Существует страдание» (фактическая ситуация), «Существует прекращение страдания» (целевое состояние). Способ перехода от нежелательного фактического состояния к желательному целевому был ранее неизвестен, и Будда сообщает, что «Существует путь, ведущий к прекращению страдания» (известный как восьмеричный путь). Этот путь состоит в последовательном устранении причин страданий (восьмеричный путь), в качестве которых Будда указывает на желания. Страдания могут быть устраниены двумя способами: 1) созданием внешней ситуации, не вызывающей страданий; 2) таким изменением самого себя, в результате которого любая внешняя ситуация не вызывает страданий. Будда описывает 2-й способ.

Результатом данной работы можно считать получение теоретических и практических знаний в области анализа работы систем искусственного интеллекта и анализа результата их работы.

Курсовая работа состоит из введения, трех глав, вывода, списка литературы. Общий объем работы составляет 72 страницы.

## **1.4. Цель и задачи работы**

Не смотря на описанные выше различия между задачей и проблемой обычно в научных исследованиях говорят о решении проблемы.

Это связано с тем, что обычно после формулировки решаемой проблемы ставится цель ее решить, а затем осуществляется декомпозиция цели в последовательность задач, решение которых является этапами достижения цели.

А иначе бы получалось, что есть ряд подзадач, являющихся этапами решения задачи, что чисто стилистически неудобно. Поставленные задачи обычно становятся подразделами научной работы, например, подразделами последующих глав диссертации и разделов статьи.

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

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

**Задача-2.** Формализация предметной области.

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

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

**Задача-4.** Верификация моделей.

**Задача-5.** Выбор наиболее достоверной модели.

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

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

Задача-8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели (Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы); Кластерно-конструктивный анализ классов; Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал; Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны; Нелокальная нейронная сеть; 3d-интегральные когнитивные карты; 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения); Когнитивные функции; Значимость описательных шкал и их градаций; Степень детерминированности классов и классификационных шкал).

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

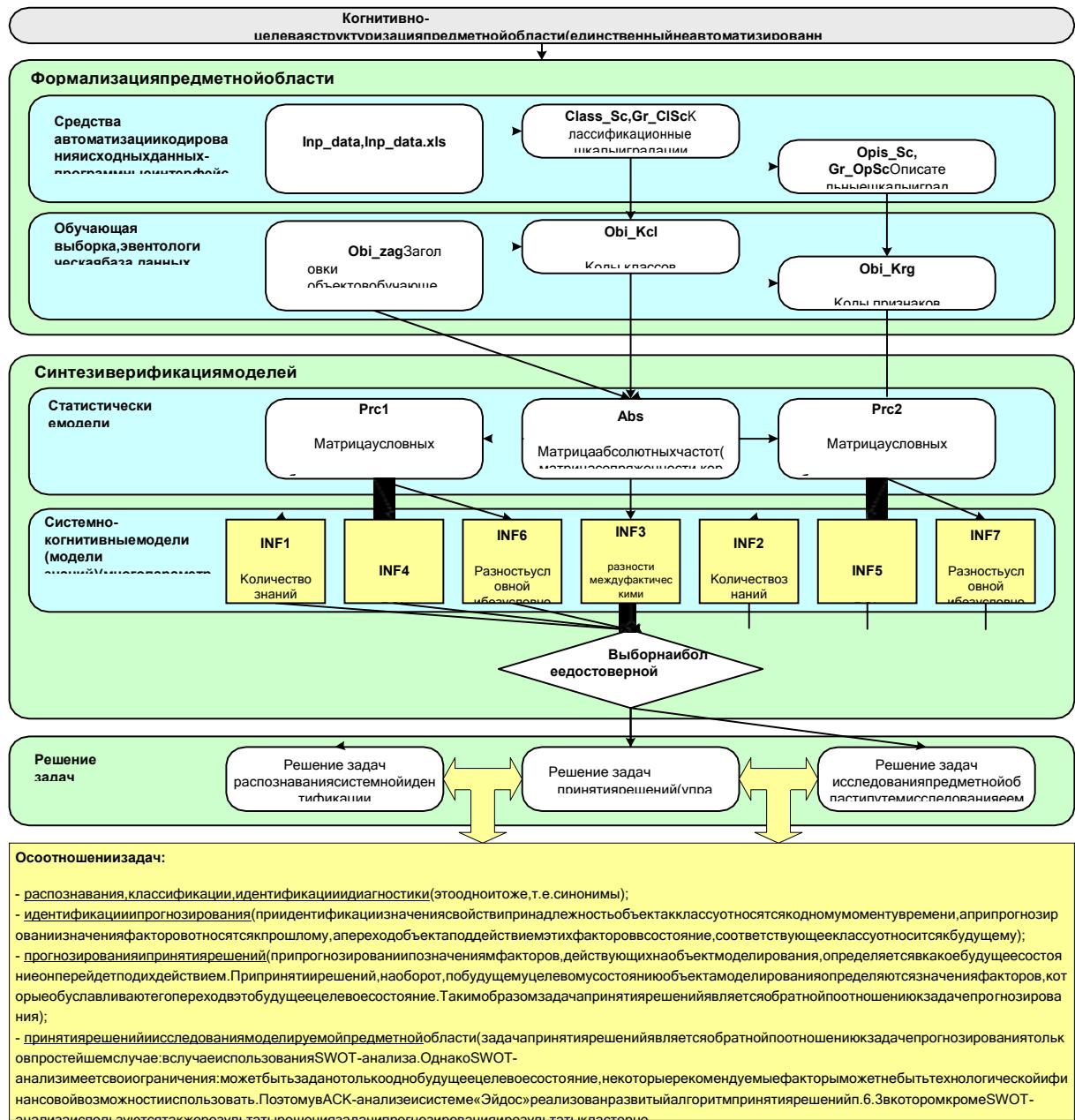


Рисунок 1. Последовательность решения задач в ACK-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

## 2. МЕТОДЫ

### 2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

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

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

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

- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);
- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений;
- поддерживает on-line среду накопления знаний и широко используется во всем мире;
- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке.

Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора(GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний(графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);
- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе;

- хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;
- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практические и не осуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторности всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (ACK-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

### 2.3. Автоматизированный системно-когнитивный анализ (ACK-анализ)

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (ACK-анализ) предложен проф. Е. В. Луценко в 2002 году в ряде статей и фундаментальной монографии [1]. Сам термин: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ (ACK-анализ)» был предложен проф. Е. В. Луценко. На тот момент он вообще не встречался в Internet. Сегодня по соответствующему запросу в Яндексе находится 9 миллионов сайтов с этим сочетанием слов [\[1\]](#).

ACK-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 АСК-анализ описан в работах [2, 3] и ряде других. Около половины из 650 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применением в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором АСК-анализа опубликовано более 39 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 31 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 334 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 5 публикаций в журналах, входящих в [Scopus](#)<sup>[2]</sup>.

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США<sup>[3]</sup>.

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

Автор является основателем междисциплинарной научной школы: «Автоматизированный системно-когнитивный анализ»<sup>[4]</sup>. Научная школа: "Автоматизированный системно-когнитивный анализ" является междисциплинарным научным направлением на пересечении по крайней мере трех научных специальностей (согласно недавно утвержденной новой номенклатуре научных специальностей ВАК РФ<sup>[5]</sup>). Основные научные специальности, которым соответствует научная школа:

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

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

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

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

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

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);

- находится в полном открытом бесплатном доступе ([http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm)), причем с актуальными исходными текстами ([http://lc.kubagro.ru/\\_AidosALL.txt](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 системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);
- реально работает, обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);
- имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 300, соответственно: [http://aidos.byethost5.com/Source\\_data\\_applications/WebAppls.htm](http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm)) ([http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf));
- поддерживает online среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);

- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;
- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);
- 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](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[6].

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

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

2-й этап, «эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы. Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены свидетельства РосПатента, первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного

интеллекта (слева приведена титульная видеограмма финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

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

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

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

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



Рисунок 1. Титульная видеограмма DOS-версии системы «Эйдос» [\[7\]](#)

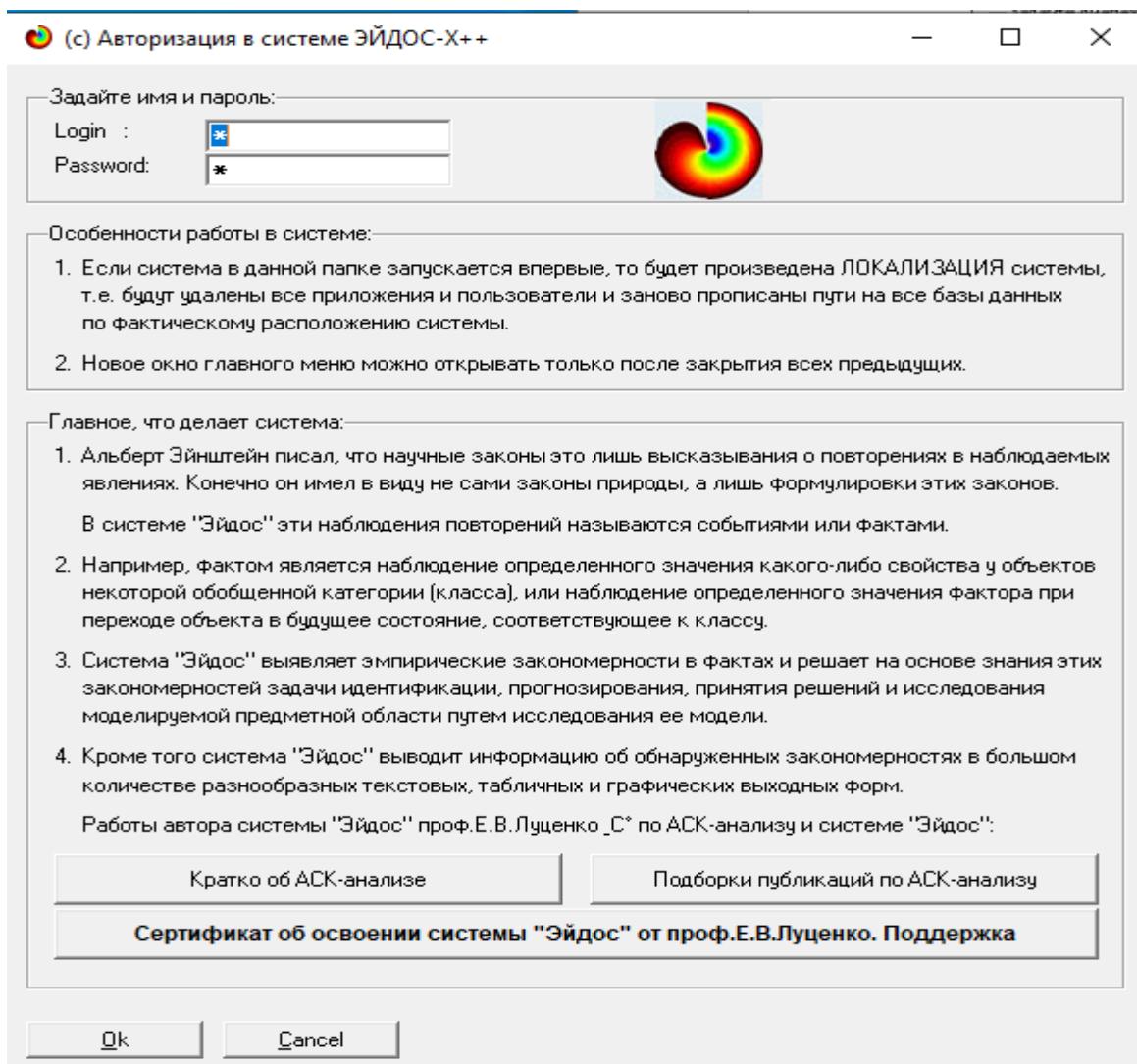


Рисунок 2. Титульная видеограмма текущей версии системы «Эйдос»

### **3. РЕЗУЛЬТАТЫ**

#### **3.1. Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.**

##### **Две интерпретации классификационных и описательных шкал и градаций**

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

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

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

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

##### Статичная интерпретация и терминология:

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

##### Динамичная интерпретация и терминология:

- градации классификационных шкал – это обобщающие категории будущих состояний объекта моделирования (классы);
- описательные шкалы – факторы, действующие на объект моделирования, градации описательных шкал – значения факторов, действующие на объект моделирования.

**Обобщающая терминология:**

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

### **3.2. Задача-2. Формализация предметной области**

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

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

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

Для импорта обучающей выборки в систему AIDOS-X необходимо скопировать ее в папку Inp\_data и переименовать в Inp\_data.xlsx, после этого

можно запустить саму программу и универсальный программный интерфейс импорта данных в систему (режим 2.3.2.2), результат заполнения которого представлен на рисунке 3.

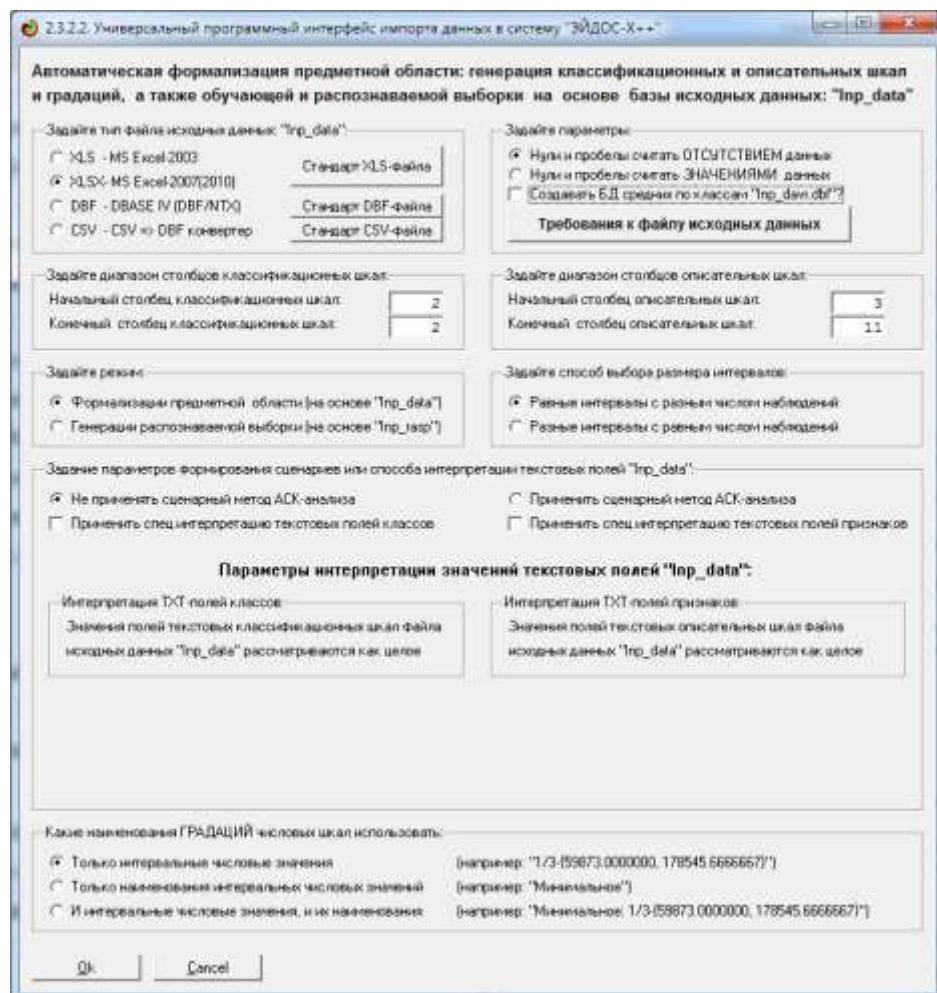


Рисунок 3 – Интерфейс импорта

Следует выделить следующие настройки:

- Тип файла – XLSX;
- Классификационная шкала – 2;
- Описательные шкалы – 3-10.

