

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра Компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ шанса на победу персонажа в Dota 2, на основе игр
из 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague»»

Выполнил студент группы: ИТ2241 Шевцов Дмитрий Владимирович

Допущен к защите _____

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

(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____

(дата)

Оценка _____

Краснодар
2024

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу

Студента Шевцова Дмитрия Владимировича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2241
Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ шанса на победу персонажа в Dota 2, на основе игр из 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague»»
Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсовой работы

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

Достоинства работы _____

Недостатки работы _____

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____ (Е. В. Луценко)

«19» февраля 2024 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 75 страниц, 45 рисунков, 5 таблиц, 10 литературных источников.

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

Целью работы является проведение автоматизированного системно-когнитивного анализа шанса на победу персонажа в Dota 2, на основе игр из 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague».

Для достижения поставленной цели необходимо провести анализ методов формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования модели.

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ ЗАВИСИМОСТИ ШАНСА НА ПОБЕДУ ПЕРСОНАЖА В DOTA 2 НА ОСНОВЕ ИГР ИЗ 20 СЕЗОНА КИБЕРСПОРТИВНОГО ТУРНИРА «ESL DREAMLEAGUE»

Шевцов Дмитрий Владимирович
студент факультета ИТ, группы ИТ2241
dmitrysh3vcov@yandex.ru

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

Суть данной работы заключается в проведении анализа шанса на победу персонажа в Dota 2, на основе игр из 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague». На основе знания этих зависимостей решаются задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал и получении того или иного шанса на победы. Приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос».

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

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF THE DEPENDENCE OF THE CHANCE OF WINNING A CHARACTER IN DOTA 2 BASED ON GAMES FROM SEASON 20 OF THE CYBERSPORT TOURNAMENT «ESL DREAMLEAGUE»

Shevtsov Dmitry Vladimirovich
student of faculty of IT, group IT2241
dmitrysh3vcov@yandex.ru

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

The essence of this work is to analyze the chance of winning a character in Dota 2, based on games from the 20th season of the cybersport tournament "ESL Dreamleague". Based on the knowledge of these dependencies, the problems of prediction, decision-making and research of the modeled subject area are solved by investigating its system-cognitive model. This is achieved by calculating the amount of information contained in the gradations of nominal scales and obtaining this or that chance of wins. A brief description of ASK-analysis and its software toolkit - the intellectual system "Aidos" is given.

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	6
1 ПРЕДМЕТНАЯ ОБЛАСТЬ.....	7
1.1 ОПИСАНИЕ ИСПОЛЬЗУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	7
1.2 ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	7
1.3 ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ.....	8
1.4 ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ.....	8
2 МЕТОДЫ	11
2.1 ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ.....	11
2.2 АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ)	13
2.3 СИСТЕМА «ЭЙДОС» - ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	15
3 РЕЗУЛЬТАТЫ	21
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	28
3.4 Задача – 4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	39
3.5 Задача – 5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	43
3.6 Задача – 6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	44
3.6.1 Интегральный критерий «Сумма знаний».....	47
3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	48
3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев	49
3.7 Задача – 7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ.....	51
3.7.1 Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	51
3.7.2 Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»	51
3.8 Задача – 8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	52
3.8.1 Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	52
3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов.....	53
3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал.....	55
3.8.4 Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны	57
3.8.5 Нелокальная нейронная сеть.....	60
3.8.6 3D-интегральные когнитивные карты	61
3.8.7 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	62
3.8.8 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечетки правдоподобные рассуждения).....	64
3.8.9 Когнитивные функции	66
3.8.10 Значимость описательных шкал и градаций.....	69
3.8.11 Степень детерминированности классов и классификационных шкал	70
4 ОБСУЖДЕНИЕ.....	72
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	73
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	74

ВВЕДЕНИЕ

В настоящей работе представлен автоматизированный системно-когнитивный анализ шанса на победу персонажа в игре Dota 2 с использованием системы «Эйдос». Цель исследования заключается в проведении анализа игр из 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague» с целью определения факторов, влияющих на успешность персонажа. Для достижения поставленной цели предполагается провести анализ методов формирования обобщенных образов классов, а также разработать решения для задач идентификации конкретных объектов с учетом классов принятия решений.