После этого приложение просит задать размерности модели системы, оставляем всё как есть (рисунок 4).

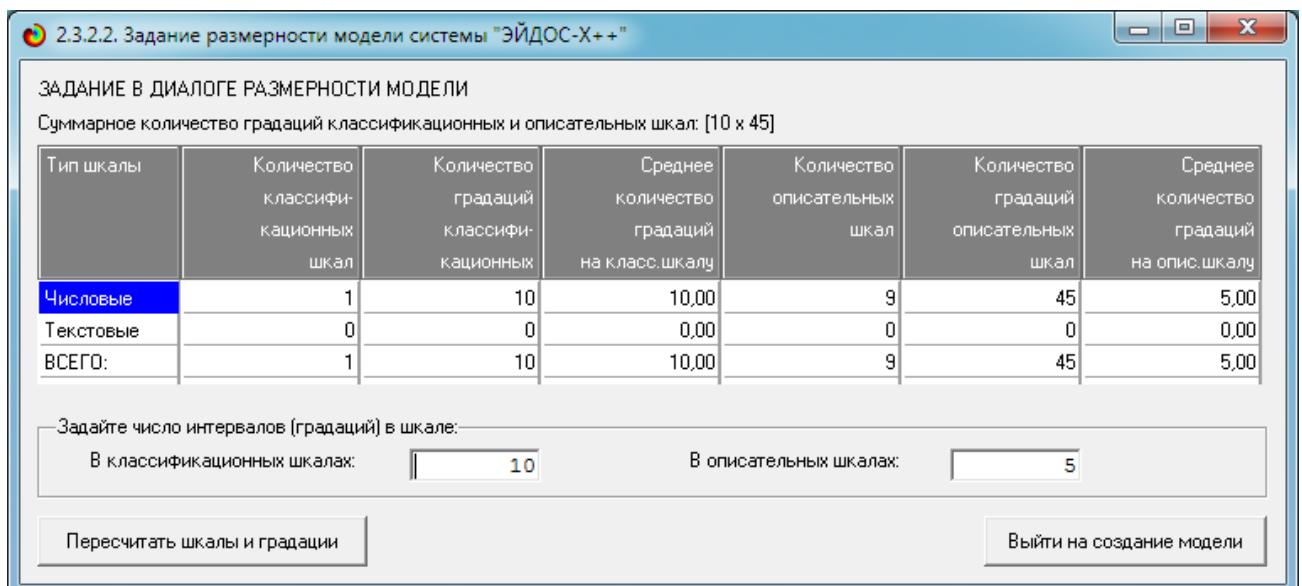


Рисунок 4 – Задание размерностей системы

Процесс импорта данных из внешнего файла в систему представлен на рисунке 5.

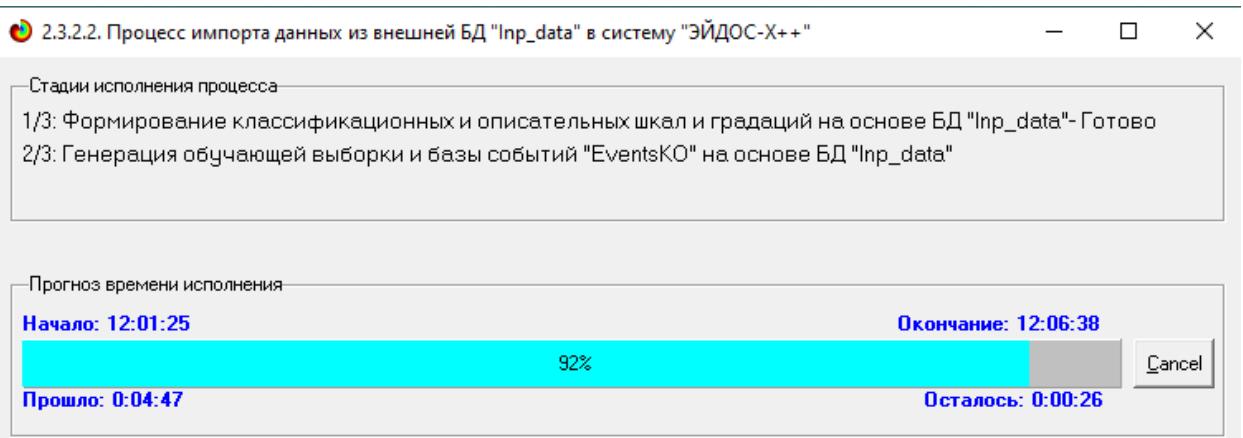


Рисунок 5 – Импорт данных

После загрузки данных система автоматически нашла классификационные шкалы, которые можно посмотреть в режиме 2.1 (рисунок 6) и описательные шкалы, которые можно посмотреть в режиме 2.2 (рисунок 7).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Написание классификационной шкалы	Код градации	Написание градации классификационной шкалы
1	LOSING_HERO_ID_1	1	1/10-(1.000000, 10.200000)
		2	2/10-(10.200000, 19.400000)
		3	3/10-(19.400000, 28.600000)
		4	4/10-(28.600000, 37.800000)
		5	5/10-(37.800000, 47.000000)
		6	6/10-(47.000000, 56.200000)
		7	7/10-(56.200000, 65.400000)
		8	8/10-(65.400000, 74.600000)
		9	9/10-(74.600000, 83.800000)
		10	10/10-(83.800000, 93.000000)

Помощь Добавить Добав.школы Копир.школу Копир.град.школы Копир.школу с град. Удалить школы Удалить град.школы Удаление и перекодирование Графики будущих сценариев

Рисунок 6 – Классификационные шкалы

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Написание описательной шкалы	Код градации	Написание градации описательной шкалы
1	LOSING_HERO_ID_2	1	1/5-(2.000000, 22.400000)
2	LOSING_HERO_ID_3	2	2/5-(22.400000, 42.800000)
3	LOSING_HERO_ID_4	3	3/5-(42.800000, 63.200000)
4	LOSING_HERO_ID_5	4	4/5-(63.200000, 83.600000)
5	WINNING_HERO_ID_1	5	5/5-(83.600000, 104.000000)
6	WINNING_HERO_ID_2		
7	WINNING_HERO_ID_3		
8	WINNING_HERO_ID_4		
9	WINNING_HERO_ID_5		

Помощь Добавить Добав.школы Копир.школу Копир.град.школы Копир.школу с град. Удалить школы Удалить град.школы Перекодировать Очистить Графики прошлых сценариев

Рисунок 7 – Описательные шкалы

Так же существует возможность ручной корректировки выгруженных данных и добавление новых объектов, которая открывается с помощью режима 2.3.1 (рисунок 8).

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "ИИФ1"

Код объекта	Наименование объекта				Дата	Время						
Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	2	0	0	0	1	2	7	14	19	24	29	34
2					1	39	44	0	0	0	0	0
3												
4												
5												
6												
7												
8												
9												
10												
11												

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

Рисунок 8 – Ручная корректировка

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

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

соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 4).

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

Структура математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

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

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

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

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

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

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

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

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

На практике часто встречается существенная несбалансированность данных, под которой понимается сильно отличающееся количество объектов обучающей выборки, относящихся к различным классам. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 1) было бы очень неразумно и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) является весьма обоснованным и логичным.

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

Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [1].

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

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

В таблице 3 приведены формулы:

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

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

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

Таблица 3 – Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний	Выражение для
----------------------------	---------------

и частный критерий	частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
<b>ABS</b> , матрица абсолютных частот, $N_{ij}$ - фактическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $\bar{N}_{ij}$ - теоретическое число встреч $i$ -го признака у объектов $j$ -го класса; $N_i$ - суммарное количество признаков в $i$ -й строке; $N_j$ - суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в $j$ -м классе; $N$ - суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 1)	$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^W N_{ij}$	$\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ - теоретическая частота
<b>PRC1</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
<b>PRC2</b> , матрица условных $P_{ij}$ и безусловных $P_i$ процентных распределений, в качестве $N_j$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$I_{ij} = \Psi \cdot I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} =$
<b>INF1</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу. Вероятность того, что если у объекта $j$ -го класса обнаружен признак, то это $i$ -й признак	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF2</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект $j$ -го класса, то у него будет обнаружен $i$ -й признак.	---	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij}}{N_i} - 1$
<b>INF3</b> , частный критерий: <b>Хи-квадрат</b> : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = P_i I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI - ReturnOnInvestment, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	---	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij}}{N_i} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI - ReturnOnInvestment, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	---	$I_{ij} = P_i I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<b>INF6</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	---	$I_{ij} = P_i I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	---	$I_{ij} = P_i I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

### Обозначения к таблице 3:

- $i$  – значение прошлого параметра;  
 $j$  - значение будущего параметра;  
 $N_{ij}$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра;  
 $M$  – суммарное число значений всех прошлых параметров;  
 $W$  - суммарное число значений всех будущих параметров.  
 $N_i$  – количество встреч  $i$ -м значения прошлого параметра по всей выборке;  
 $N_j$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра по всей выборке;  
 $N$  – количество встреч  $j$ -го значения будущего параметра при  $i$ -м значении прошлого параметра по всей выборке.  
 $I_{ij}$  – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения  $i$ -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее  $j$ -му значению будущего параметра;  
 $\Psi$  – нормировочный коэффициент (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;  
 $P_i$  – безусловная относительная частота встречи  $i$ -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;  
 $P_{ij}$  – условная относительная частота встречи  $i$ -го значения прошлого параметра при  $j$ -м значении будущего параметра.

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

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. Особенно интересна связь знаменитого

критерия хи-квадрат Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

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

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию

о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [1].

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

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 4).

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например, средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением, или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются в качестве источника информации об объекте моделирования.

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

Таблица 5 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_j - \bar{I})^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_i - \bar{I}_i)^2}$

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	$H = \sqrt{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$
--	--	---

Экранные формы режима синтеза моделей приведены ниже:

Для синтеза и верификации моделей создан режим 3.5, после его запуска задается модель, которая помечается текущей (рисунок 19).



Рисунок 19 – Режим синтеза моделей

Данный режим содержит множество различных методов верификации, но мы используем параметры, которые система предлагает по умолчанию.

Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени исполнения показаны на рисунке 20.

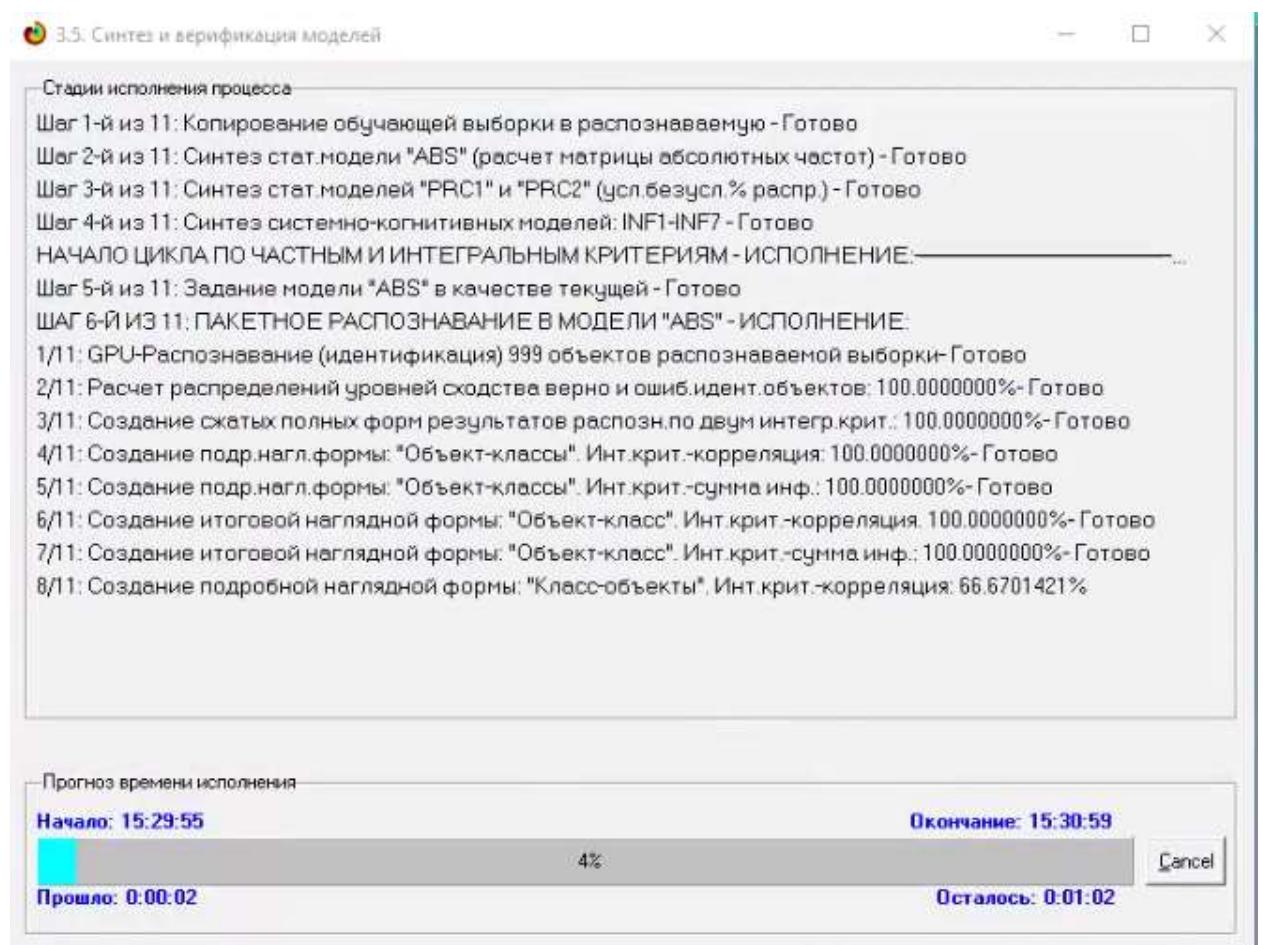


Рисунок 20 – Синтез и верификация моделей

Таким образом, частные критерии представляют собой формулы для преобразования матрицы абсолютных частот, которая представлена на рисунке 14 и открытой с помощью режима 5.5.1, в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний.

Нр строки	Наименование отдельной единицы изучения	Класс-признак										Сумма
		1. LOSING_HERO	2. LOSING_HERO	3. LOSING_HERO	4. LOSING_HERO	5. LOSING_HERO	6. LOSING_HERO	7. LOSING_HERO	8. LOSING_HERO	9. LOSING_HERO	10. LOSING_HERO	
1	LOSING_HERO_ID_21/5/2000000, 22.400000	17247	4431	248								22046
2	LOSING_HERO_ID_22/5/22.400000, 42.800000	-6955	7093	7110	1478	263						26798
3	LOSING_HERO_ID_23/5/42.800000, 63.200000	3526	3033	3723	1220	1183	1235	65				16598
4	LOSING_HERO_ID_24/5/63.200000, 10.800000	894	749	830	348	953	484	543	274	43		5792
5	LOSING_HERO_ID_25/5/03.000000, 104.800000	90	120	92	67	119	88	68	87	61	45	830
6	LOSING_HERO_ID_31/5/03.000000, 24.600000	4936	521	8								5496
7	LOSING_HERO_ID_32/5/24.600000, 67.020000	11693	5381	1052	894	74						21302
8	LOSING_HERO_ID_33/5/46.300000, 91.800000	8631	5221	5174	2388	1946	407	23				24419
9	LOSING_HERO_ID_34/5/07.000000, 89.400000	4882	1412	1170	1821	2270	1434	145	267	52		17857
10	LOSING_HERO_ID_35/5/09.400000, 111.800000	487	420	425	210	226	148	98	104	58	48	2141
11	LOSING_HERO_ID_41/5/7.000000, 39.200000	1287	137	6								1560
12	LOSING_HERO_ID_42/5/14.000000, 49.400000	8438	1725	1016	222	34						8418
13	LOSING_HERO_ID_43/5/49.400000, 70.600000	9410	4099	1612	1359	865	179	13				20253
14	LOSING_HERO_ID_44/5/70.600000, 91.800000	10755	6381	6134	2649	2568	1842	169	142	31		29517
15	LOSING_HERO_ID_45/5/81.800000, 112.800000	3617	2335	2281	1083	1075	566	293	229	87	45	11618
16	LOSING_HERO_ID_51/5/13.000000, 72.200000	298	13									233
17	LOSING_HERO_ID_52/5/33.000000, 53.400000	1346	248	282	35	1						1832
18	LOSING_HERO_ID_53/5/53.400000, 73.600000	1982	1643	1240	344	137	30					7419
19	LOSING_HERO_ID_54/5/73.600000, 93.800000	10945	5785	4127	1986	1730	884	173	47	4		25581
20	LOSING_HERO_ID_55/5/10.800000, 114.800000	14332	7879	5588	10301	2670	1270	499	324	104	45	26272
21	WINNING_HERO_ID_31/5/11.800000, 18.600000	12129	18125	1425	1612	1113	1501	431	243	74	33	46605
22	WINNING_HERO_ID_32/5/19.000000, 38.200000	7944	1744	2576	1103	960	450	171	91	25		27956
23	WINNING_HERO_ID_33/5/19.600000, 56.800000	3664	1311	936	428	330	261	58	24	7		6377
24	WINNING_HERO_ID_34/5/19.600000, 75.400000	40%	228	177	85	82	31	3	1			1058

Рисунок 14 – Матрица абсолютных частот

Нр строки	Наименование отдельной единицы изучения	Класс-признак										Сумма
		1. LOSING_HERO	2. LOSING_HERO	3. LOSING_HERO	4. LOSING_HERO	5. LOSING_HERO	6. LOSING_HERO	7. LOSING_HERO	8. LOSING_HERO	9. LOSING_HERO	10. LOSING_HERO	
1	LOSING_HERO_ID_21/5/2000000, 22.400000	-0.149	-0.819	-0.576								
2	LOSING_HERO_ID_22/5/22.400000, 42.800000	-0.065	-0.859	0.120	E.064	-0.453						
3	LOSING_HERO_ID_23/5/42.800000, 63.200000	-0.180	-0.848	0.043	E.046	0.270	0.210	-0.223				
4	LOSING_HERO_ID_24/5/63.200000, 83.600000	-0.252	-0.111	-0.040	E.002	0.398	0.400	0.571	-0.540	0.298		
5	LOSING_HERO_ID_25/5/03.000000, 104.800000	-0.341	-0.103	-0.183	E.026	0.263	0.245	0.931	0.773	0.908	1.187	
6	LOSING_HERO_ID_31/5/13.000000, 24.600000	0.195	-0.203	-1.181								
7	LOSING_HERO_ID_32/5/24.600000, 46.200000	0.081	E.034	-0.019	-E.142	-0.721						
8	LOSING_HERO_ID_33/5/46.200000, 67.800000	-0.049	E.022	0.053	E.068	0.055	-0.054	-0.491				
9	LOSING_HERO_ID_34/5/67.800000, 89.400000	-0.112	-0.835	0.011	E.078	0.170	0.240	0.295	-0.243	0.363		
10	LOSING_HERO_ID_35/5/09.400000, 111.800000	-0.174	-0.228	0.072	E.067	0.128	0.192	0.764	0.950	0.702	0.066	
11	LOSING_HERO_ID_41/5/7.000000, 39.200000	0.186	-0.221	-0.938								
12	LOSING_HERO_ID_42/5/14.000000, 49.400000	0.182	-0.814	-0.085	-E.257	-0.988						
13	LOSING_HERO_ID_43/5/49.400000, 70.600000	0.019	E.024	0.012	-E.027	-0.099	-0.310	-0.733				
14	LOSING_HERO_ID_44/5/70.600000, 91.800000	-0.040	-0.801	0.019	E.047	0.079	0.118	0.921	-0.019	-0.187		
15	LOSING_HERO_ID_45/5/91.800000, 113.800000	0.079	E.018	0.016	E.056	0.036	E.118	0.245	D.311	E.298	0.481	
16	LOSING_HERO_ID_51/5/12.000000, 33.200000	0.184	E.034	-0.193								
17	LOSING_HERO_ID_52/5/33.200000, 53.400000	0.121	-0.844	-0.120	-E.153	-1.194						
18	LOSING_HERO_ID_53/5/53.400000, 72.600000	0.086	E.005	-0.084	-E.217	-0.242	-D.479					
19	LOSING_HERO_ID_54/5/72.600000, 93.600000	0.010	E.011	0.013	E.008	0.024	D.030	-0.362	-D.210	-0.164		
20	LOSING_HERO_ID_55/5/93.600000, 114.600000	-0.024	-0.804	0.016	E.025	0.034	E.019	0.094	0.135	E.15%	0.188	
21	WINNING_HERO_ID_1-2/5/11.800000, 19.600000	-0.012	E.001	0.015	E.013	0.016	0.012	-0.305	-0.033	E.811	0.029	
22	WINNING_HERO_ID_1-2/5/19.600000, 38.200000	0.030	E.002	-0.030	-E.031	-0.027	-D.019	E.014	0.036	-B.108	-0.191	
23	WINNING_HERO_ID_1-3/5/38.200000, 56.800000	0.020	-E.013	-0.036	-E.024	-0.050	D.007	-0.308	D.037	-B.248	0.138	
24	WINNING_HERO_ID_1-4/5/56.800000, 75.400000	0.003	E.003	-0.084	E.019	-0.019	-D.011	-0.054	0.022	-B.117		

Рисунок 15 – Фрагмент модели INF1

Нр строки	Наименование отдельной единицы изучения	Класс-признак										Сумма
		1. LOSING_HERO	2. LOSING_HERO	3. LOSING_HERO	4. LOSING_HERO	5. LOSING_HERO	6. LOSING_HERO	7. LOSING_HERO	8. LOSING_HERO	9. LOSING_HERO	10. LOSING_HERO	
1	LOSING_HERO_ID_21/5/2000000, 22.400000	0.025	-0.672	-0.302								
2	LOSING_HERO_ID_22/5/22.400000, 42.800000	-0.139	E.24%	0.271	0.291	-0.329						
3	LOSING_HERO_ID_23/5/42.800000, 63.200000	-0.515	-0.176	0.293	0.957	1.363	1.375	-0.593				
4	LOSING_HERO_ID_24/5/63.200000, 83.600000	-0.639	-0.361	-0.148	0.277	1.611	4.103	0.363	0.140	3.926		
5	LOSING_HERO_ID_25/5/03.000000, 104.800000	-0.747	-0.332	-0.348	0.085	1.267	1.674	7.464	21.583	GB.799	GB.964	
6	LOSING_HERO_ID_31/5/13.000000, 24.600000	1.187	-0.559	-0.391								
7	LOSING_HERO_ID_32/5/24.600000, 46.200000	0.279	E.14%	-0.873	-0.436	-0.545						
8	LOSING_HERO_ID_33/5/46.200000, 67.800000	-0.180	E.011	0.238	0.304	0.250	-0.195	-0.362				
9	LOSING_HERO_ID_34/5/67.800000, 89.400000	-0.362	-0.119	0.346	0.371	1.010	1.523	2.277	1.959	0.926		
10	LOSING_HERO_ID_35/5/09.400000, 111.800000	-0.583	-0.112	0.142	0.269	0.645	1.277	3.371	9.140	LE.904	21.404	
11	LOSING_HERO_ID_41/5/7.000000, 39.200000	1.117	E.589	-0.977								
12	LOSING_HERO_ID_42/5/14.000000, 49.400000	0.588	-0.054	-0.289	-0.645	-0.974						
13	LOSING_HERO_ID_43/5/49.400000, 70.600000	0.079	E.111	0.251	-0.162	-0.328	-E.713	-0.348				
14	LOSING_HERO_ID_44/5/70.600000, 91.800000	-0.150	-0.002	0.038	E.077	0.372	E.196	0.391	-0.074	-B.539		
15	LOSING_HERO_ID_45/5/91.800000, 113.800000	-0.272	-0.072	0.157	0.254	0.484	E.193	1.478	2.789	2.956	E.155	
16	LOSING_HERO_ID_51/5/13.000000, 33.200000	1.181	E.540									
17	LOSING_HERO_ID_52/5/33.200000, 53.400000	0.629	-0.169	-0.304	-0.756	-0.932						
18	LOSING_HERO_ID_53/5/53.400000, 73.600000	0.250	E.022	-0.816	-0.377	-0.623	-E.056	-0.281	-0.646	-B.897		
19	LOSING_HERO_ID_54/5/73.600000, 93.600000	-0.041	E.647	-0.850	0.061	0.057	E.129	-0.201	-0.646	B.096	E.363	
20	LOSING_HERO_ID_55/5/93.600000, 114.600000	-0.011	-B.023	0.362	0.123</td							

### 3.4. Задача-4. Верификация моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образом 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 [8].

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

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

С результатами верификации моделей, отличающихся частными критериями, можно ознакомиться в режиме 3.4 системы «Эйдос», они представлены на рисунке 9.

3.4. Стандартная форма по достоверности при различных критериях модели «ИФ1»												
Название модели и частного критерия	Методический прием	База, исходные объекты	Несколько критерий (1)	Несколько критерий (2)	Несколько критерий (3)	Несколько критерий (4)	Генетический прием	Политический прием	Результирующий критерий	Сумма критерий (1)	Сумма критерий (2)	Сумма критерий (3)
1. АБ1 - частный критерий количества истинных сокращений %	Корректирующий, частота обр...	71436	71328	4297	50204	186	8.582	9.998	0.711	27255.954	515.651	22912
1. АБ2 - частный критерий количества истинных сокращений %	Среднее частота по практи...	71436	71436		44291		8.536	1.098	0.618	34612.451		674
2. РАС1 - частный критерий, использующий гипотезу о сред...	Корректирующий, частота по практи...	71436	71328	6236	58855	186	8.551	9.998	0.718	37155.954	515.651	22912
2. РАС2 - частный критерий, использующий гипотезу о сред...	Сумма усредненное частота по практи...	71436	71436		64291		8.526	1.098	0.698	35571.437		28659
3. РАС3 - частный критерий, использующий гипотезу о сред...	Корректирующий, частота по практи...	71436	71328	4297	58856	186	8.552	9.998	0.711	27254.656	515.646	22912
3. РАС4 - частный критерий, использующий гипотезу о сред...	Сумма усредненное частота по практи...	71436	71436		64291		8.526	1.098	0.698	35571.437		28659
4. ИФ1 - частный критерий количества истинных сокращений %	Среднее значение	71436	59974	36313	27677	31481	8.644	9.948	0.754	18761.447	8826.778	5391
4. ИФ2 - частный критерий количества истинных сокращений %	Среднее значение	71436	51246	31273	32819	20189	8.689	9.717	0.658	2608.097	4879.632	2827
5. ИФ1 - частный критерий количества истинных сокращений %	Семантический разнообразие, ин...	71436	59974	36313	27677	31481	8.644	9.948	0.704	16761.442	8109.774	5391
5. ИФ2 - частный критерий количества истинных сокращений %	Сумма значим	71436	51246	31273	32819	20189	8.689	9.717	0.688	2408.097	4879.632	2827
6. ИФ3 - частный критерий, вычисляющий разницу между максим...	Семантический разнообразие, ин...	71436	64513	39653	24539	16922	8.689	9.743	0.724	21148.117	11756.703	6169
6. ИФ4 - частный критерий, вычисляющий разницу между максим...	Сумма значим	71436	54513	39653	24638	16722	8.689	9.743	0.724	15370.224	3417.239	2379
7. ИФ4 - частный критерий, ИФ1, ИФ2, ИФ3, ИФ4, ИФ5, ИФ6, ИФ7, ИФ8, ИФ9, ИФ10, ИФ11, ИФ12, ИФ13, ИФ14, ИФ15, ИФ16, ИФ17, ИФ18, ИФ19, ИФ20, ИФ21, ИФ22, ИФ23, ИФ24, ИФ25, ИФ26, ИФ27, ИФ28, ИФ29, ИФ30, ИФ31, ИФ32, ИФ33, ИФ34, ИФ35, ИФ36, ИФ37, ИФ38, ИФ39, ИФ40, ИФ41, ИФ42, ИФ43, ИФ44, ИФ45, ИФ46, ИФ47, ИФ48, ИФ49, ИФ50, ИФ51, ИФ52, ИФ53, ИФ54, ИФ55, ИФ56, ИФ57, ИФ58, ИФ59, ИФ60, ИФ61, ИФ62, ИФ63, ИФ64, ИФ65, ИФ66, ИФ67, ИФ68, ИФ69, ИФ70, ИФ71, ИФ72, ИФ73, ИФ74, ИФ75, ИФ76, ИФ77, ИФ78, ИФ79, ИФ80, ИФ81, ИФ82, ИФ83, ИФ84, ИФ85, ИФ86, ИФ87, ИФ88, ИФ89, ИФ90, ИФ91, ИФ92, ИФ93, ИФ94, ИФ95, ИФ96, ИФ97, ИФ98, ИФ99, ИФ100, ИФ111, ИФ112, ИФ113, ИФ114, ИФ115, ИФ116, ИФ117, ИФ118, ИФ119, ИФ120, ИФ121, ИФ122, ИФ123, ИФ124, ИФ125, ИФ126, ИФ127, ИФ128, ИФ129, ИФ130, ИФ131, ИФ132, ИФ133, ИФ134, ИФ135, ИФ136, ИФ137, ИФ138, ИФ139, ИФ140, ИФ141, ИФ142, ИФ143, ИФ144, ИФ145, ИФ146, ИФ147, ИФ148, ИФ149, ИФ150, ИФ151, ИФ152, ИФ153, ИФ154, ИФ155, ИФ156, ИФ157, ИФ158, ИФ159, ИФ160, ИФ161, ИФ162, ИФ163, ИФ164, ИФ165, ИФ166, ИФ167, ИФ168, ИФ169, ИФ170, ИФ171, ИФ172, ИФ173, ИФ174, ИФ175, ИФ176, ИФ177, ИФ178, ИФ179, ИФ180, ИФ181, ИФ182, ИФ183, ИФ184, ИФ185, ИФ186, ИФ187, ИФ188, ИФ189, ИФ190, ИФ191, ИФ192, ИФ193, ИФ194, ИФ195, ИФ196, ИФ197, ИФ198, ИФ199, ИФ200, ИФ201, ИФ202, ИФ203, ИФ204, ИФ205, ИФ206, ИФ207, ИФ208, ИФ209, ИФ210, ИФ211, ИФ212, ИФ213, ИФ214, ИФ215, ИФ216, ИФ217, ИФ218, ИФ219, ИФ220, ИФ221, ИФ222, ИФ223, ИФ224, ИФ225, ИФ226, ИФ227, ИФ228, ИФ229, ИФ230, ИФ231, ИФ232, ИФ233, ИФ234, ИФ235, ИФ236, ИФ237, ИФ238, ИФ239, ИФ240, ИФ241, ИФ242, ИФ243, ИФ244, ИФ245, ИФ246, ИФ247, ИФ248, ИФ249, ИФ250, ИФ251, ИФ252, ИФ253, ИФ254, ИФ255, ИФ256, ИФ257, ИФ258, ИФ259, ИФ260, ИФ261, ИФ262, ИФ263, ИФ264, ИФ265, ИФ266, ИФ267, ИФ268, ИФ269, ИФ270, ИФ271, ИФ272, ИФ273, ИФ274, ИФ275, ИФ276, ИФ277, ИФ278, ИФ279, ИФ280, ИФ281, ИФ282, ИФ283, ИФ284, ИФ285, ИФ286, ИФ287, ИФ288, ИФ289, ИФ290, ИФ291, ИФ292, ИФ293, ИФ294, ИФ295, ИФ296, ИФ297, ИФ298, ИФ299, ИФ300, ИФ301, ИФ302, ИФ303, ИФ304, ИФ305, ИФ306, ИФ307, ИФ308, ИФ309, ИФ310, ИФ311, ИФ312, ИФ313, ИФ314, ИФ315, ИФ316, ИФ317, ИФ318, ИФ319, ИФ320, ИФ321, ИФ322, ИФ323, ИФ324, ИФ325, ИФ326, ИФ327, ИФ328, ИФ329, ИФ330, ИФ331, ИФ332, ИФ333, ИФ334, ИФ335, ИФ336, ИФ337, ИФ338, ИФ339, ИФ340, ИФ341, ИФ342, ИФ343, ИФ344, ИФ345, ИФ346, ИФ347, ИФ348, ИФ349, ИФ350, ИФ351, ИФ352, ИФ353, ИФ354, ИФ355, ИФ356, ИФ357, ИФ358, ИФ359, ИФ360, ИФ361, ИФ362, ИФ363, ИФ364, ИФ365, ИФ366, ИФ367, ИФ368, ИФ369, ИФ370, ИФ371, ИФ372, ИФ373, ИФ374, ИФ375, ИФ376, ИФ377, ИФ378, ИФ379, ИФ380, ИФ381, ИФ382, ИФ383, ИФ384, ИФ385, ИФ386, ИФ387, ИФ388, ИФ389, ИФ390, ИФ391, ИФ392, ИФ393, ИФ394, ИФ395, ИФ396, ИФ397, ИФ398, ИФ399, ИФ400, ИФ401, ИФ402, ИФ403, ИФ404, ИФ405, ИФ406, ИФ407, ИФ408, ИФ409, ИФ410, ИФ411, ИФ412, ИФ413, ИФ414, ИФ415, ИФ416, ИФ417, ИФ418, ИФ419, ИФ420, ИФ421, ИФ422, ИФ423, ИФ424, ИФ425, ИФ426, ИФ427, ИФ428, ИФ429, ИФ430, ИФ431, ИФ432, ИФ433, ИФ434, ИФ435, ИФ436, ИФ437, ИФ438, ИФ439, ИФ440, ИФ441, ИФ442, ИФ443, ИФ444, ИФ445, ИФ446, ИФ447, ИФ448, ИФ449, ИФ450, ИФ451, ИФ452, ИФ453, ИФ454, ИФ455, ИФ456, ИФ457, ИФ458, ИФ459, ИФ460, ИФ461, ИФ462, ИФ463, ИФ464, ИФ465, ИФ466, ИФ467, ИФ468, ИФ469, ИФ470, ИФ471, ИФ472, ИФ473, ИФ474, ИФ475, ИФ476, ИФ477, ИФ478, ИФ479, ИФ480, ИФ481, ИФ482, ИФ483, ИФ484, ИФ485, ИФ486, ИФ487, ИФ488, ИФ489, ИФ490, ИФ491, ИФ492, ИФ493, ИФ494, ИФ495, ИФ496, ИФ497, ИФ498, ИФ499, ИФ500, ИФ501, ИФ502, ИФ503, ИФ504, ИФ505, ИФ506, ИФ507, ИФ508, ИФ509, ИФ510, ИФ511, ИФ512, ИФ513, ИФ514, ИФ515, ИФ516, ИФ517, ИФ518, ИФ519, ИФ520, ИФ521, ИФ522, ИФ523, ИФ524, ИФ525, ИФ526, ИФ527, ИФ528, ИФ529, ИФ530, ИФ531, ИФ532, ИФ533, ИФ534, ИФ535, ИФ536, ИФ537, ИФ538, ИФ539, ИФ540, ИФ541, ИФ542, ИФ543, ИФ544, ИФ545, ИФ546, ИФ547, ИФ548, ИФ549, ИФ550, ИФ551, ИФ552, ИФ553, ИФ554, ИФ555, ИФ556, ИФ557, ИФ558, ИФ559, ИФ560, ИФ561, ИФ562, ИФ563, ИФ564, ИФ565, ИФ566, ИФ567, ИФ568, ИФ569, ИФ570, ИФ571, ИФ572, ИФ573, ИФ574, ИФ575, ИФ576, ИФ577, ИФ578, ИФ579, ИФ580, ИФ581, ИФ582, ИФ583, ИФ584, ИФ585, ИФ586, ИФ587, ИФ588, ИФ589, ИФ590, ИФ591, ИФ592, ИФ593, ИФ594, ИФ595, ИФ596, ИФ597, ИФ598, ИФ599, ИФ600, ИФ601, ИФ602, ИФ603, ИФ604, ИФ605, ИФ606, ИФ607, ИФ608, ИФ609, ИФ610, ИФ611, ИФ612, ИФ613, ИФ614, ИФ615, ИФ616, ИФ617, ИФ618, ИФ619, ИФ620, ИФ621, ИФ622, ИФ623, ИФ624, ИФ625, ИФ626, ИФ627, ИФ628, ИФ629, ИФ630, ИФ631, ИФ632, ИФ633, ИФ634, ИФ635, ИФ636, ИФ637, ИФ638, ИФ639, ИФ640, ИФ641, ИФ642, ИФ643, ИФ644, ИФ645, ИФ646, ИФ647, ИФ648, ИФ649, ИФ650, ИФ651, ИФ652, ИФ653, ИФ654, ИФ655, ИФ656, ИФ657, ИФ658, ИФ659, ИФ660, ИФ661, ИФ662, ИФ663, ИФ664, ИФ665, ИФ666, ИФ667, ИФ668, ИФ669, ИФ670, ИФ671, ИФ672, ИФ673, ИФ674, ИФ675, ИФ676, ИФ677, ИФ678, ИФ679, ИФ680, ИФ681, ИФ682, ИФ683, ИФ684, ИФ685, ИФ686, ИФ687, ИФ688, ИФ689, ИФ690, ИФ691, ИФ692, ИФ693, ИФ694, ИФ695, ИФ696, ИФ697, ИФ698, ИФ699, ИФ700, ИФ701, ИФ702, ИФ703, ИФ704, ИФ705, ИФ706, ИФ707, ИФ708, ИФ709, ИФ710, ИФ711, ИФ712, ИФ713, ИФ714, ИФ715, ИФ716, ИФ717, ИФ718, ИФ719, ИФ720, ИФ721, ИФ722, ИФ723, ИФ724, ИФ725, ИФ726, ИФ727, ИФ728, ИФ729, ИФ730, ИФ731, ИФ732, ИФ733, ИФ734, ИФ735, ИФ736, ИФ737, ИФ738, ИФ739, ИФ740, ИФ741, ИФ742, ИФ743, ИФ744, ИФ745, ИФ746, ИФ747, ИФ748, ИФ749, ИФ750, ИФ751, ИФ752, ИФ753, ИФ754, ИФ755, ИФ756, ИФ757, ИФ758, ИФ759, ИФ760, ИФ761, ИФ762, ИФ763, ИФ764, ИФ765, ИФ766, ИФ767, ИФ768, ИФ769, ИФ770, ИФ771, ИФ772, ИФ773, ИФ774, ИФ775, ИФ776, ИФ777, ИФ778, ИФ779, ИФ779, ИФ780, ИФ781, ИФ782, ИФ783, ИФ784, ИФ785, ИФ786, ИФ787, ИФ788, ИФ789, ИФ789, ИФ790, ИФ791, ИФ792, ИФ793, ИФ794, ИФ795, ИФ796, ИФ797, ИФ798, ИФ799, ИФ799, ИФ800, ИФ801, ИФ802, ИФ803, ИФ804, ИФ805, ИФ806, ИФ807, ИФ808, ИФ809, ИФ809, ИФ810, ИФ811, ИФ812, ИФ813, ИФ814, ИФ815, ИФ816, ИФ817, ИФ818, ИФ819, ИФ819, ИФ820, ИФ821, ИФ822, ИФ823, ИФ824, ИФ825, ИФ826, ИФ827, ИФ828, ИФ829, ИФ829, ИФ830, ИФ831, ИФ832, ИФ833, ИФ834, ИФ835, ИФ836, ИФ837, ИФ838, ИФ839, ИФ839, ИФ840, ИФ841, ИФ842, ИФ843, ИФ844, ИФ845, ИФ846, ИФ847, ИФ848, ИФ849, ИФ849, ИФ850, ИФ851, ИФ852, ИФ853, ИФ854, ИФ855, ИФ856, ИФ857, ИФ858, ИФ859, ИФ859, ИФ860, ИФ861, ИФ862, ИФ863, ИФ864, ИФ865, ИФ866, ИФ867, ИФ868, ИФ869, ИФ869, ИФ870, ИФ871, ИФ872, ИФ873, ИФ874, ИФ875, ИФ876, ИФ877, ИФ878, ИФ879, ИФ879, ИФ880, ИФ881, ИФ882, ИФ883, ИФ884, ИФ885, ИФ886, ИФ887, ИФ888, ИФ889, ИФ889, ИФ890, ИФ891, ИФ892, ИФ893, ИФ894, ИФ895, ИФ896, ИФ897, ИФ898, ИФ899, ИФ899, ИФ900, ИФ901, ИФ902, ИФ903, ИФ904, ИФ905, ИФ906, ИФ907, ИФ908, ИФ909, ИФ909, ИФ910, ИФ911, ИФ912, ИФ913, ИФ914, ИФ915, ИФ916, ИФ917, ИФ918, ИФ919, ИФ919, ИФ920, ИФ921, ИФ922, ИФ923, ИФ924, ИФ925, ИФ926, ИФ927, ИФ928, ИФ929, ИФ929, ИФ930, ИФ931, ИФ932, ИФ933, ИФ934, ИФ935, ИФ936, ИФ937, ИФ938, ИФ939, ИФ939, ИФ940, ИФ941, ИФ942, ИФ943, ИФ944, ИФ945, ИФ946, ИФ947, ИФ948, ИФ949, ИФ949, ИФ950, ИФ951, ИФ952, ИФ953, ИФ954, ИФ955, ИФ956, ИФ957, ИФ958, ИФ959, ИФ959, ИФ960, ИФ961, ИФ962, ИФ963, ИФ964, ИФ965, ИФ966, ИФ967, ИФ968, ИФ969, ИФ969, ИФ970, ИФ971, ИФ972, ИФ973, ИФ974, ИФ975, ИФ976, ИФ977, ИФ978, ИФ979, ИФ979, ИФ980, ИФ981, ИФ982, ИФ983, ИФ984, ИФ985, ИФ986, ИФ987, ИФ988, ИФ989, ИФ989, ИФ990, ИФ991, ИФ992, ИФ993, ИФ994, ИФ995, ИФ996, ИФ997, ИФ998, ИФ999, ИФ999, ИФ1000, ИФ1001, ИФ1002, ИФ1003, ИФ1004, ИФ1005, ИФ1006, ИФ1007, ИФ1008, ИФ1009, ИФ1009, ИФ1010, ИФ1011, ИФ1012, ИФ1013, ИФ1014, ИФ1015, ИФ1016, ИФ1017, ИФ1018, ИФ1019, ИФ1019, ИФ1020, ИФ1021, ИФ1022, ИФ1023, ИФ1024, ИФ1025, ИФ1026, ИФ1027, ИФ1028, ИФ1029, ИФ1029, ИФ1030, ИФ1031, ИФ1032, ИФ1033, ИФ1034, ИФ1035, ИФ1036, ИФ1037, ИФ1038, ИФ1039, ИФ1039, ИФ1040, ИФ1041, ИФ1042, ИФ1043, ИФ1044, ИФ1045, ИФ1046, ИФ1047, ИФ1048, ИФ1049, ИФ1049, ИФ1050, ИФ1051, ИФ1052, ИФ1053, ИФ1054, ИФ1055, ИФ1056, ИФ1057, ИФ1058, ИФ1059, ИФ1059, ИФ1060, ИФ1061, ИФ1062, ИФ1063, ИФ1064, ИФ1065, ИФ1066, ИФ1067, ИФ1068, ИФ1069, ИФ1069, ИФ1070, ИФ1071, ИФ1072, ИФ1073, ИФ1074, ИФ1075, ИФ1076, ИФ1077, ИФ1078, ИФ1079, ИФ1079, ИФ1080, ИФ1081, ИФ1082, ИФ1083, ИФ1084, ИФ1085, ИФ1086, ИФ1087, ИФ1088, ИФ1088, ИФ1089, ИФ1090, ИФ1091, ИФ1092, ИФ1093, ИФ1094, ИФ1095, ИФ1096, ИФ1097, ИФ1098, ИФ1099, ИФ1099, ИФ1100, ИФ1101, ИФ1102, ИФ1103, ИФ1104, ИФ1105, ИФ1106, ИФ1107, ИФ1108, ИФ1109, ИФ1109, ИФ1110, ИФ1111, ИФ1112, ИФ1113, ИФ1114, ИФ1115, ИФ1116, ИФ1117, ИФ1118, ИФ1119, ИФ1119, ИФ1120, ИФ1121, ИФ1122, ИФ1123, ИФ1124, ИФ1125, ИФ1126, ИФ1127, ИФ1128, ИФ1129, ИФ1129, ИФ1130, ИФ1131, ИФ1132, ИФ1133, ИФ1134, ИФ1135, ИФ1136, ИФ1137, ИФ1138, ИФ1139, ИФ1139, ИФ1140, ИФ1141, ИФ1142, ИФ1143, ИФ1144, ИФ1145, ИФ1146, ИФ1147, ИФ1148, ИФ1149, ИФ1149, ИФ1150, ИФ1151, ИФ1152, ИФ1153, ИФ1154, ИФ1155, ИФ1156, ИФ1157, ИФ1158, ИФ1159, ИФ1159, ИФ1160, ИФ1161, ИФ1162, ИФ1163, ИФ1164, ИФ1165, ИФ1166, ИФ1167, ИФ1168, ИФ1169, ИФ1169, ИФ1170, ИФ1171, ИФ1172, ИФ1173, ИФ1174, ИФ1175, ИФ1176, ИФ1177, ИФ1178, ИФ1179, ИФ1179, ИФ1180, ИФ1181, ИФ1182, ИФ1183, ИФ1184, ИФ1185, ИФ1186, ИФ1187, ИФ1188, ИФ1188, ИФ1189, ИФ1190, ИФ1191, ИФ1192, ИФ1193, ИФ1194, ИФ1195, ИФ1196, ИФ1197, ИФ1198, ИФ1198, ИФ1199, ИФ1199, ИФ1200, ИФ1201, ИФ1202, ИФ1203, ИФ1204, ИФ1205, ИФ1206, ИФ1207, ИФ1208, ИФ1209, ИФ1209, ИФ1210, ИФ1211, ИФ1212, ИФ1213, ИФ1214, ИФ1215, ИФ1216, ИФ1217, ИФ1218, ИФ1219, ИФ1219, ИФ1220, ИФ1221, ИФ1222, ИФ1223, ИФ1224, ИФ1225, ИФ1226, ИФ1227, ИФ1228, ИФ1229, ИФ1229, ИФ1230, ИФ1231, ИФ1232, ИФ1233, ИФ1234, ИФ1235, ИФ1236, ИФ1237, ИФ1238, ИФ1239, ИФ1239, ИФ1240, ИФ1241, ИФ1242, ИФ1243, ИФ1244, ИФ1245, ИФ1246, ИФ1247, ИФ1248, ИФ1249, ИФ1249, ИФ1250, ИФ1251, ИФ1252, ИФ1253, ИФ1254, ИФ1255, ИФ1256, ИФ1257, ИФ1258, ИФ1259, ИФ1259, И												

Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и систему Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Луценко (рисунок 10). Наиболее достоверными оказались модели INF1 и INF2, однако рассматривать далее будем только модель INF1. Точко данной модели по F-мере Ван Ризбергена составляет 0.764, а по L1-мере профессора Луценко – 0.840. L1-мера, предложенная профессором Луценко является более достоверной, в сравнении с F-мерой Ван Ризбергена. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%.

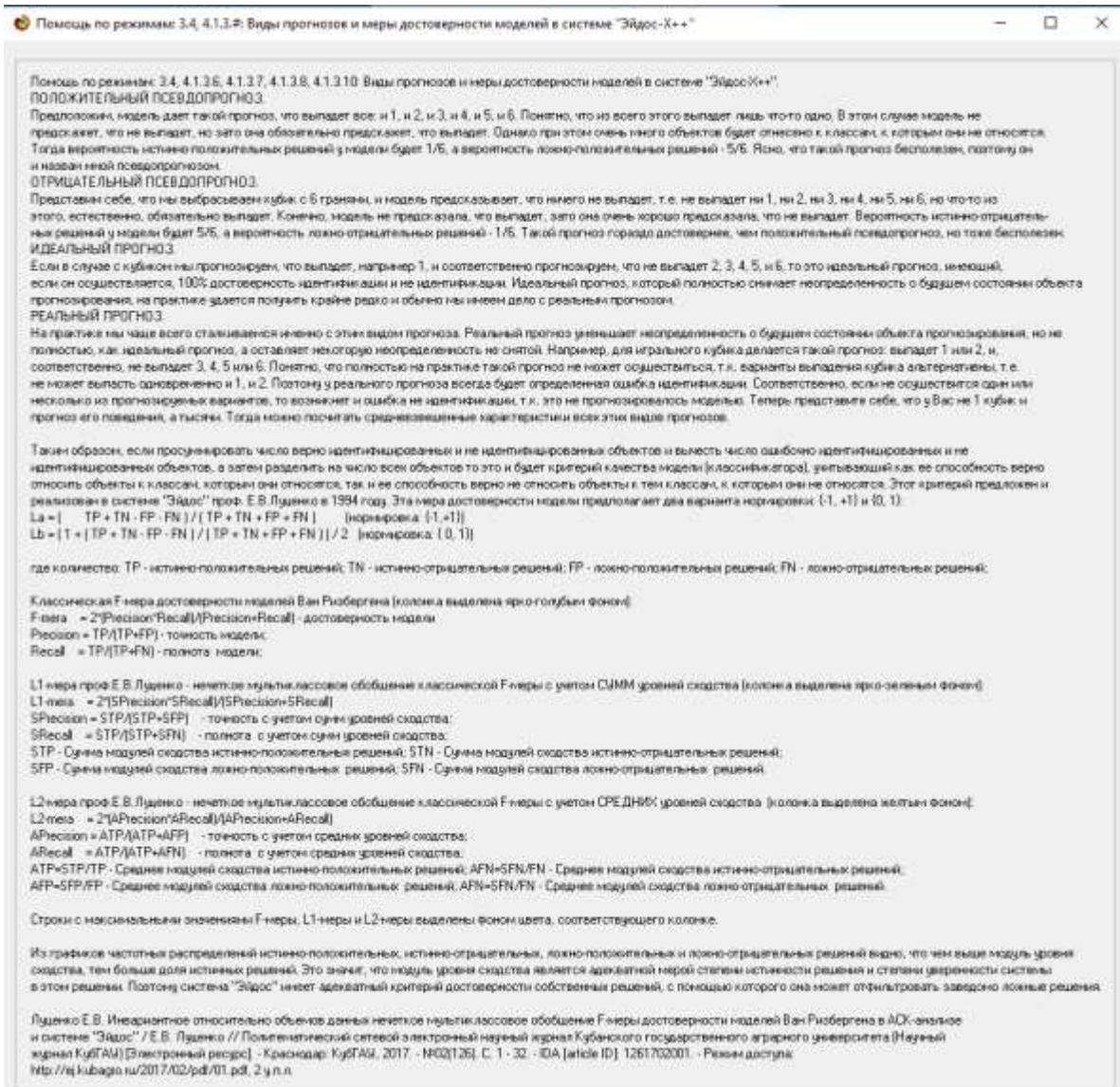


Рисунок 10 – Виды прогнозов и меры достоверностей в системе «Эйдос»

Также необходимо обратить внимание на то, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний из 23 интеллектуальных технологий. На рисунке 11 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF1.



Рисунок 11 – Частотные распределения верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели INF1

Левое распределение, большее по амплитуде включает истинно-отрицательные и ложноположительные решения, а правое, меньшее по амплитуде, включает ложные отрицательные и истинно-положительные решения. Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации видов матчей и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда превосходит количество ложных, причем при уровнях различия 20% и больше 60% ложные отрицательные решения практически отсутствуют.

Для положительных решений картина примерно схожа, за исключением того, что от 0% до примерно 3% количество ложных решений больше числа истинных, но далее идет на спад и ложные решения перестают встречаться после 30%.

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

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

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

В соответствии с технологией АСК-анализа необходимо задать текущую модель в режиме 5.6, в ее качестве выберем наиболее достоверную модель INF1, что показано на рисунке 12.

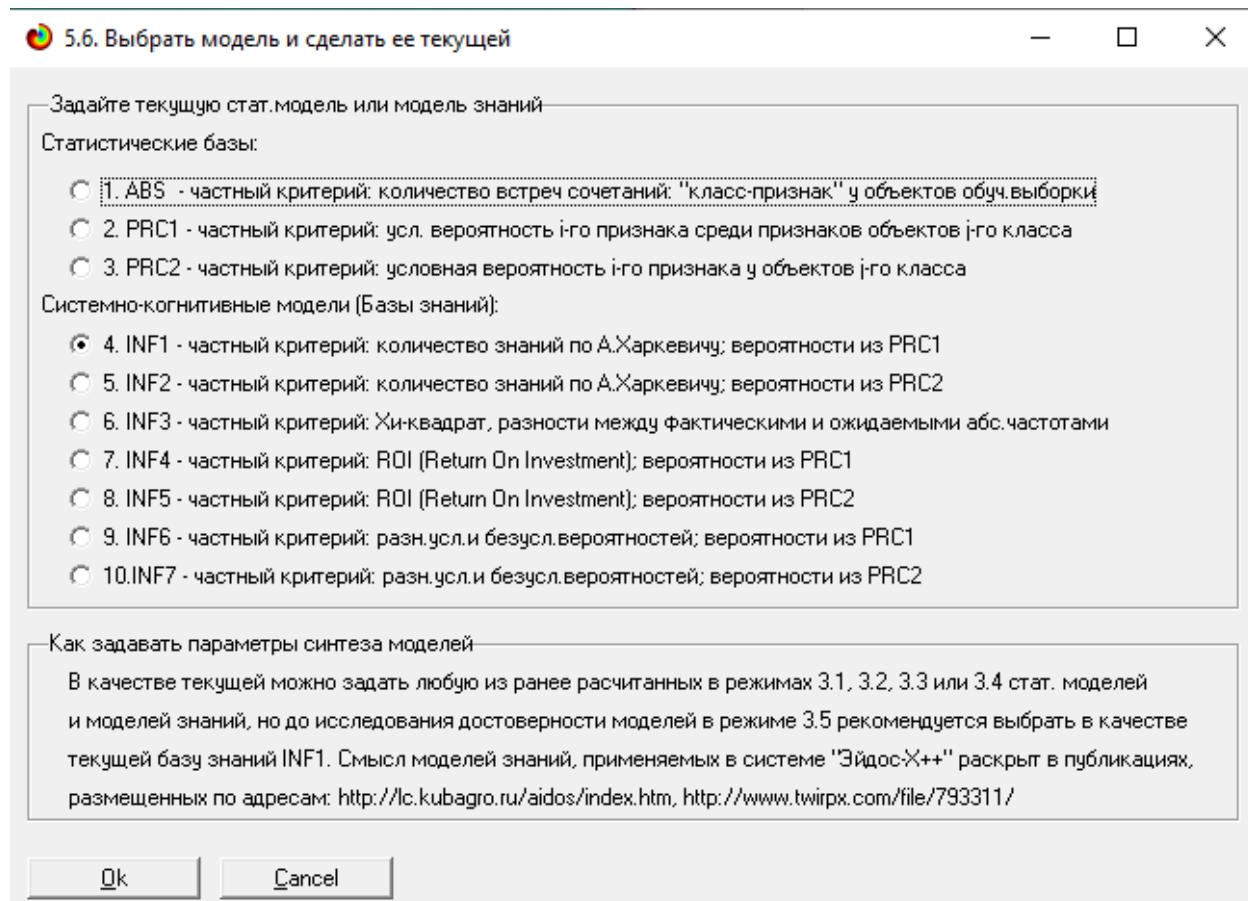


Рисунок 12 – Выбор текущей модели

После этого необходимо провести пакетное распознавание текущей модели в режиме 4.1.2 (рисунок 13)

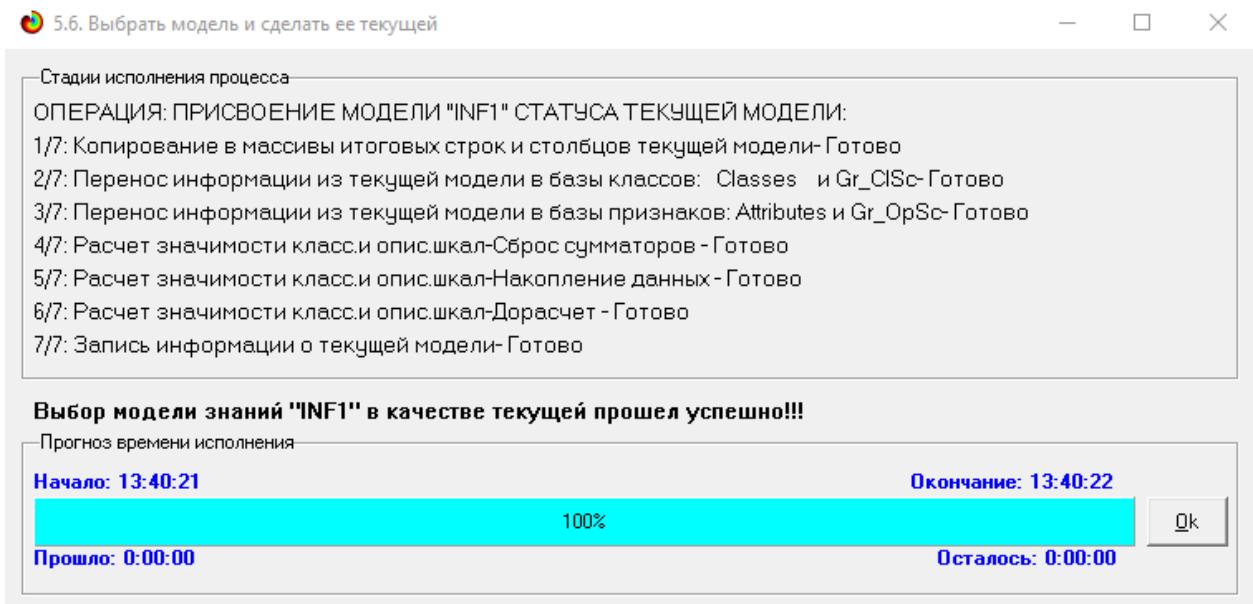


Рисунок 13 – Пакетное распознавание текущей модели

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

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

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

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения

факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему.

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

Сравнение осуществляется путем применения неметрических интегральных критериев, которых в настоящее время в системе «Эйдос» используется два. Эти интегральные критерии интересны тем, что корректны<sup>[8]</sup> в неортонормированных пространствах, которые всегда и встречаются на практике, и являются фильтрами подавления шума.

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

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

Рассмотрим подробнее режимы работы 4.1.3.1 и 4.1.3.2, результаты которых представлены на рисунке 17 и 18.

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF1"

Распознанные объекты	
Код	Наименование объекта
1	1
2	2
3	3
4	4
5	5
6	6
7	7
8	8
9	9
10	10
11	11
12	12

Интегральный критерий сходства: "Семантический разнос знаний"			
Код	Наименование класса	Сходство	Ф
2	LOOSING_HERO_ID_1-2/10(10.2, 19.4)	58.88...	v
3	LOOSING_HERO_ID_1-3/10(19.4, 28.6)	22.90...	
6	LOOSING_HERO_ID_1-6/10(47.0, 56.2)	9.940...	
4	LOOSING_HERO_ID_1-4/10(28.6, 37.8)	-0.391...	
1	LOOSING_HERO_ID_1-1/10(11.0, 10.2)	4.375...	
7	LOOSING_HERO_ID_1-7/10(56.2, 65.4)	-16.73...	
10	LOOSING_HERO_ID_1-10/10(83.8, 93.0)	-20.76...	
5	LOOSING_HERO_ID_1-5/10(37.8, 47.0)	41.33...	
9	LOOSING_HERO_ID_1-9/10(74.6, 83.8)	-45.32...	
8	LOOSING_HERO_ID_1-8/10(65.4, 74.6)	-48.19...	

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"			
Код	Наименование класса	Сходство	Ф
6	LOOSING_HERO_ID_1-6/10(47.0, 56.2)	10.34...	
3	LOOSING_HERO_ID_1-3/10(19.4, 28.6)	4.510...	
2	LOOSING_HERO_ID_1-2/10(10.2, 19.4)	4.147...	v
10	LOOSING_HERO_ID_1-10/10(83.8, 93.0)	2.283...	
4	LOOSING_HERO_ID_1-4/10(28.6, 37.8)	2.270...	
1	LOOSING_HERO_ID_1-1/10(11.0, 10.2)	-0.788...	
7	LOOSING_HERO_ID_1-7/10(56.2, 65.4)	-1.519...	
8	LOOSING_HERO_ID_1-8/10(65.4, 74.6)	-12.50...	
5	LOOSING_HERO_ID_1-5/10(37.8, 47.0)	-12.82...	
9	LOOSING_HERO_ID_1-9/10(74.6, 83.8)	-14.18...	

Помощь | В классах | Классы с MaxMin UpCx | 9 классов с MaxMin UpCx | Все классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | Выкл.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы

Рисунок 17 – Результат режима работы 4.1.3.1, идентификация объектов в модели INF1

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF1"

Классы	
Код	Наличие класса
1	LOOSING_HERO_ID_1-1/10(11.0, 10.2)
2	LOOSING_HERO_ID_1-2/10(10.2, 19.4)
3	LOOSING_HERO_ID_1-3/10(19.4, 28.6)
4	LOOSING_HERO_ID_1-4/10(28.6, 37.8)
5	LOOSING_HERO_ID_1-5/10(37.8, 47.0)
6	LOOSING_HERO_ID_1-6/10(47.0, 56.2)
7	LOOSING_HERO_ID_1-7/10(56.2, 65.4)
8	LOOSING_HERO_ID_1-8/10(65.4, 74.6)
9	LOOSING_HERO_ID_1-9/10(74.6, 83.8)
10	LOOSING_HERO_ID_1-10/10(83.8, 93.0)

Интегральный критерий сходства: "Семантический разнос знаний"			
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф
17...	17512	77.91...	v
32...	32021	77.91...	v
45...	45409	77.91...	v
49...	49134	77.91...	v
56...	56842	77.91...	v
57...	57274	77.91...	v
64...	64132	77.91...	v
73...	7341	77.85...	v
31...	31241	77.85...	v
39...	39122	77.85...	v

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"			
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф
17...	17512	14.01...	v
32...	32021	14.01...	v
45...	45409	14.01...	v
49...	49134	14.01...	v
56...	56842	14.01...	v
57...	57274	14.01...	v
64...	64132	14.01...	v
73...	7341	14.00...	v
31...	31241	14.00...	v
39...	39122	14.00...	v

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

Рисунок 18 – Результат режима работы 4.1.3.2, идентификация классов в модели INF1

Из рисунков выше видно, что результаты идентификации являются отличными.

Следует заметить, что синтез и верификация всех моделей занял 10 секунд. После данного этапа можно приступить к выбору наиболее достоверной модели.

### 3.6.1. Интегральный критерий «Сумма знаний»

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

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

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

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);

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

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

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

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

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

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

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

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

где:

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

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

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

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

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

стандартизованными значениями:  $I_{\bar{j}} \rightarrow \frac{I_{\bar{j}} - \bar{I}_j}{\sigma_j}$ ,  $L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}$ . Поэтому по своей сути он также является скалярным произведением двух стандартизованных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности

линейной интерполяции:  $I_{\bar{j}} \rightarrow \frac{I_{\bar{j}} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}$ ,  $L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$ . Это позволяет предложить другие виды интегральных критериев. Но они в настоящее время не реализованы в системе «Эйдос».

### 3.6.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

Во-первых, интегральный критерий имеет неметрическую природу, т.е. он являются мерой сходства векторов класса и объекта, но не расстоянием между ними, а косинусом угла между ними, т.е. это межвекторное или информационное расстояние. Поэтому его применение является корректным в неортонормированных пространствах, которые, как правило, и встречаются

на практике и в которых применение Евклидова расстояния (теоремы Пифагора) является некорректным.

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

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

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

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов  $I_j$  разложения функции объекта  $L_i$  в ряд по функциям классов  $I_{ij}$ , т.е. определяется вес каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в монографии: Луценко Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ: научная монография / Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2021. – 288 с., ISBN 978-5-907474-67-3,

### **3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений**

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

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

- при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием;
- при принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние.

Таким образом, задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования. Но это так только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос») [9].

#### **3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в АСК-анализе**

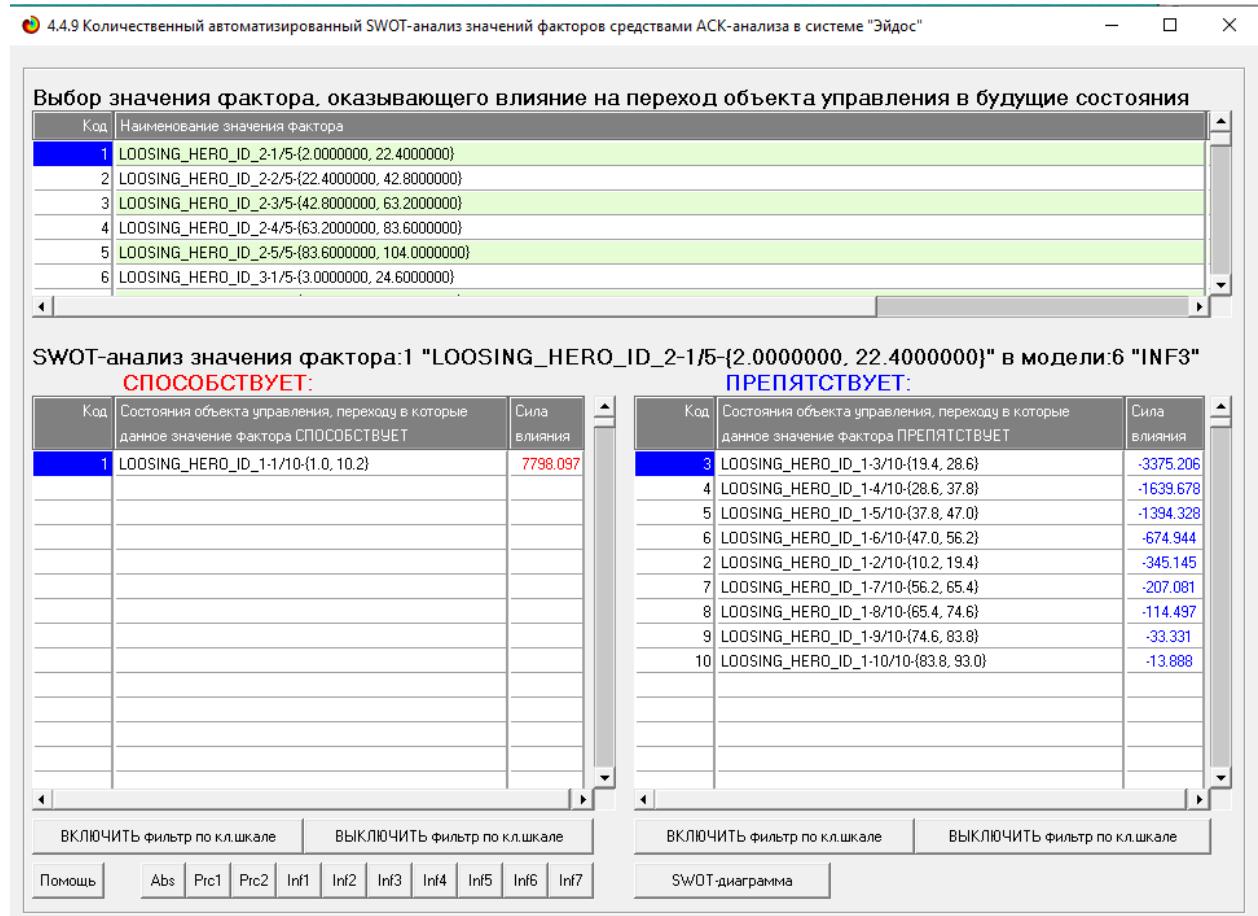
Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области.

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

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

Инвертированные SWOT-диаграммы 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».



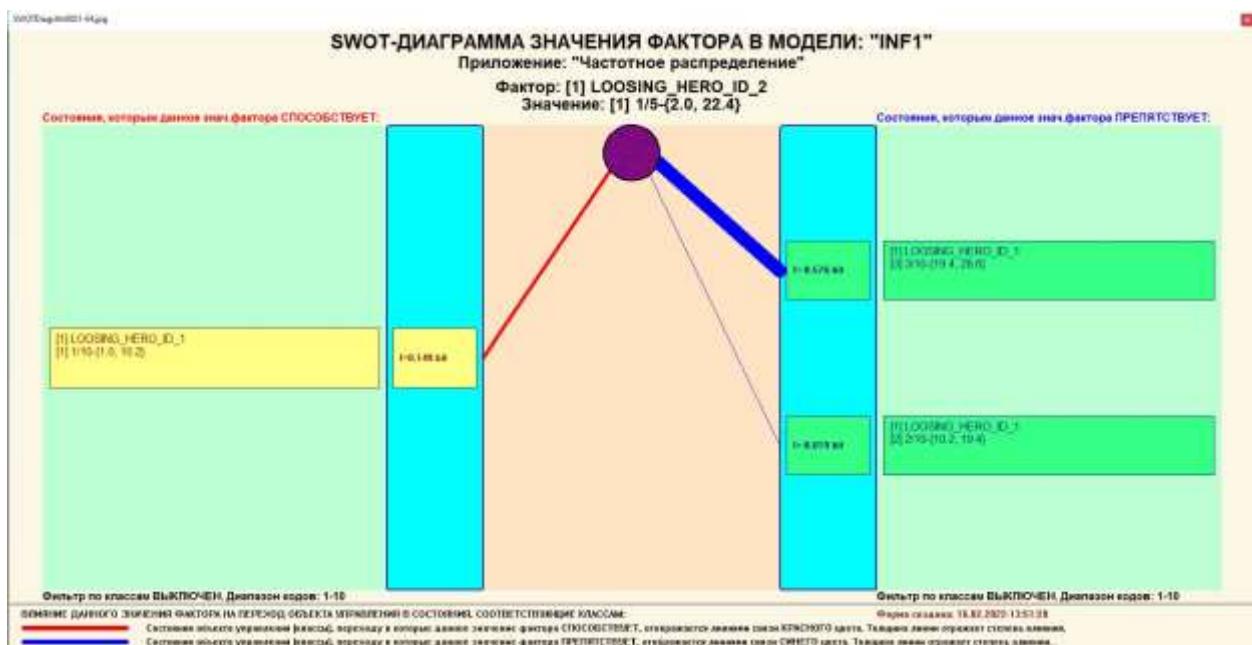


Рисунок 21 – Количественный SWOT-анализ значений в модели INF1

### 3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

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

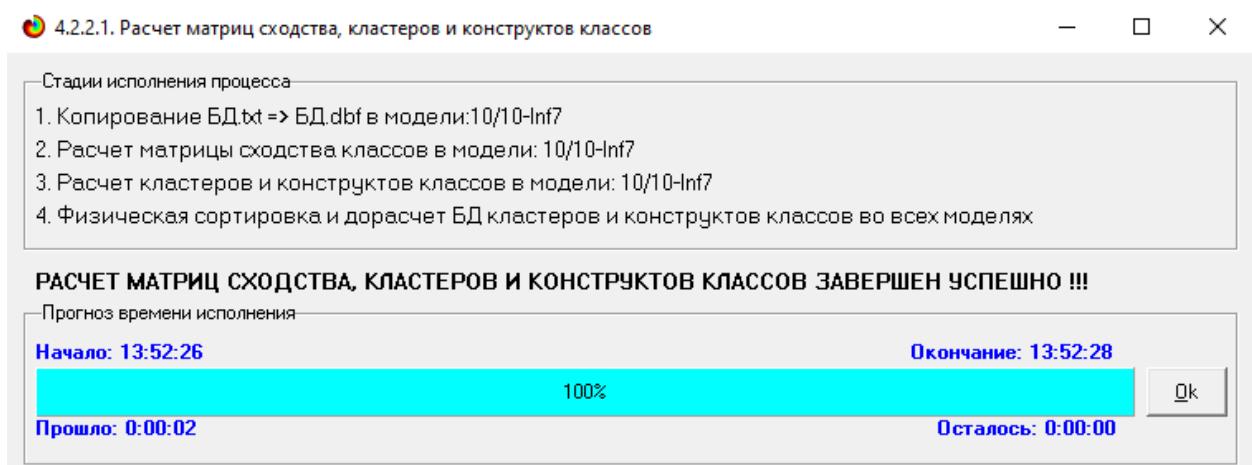


Рисунок 22 – Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов классов

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

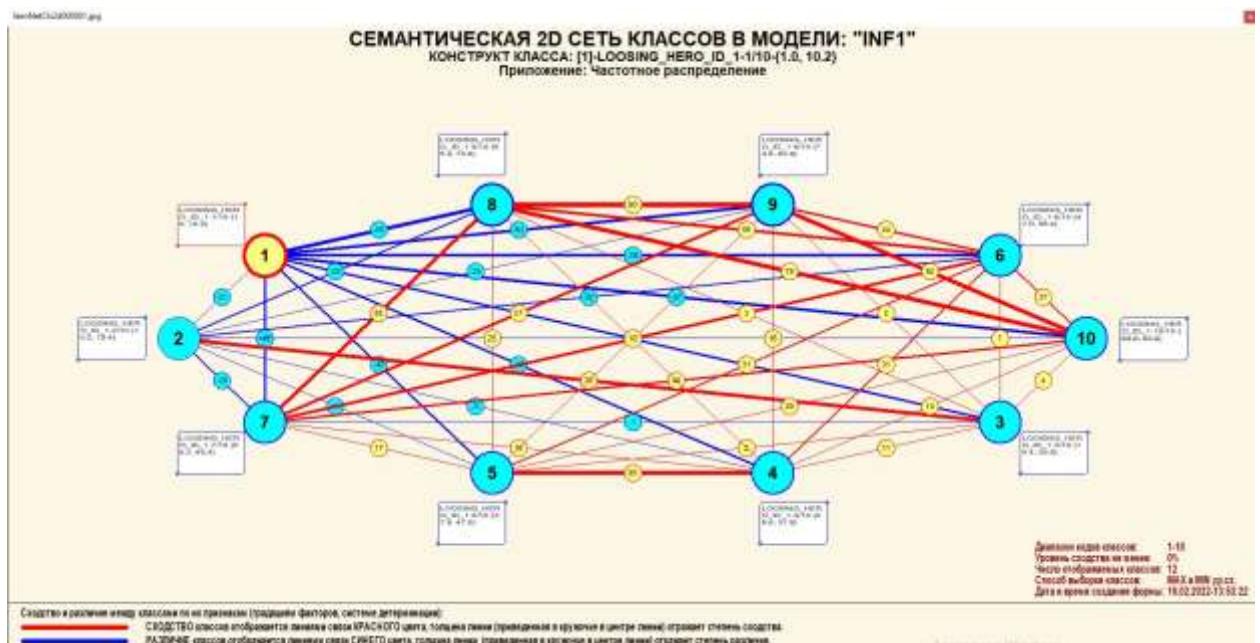


Рисунок 23 – Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов

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

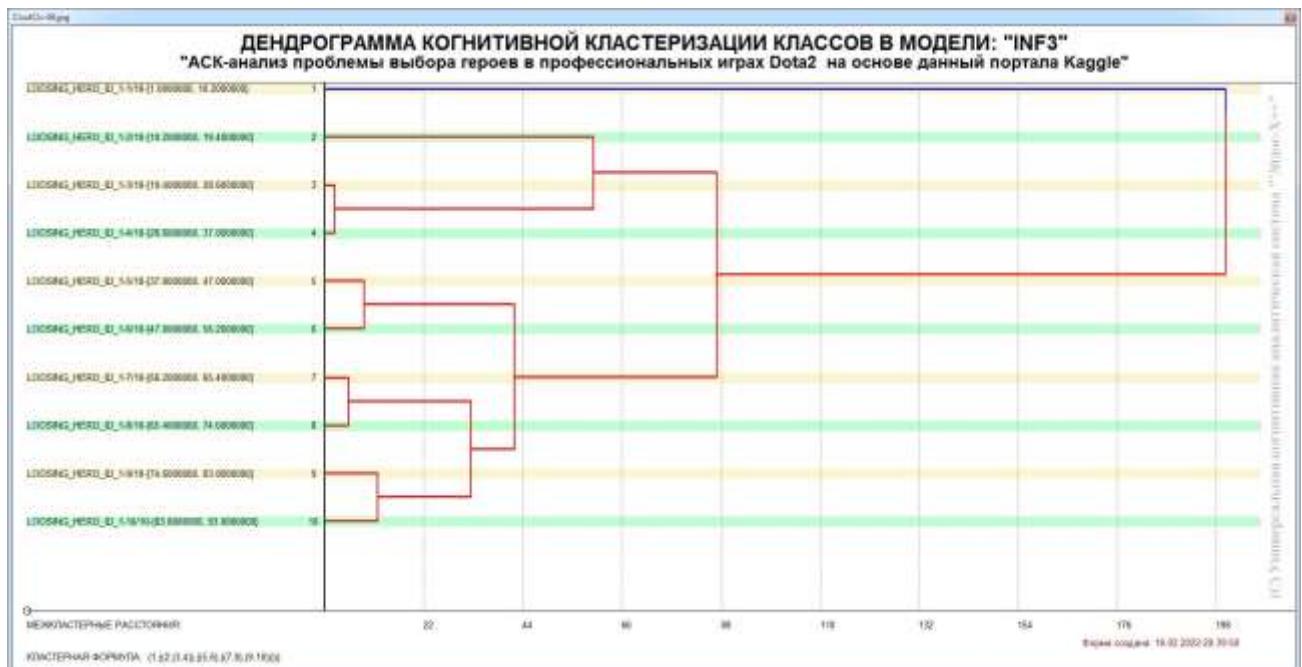


Рисунок 24 – Дендрограмма когнитивной кластеризации классов

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3);

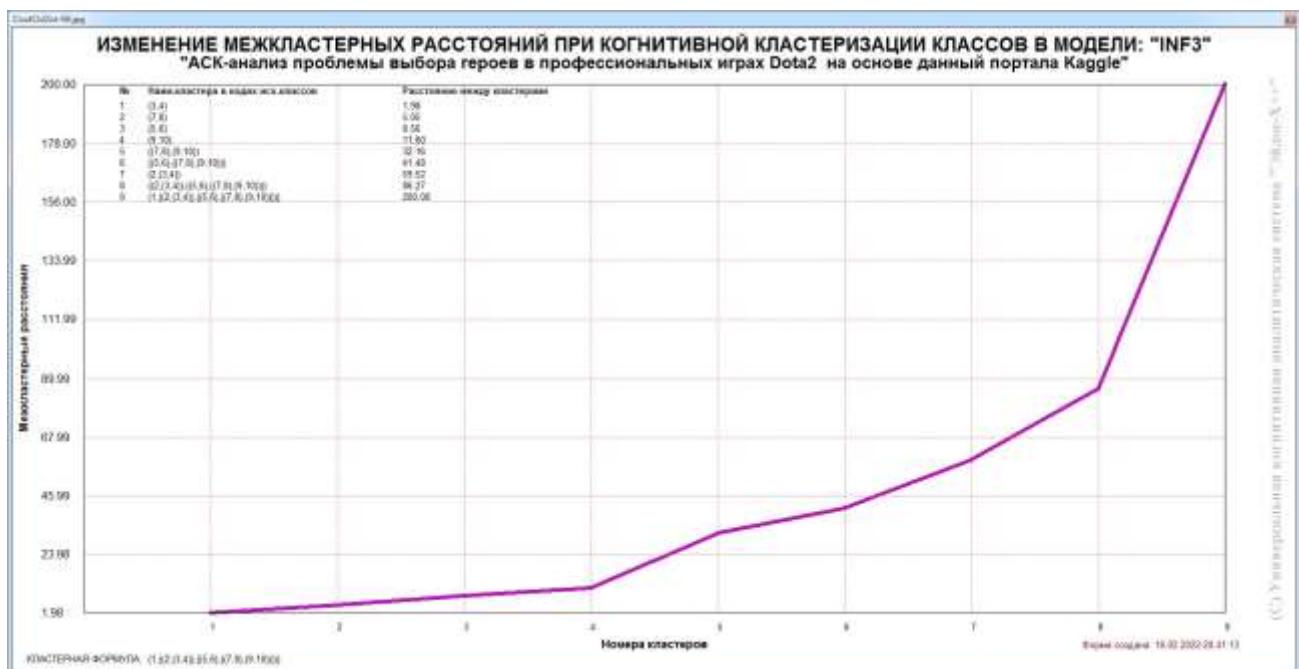


Рисунок 25 – График изменения межклusterных расстояний

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

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

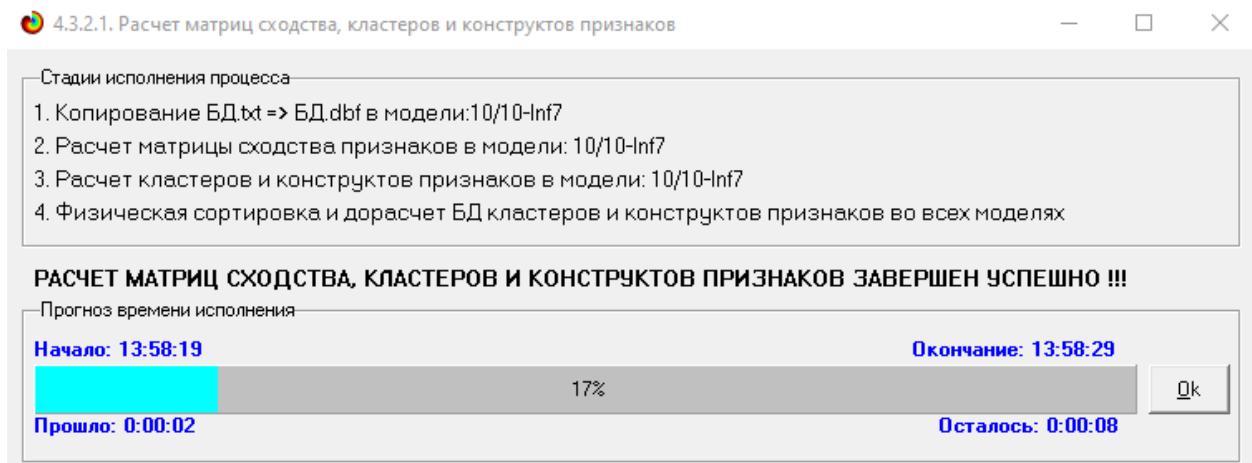


Рисунок 27 – Расчет матриц сходства, кластеров и конструкторов признаков

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

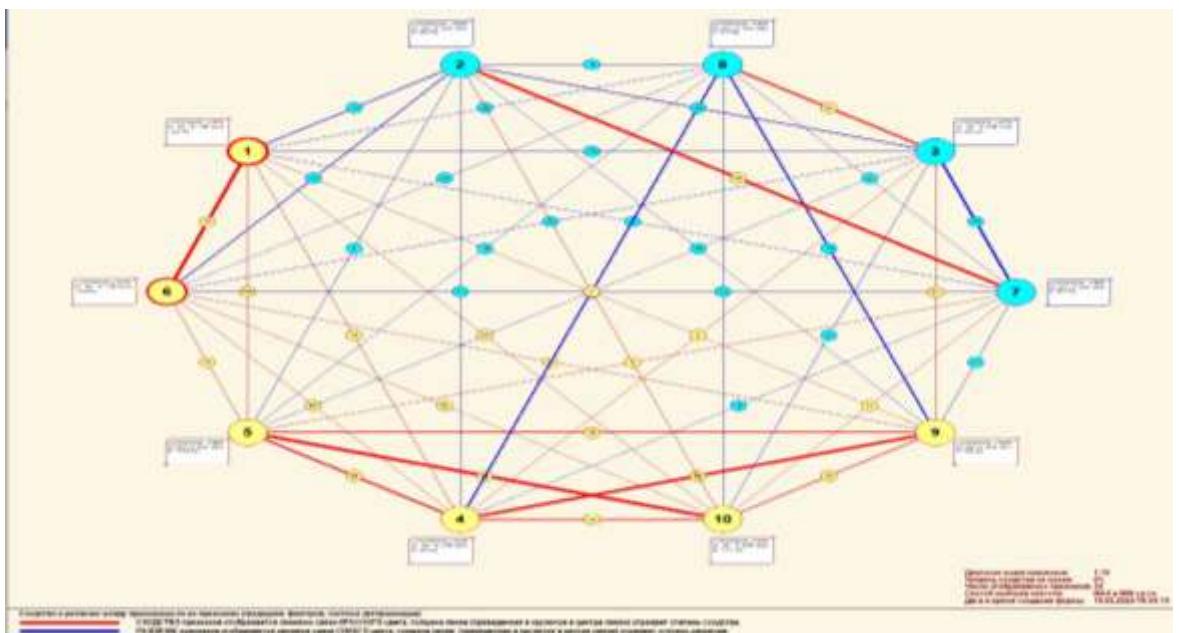


Рисунок 28 – Результат кластерно-конструктивного анализа признаков

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

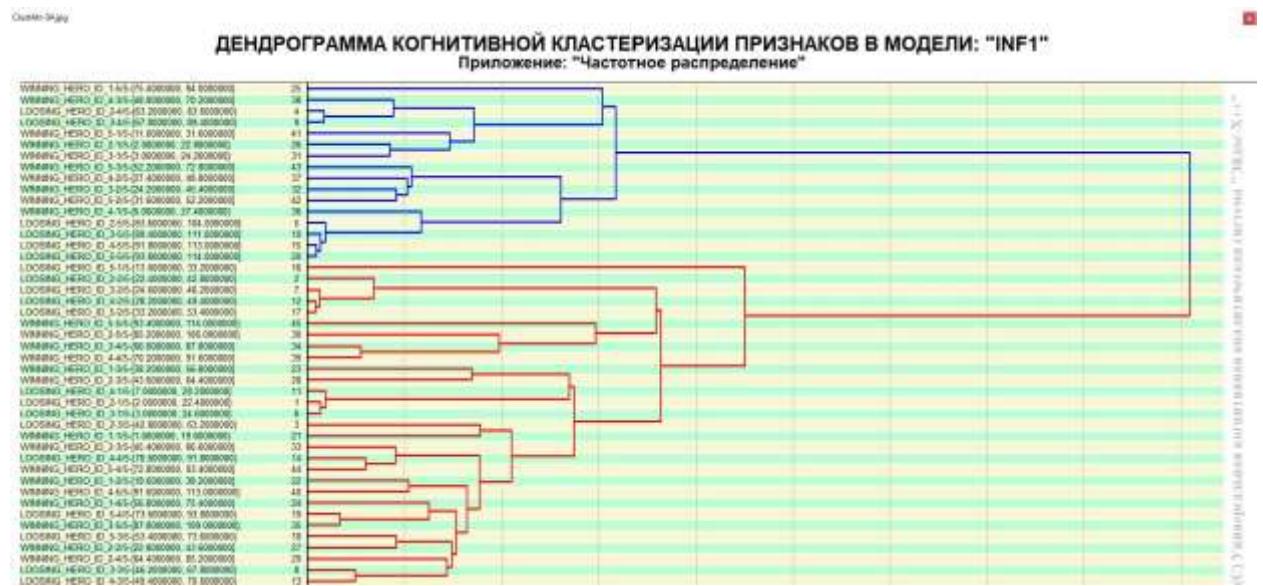


Рисунок 29 – дендрограмма когнитивной кластеризации признаков INF1

– график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3);



Рисунок 30 – график изменения межкластерных расстояний

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

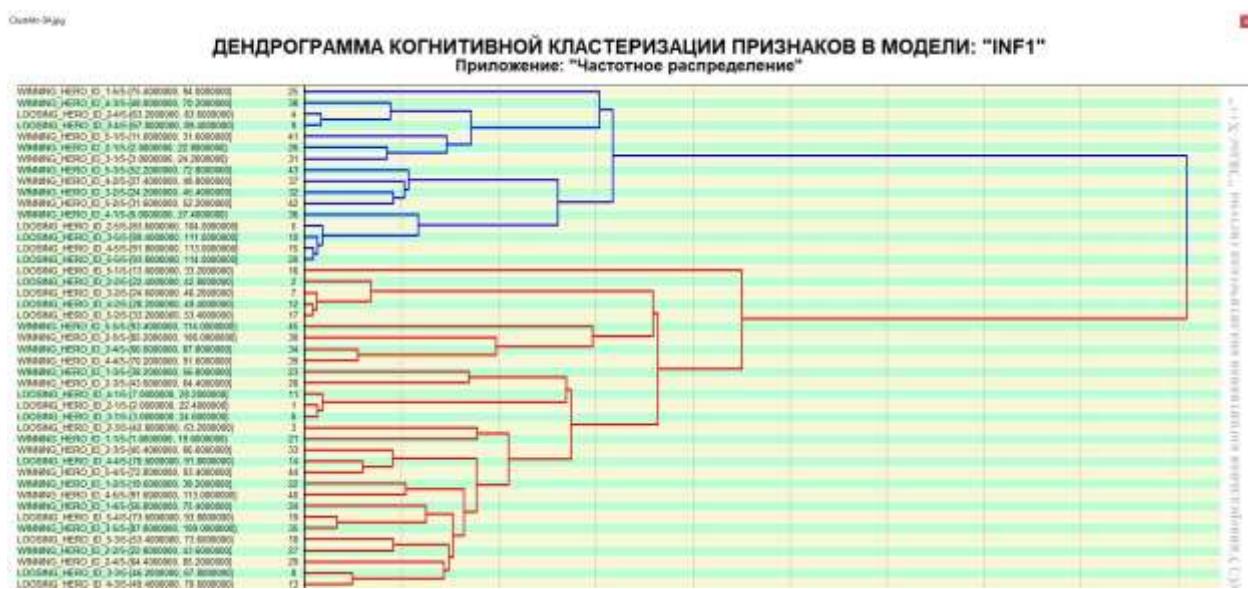


Рисунок 31 – 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков

### 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 реализации.

От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [12]:

- 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а рассчитываются методом прямого счета на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети);
- 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации;
- 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения отображается в форме цвета и толщины дендрита.

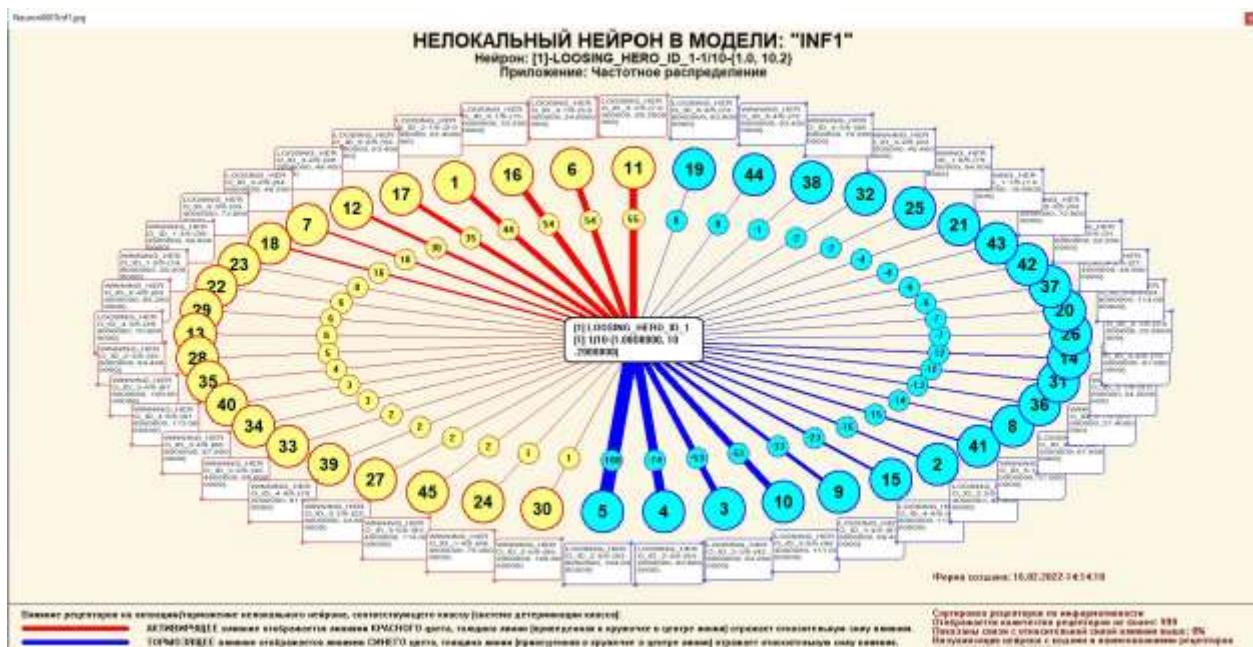


Рисунок 32 – Нелокальный нейрон в модели «INF1»

### 3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

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

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

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

Нейроны на изображении слоя нейронной сети расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные действующими на них значениями факторов, а справа – менее жестко обусловленные.

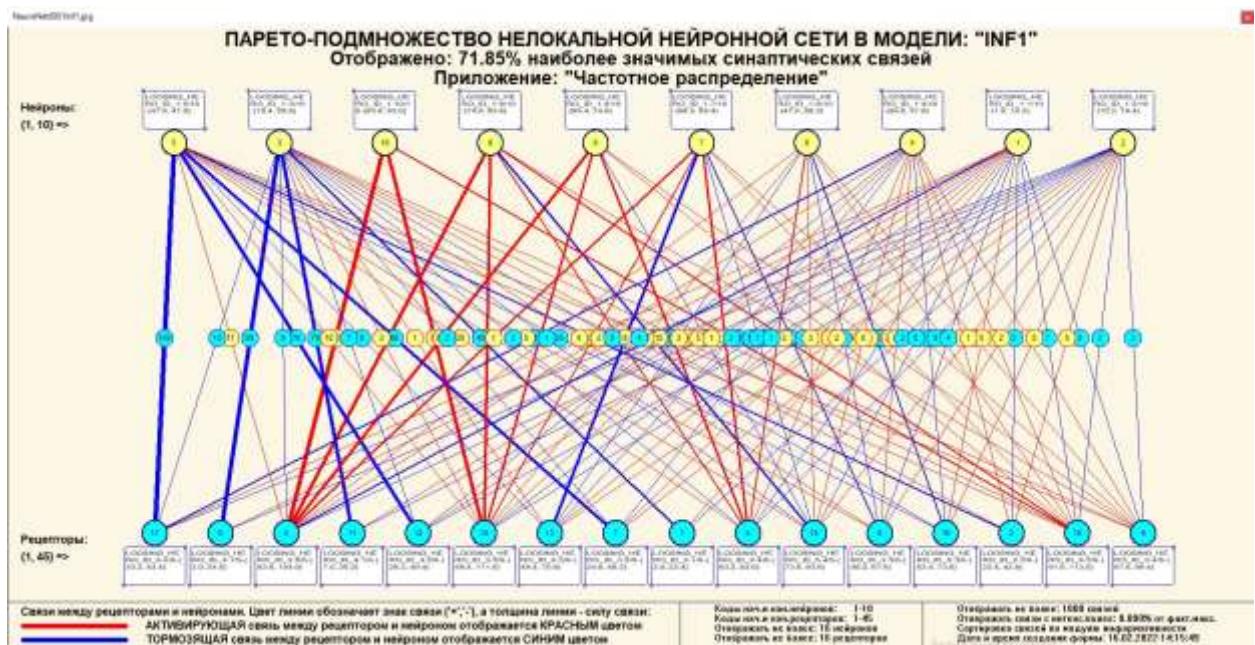


Рисунок 33 – Паретто – подмножество нелокальной нейронной сети

### 3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

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



Рисунок 34 – 3d-когнитивная диаграмма классов и признаков

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

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

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

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

2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов являются примерами опосредованных нечетких правдоподобных логических заключений, о которых может быть первым писал Дьердь Пойа [13]. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году в работе [1] на странице 521<sup>[9]</sup>. Позже об этом писалось в работе [7]<sup>[10]</sup> и ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно.

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

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

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

Напомним, что смысл, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [14].

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

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



Рисунок 36 – Когнитивная диаграмма классов в модели

### 3.8.9. Значимость описательных шкал и их градаций

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

значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [6].

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

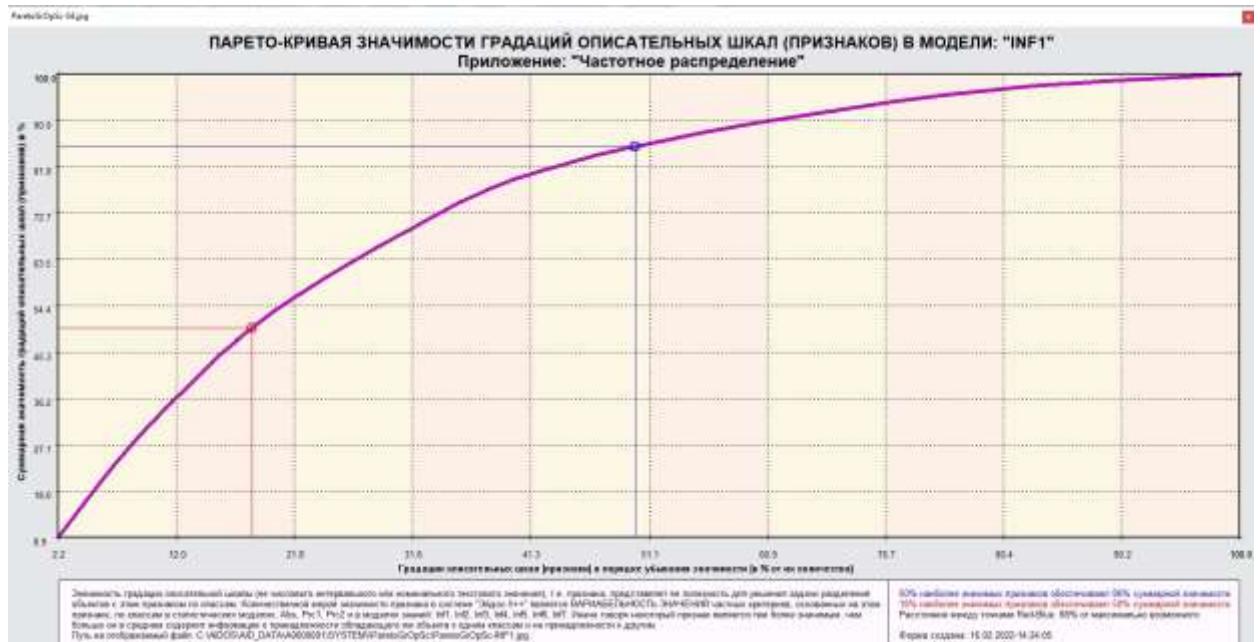


Рисунок 37 – Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

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

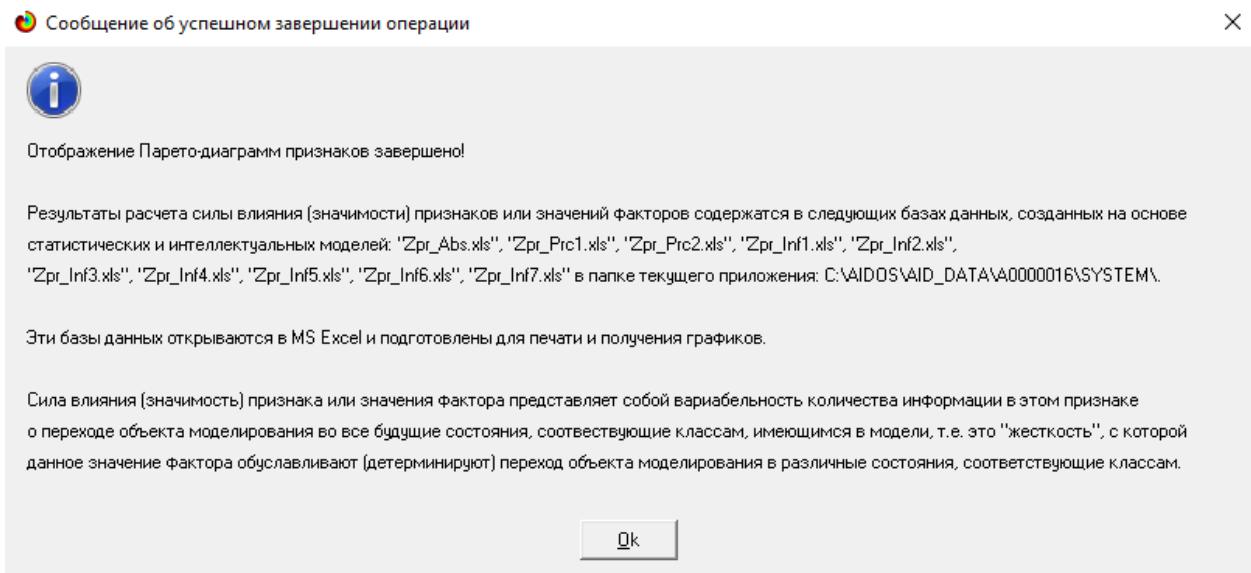


Рисунок 38 – Среднее от степени значимости

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

### **3.8.10. Степень детерминированности классов и классификационных шкал**

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

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

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

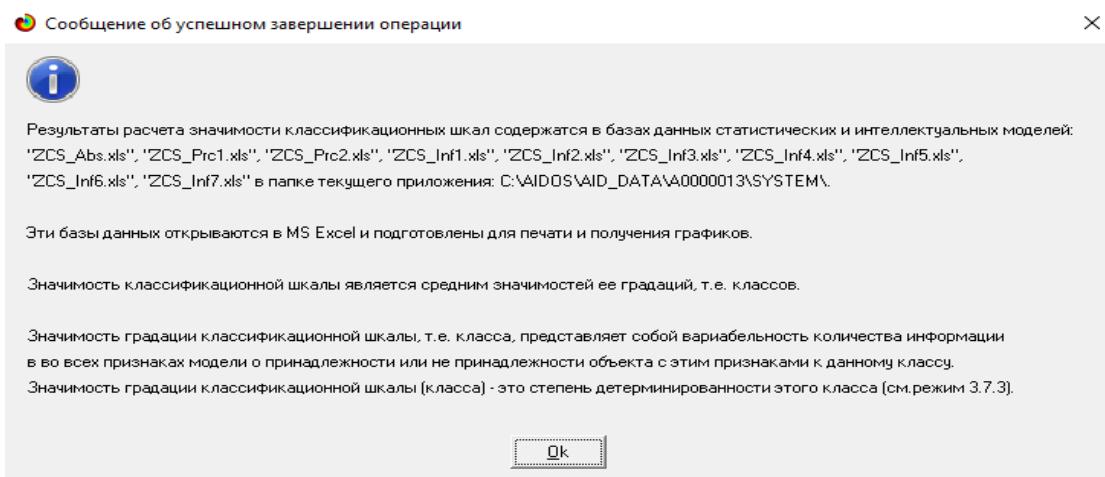


Рисунок 39 – Среднее от степени детерминированности

### **3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал.**

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

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»).

## **ОБСУЖДЕНИЕ**

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

эксперта человека при решении задач в узкой предметной области: составление базы знаний и накопления их. В данной курсовой работе был показано построение модели зависимости показателей температуры окружающей среды и потреблении пива жителями Сан-Паулу системой искусственного интеллекта "Aidos X++". При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF4, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,840, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 49,4%. АСК-анализ текстов позволяет: - формировать обобщенные лингвистические образы классов (семантические ядра) на основе фрагментов или примеров относящихся к ним текстов на любом языке; 35 - количественно сравнивать лингвистический образ конкретного человека, или описание объекта, процесса с обобщенными лингвистическими образами групп (классов); - сравнивать обобщенные лингвистические образы классов друг с другом и создавать их кластеры и конструкты; - исследовать моделируемую предметную область путем исследования ее лингвистической системно-когнитивной модели; - проводить интеллектуальную атрибуцию текстов, т.е. определять вероятное авторство анонимных и псевдонимных текстов, датировку, жанр и смысловую направленность содержания текстов; - все это можно делать для любого естественного или искусственного языка или системы кодирования

## ВЫВОД

Целью работы было провести автоматизированный системно-когнитивный анализ профессиональных матчей в игре Dota2 на основе данный портала Kaggle.

Для этого были изучены методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами. Построение моделей было осуществлено с помощью системы

искусственного интеллекта Aidos-X, наиболее достоверной моделью оказалась модель INF1, точность модели составила 0,840.

ACK-анализ, использованный в данной работе, позволяет:

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

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

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

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

[article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.

7. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

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

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

10. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

11. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурин, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный

ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [articleID]:1602006009.–Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>,1,25у.п.л.

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

13. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. –IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812у.п.л.

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

Трунев,Д.К.Бандык//ПолитехническийсетевойэлектронныйнаучныйжурналКубанского государствааграрногоуниверситета(НаучныйжурналКубГАУ)[Электронныйресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра:0421100012\0077,IDA[articleID]:0671103018.– Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>,2,688у.п.л.

15. Работы проф.Е.В.Луценко&С° покогнитивнымфункциям.[http://lc.kubagro.ru/aidos/Works\\_on\\_cognitive\\_functions.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm)

16. Луценко Е.В. Сценарный АСК- анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функций состояния объекта или ситуации по теореме А.Н.Колмогорова(1957)/Е.В.Луценко //ПолитехническийсетевойэлектронныйнаучныйжурналКубанского государствааграрногоуниверситета(НаучныйжурналКубГАУ)[Электронныйресурс].– Краснодар:КубГАУ,2020.–№07(161).С.76–120.–IDA[articleID]:1612007009.–Режим доступа :<http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812у.п.л.

17. Луценко Е.В. Детальный численный пример сценарного Автоматизированного системно-когнитивного анализа в интеллектуальной системе "Эйдос" / Е.В. Луценко //Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар :КубГАУ, 2020. – №08(162). С. 273 – 355. – IDA

- [article ID]: 1622008020. – Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2020/08/pdf/20.pdf>,5,188у.п.л.
18. ОрловА.И.,ЛуценкоЕ.В.Системнаянечеткаяинтервальнаяматематика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0.<http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>
19. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-X++» /Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журналКубанскогогосударственногоаграрногоуниверситета(НаучныйжурналКубГАУ)[Электронныйресурс].– Краснодар: КубГАУ,2013. – №07(091).С. 164 – 188. – IDA[articleID]:0911307012.– Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>,1,562у.п.л.
20. ЛуценкоЕ.В.Агломеративнаякогнитивнаякластеризациянозологическихобразов в ветеринарии / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ)[Электронный ресурс].– Краснодар: КубГАУ,2018. – №04(138).С. 122 – 139. – IDA[articleID]:1381804033,doi:[10.21515/1990-4665-138-033](https://doi.org/10.21515/1990-4665-138-033).–Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2018/04/pdf/33.pdf>,1,125у.п.л.
21. Автоматизированный системно-когнитивный анализ силы и направления влияния морфологических свойств помидоров на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их выращивания и степень детерминированности этих результатов в условиях неотапливаемых теплиц Юга России / Е.В. Луценко, Р.А.Гиш, Е.К. Печурина, С.С. Цыгикало // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ)[Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №06(150). С. 92 – 142. – IDA [articleID]:1501906015,doi:[10.21515/1990-4665-150-015](https://doi.org/10.21515/1990-4665-150-015).– Режим доступа:<http://ej.kubagro.ru/2019/06/pdf/15.pdf>,3,188у.п.л.