В рамках исследования предполагается провести системно-когнитивный анализ, включающий в себя изучение методов формирования обобщенных образов классов в контексте киберспортивных соревнований Dota 2. Также планируется провести исследование моделируемой предметной области с использованием системы «Эйдос», фокусируясь на анализе решений, принимаемых в различных ситуациях в игре.

В ходе исследования будет уделено внимание анализу факторов, влияющих на успешность персонажа, и разработке модели, позволяющей оценить шансы на победу в конкретных сценариях. Предполагается, что полученные результаты не только предоставят более глубокое понимание динамики игрового процесса в Dota 2, но и могут иметь практическое применение для тренировки и анализа профессиональных киберспортсменов.

1 ПРЕДМЕТНАЯ ОБЛАСТЬ

1.1 Описание используемой предметной области

Киберспорт представляет собой форму соревновательной деятельности, в которой участники соревнуются в видеоиграх на профессиональном уровне. Этот вид спорта приобрел значительное признание и популярность, превратившись в многомиллиардную индустрию. Одной из наиболее успешных и популярных дисциплин киберспорта является Dota 2.

Dota 2 – многопользовательская онлайн-игра в жанре MOBA (многопользовательская онлайн боевая арена), разработанная и выпущенная компанией Valve Corporation. Игроки собирают команды из героев, обладающих уникальными навыками, и сражаются в поединках с целью разрушения базы противника. Dota 2 привлекает внимание миллионов зрителей и участников по всему миру, а ее турниры являются зрелищными мероприятиями, привлекающими огромное количество внимания и спонсоров.

ESL DreamLeague – это турнир в Dota 2, организованный Electronic Sports League (ESL) совместно с DreamHack. DreamLeague является частью мирового киберспортивного календаря, предоставляя командам возможность соревноваться на высочайшем уровне. Турнир проводится в формате лиги, включающей в себя регулярный сезон и плей-офф, где команды борются за призовые места.

1.2 Объект и предмет исследования

Объект исследования – выявление зависимостей шанса на победу в игре Dota 2 от различных факторов.

Предмет исследования – выявление зависимостей шанса на победу персонажа в игре Dota 2, используя данные из 20 сезона турнира «ESL Dreamleague».

1.3 Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Актуальность исследования киберспорта подчеркивается быстрым и постоянным развитием этой индустрии, а также ее влиянием на различные сферы общества. Киберспорт перестал быть просто развлечением и приобрел статус массового культурного явления. В связи с этим, анализ параметров, влияющих на успешность в играх, становится не только интересным научным вопросом, но и приобретает практическое значение.

Настоящая работа нацелена на автоматизированный системно-когнитивный анализ вероятности победы персонажа в игре Dota 2, основанный на данных, собранных в ходе 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague». Поставленная цель предполагает проведение методологического обоснования исследования, охватывающего анализ методов формирования обобщенных образов классов в контексте данной предметной области.

Основное внимание уделяется аспектам классификации игровых ситуаций, определению факторов, влияющих на шанс на победу персонажа, и разработке методов анализа данных, собранных в ходе турнира «ESL Dreamleague». Применение системно-когнитивного подхода позволит осуществить глубокий анализ взаимосвязей между различными параметрами и факторами, влияющими на исход игровых событий.

Для успешной реализации поставленной цели планируется применение методов математического моделирования и статистического анализа данных, что позволит получить объективные результаты и детальное понимание взаимосвязей в предметной области. Полученные выводы будут способствовать улучшению стратегий и тактик в игре Dota 2 и обогащению теоретических основ киберспортивного анализа.

1.4 Цель и задачи работы

Для решения задач, представленных в работе, будет использоваться: Microsoft Excel и система искусственного интеллекта «Эйдос».

Целью данной курсовой работы является, составление АСК-анализа о зависимости заболеваний детей на основе их пола и района проживания.

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:

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

2. Формализация предметной области;

3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний;

4. Верификация моделей;

5. Выбор наиболее достоверной модели;

6. Системная идентификация и прогнозирование;

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);

8. Исследование объекта моделирования путем исследования его модели (Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы); Кластерно-конструктивный анализ классов и значений описательных шкал; Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны; Нелокальная нейронная сеть; 3D-интегральные когнитивные карты; 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов и 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,
повышение уровня системности моделей**

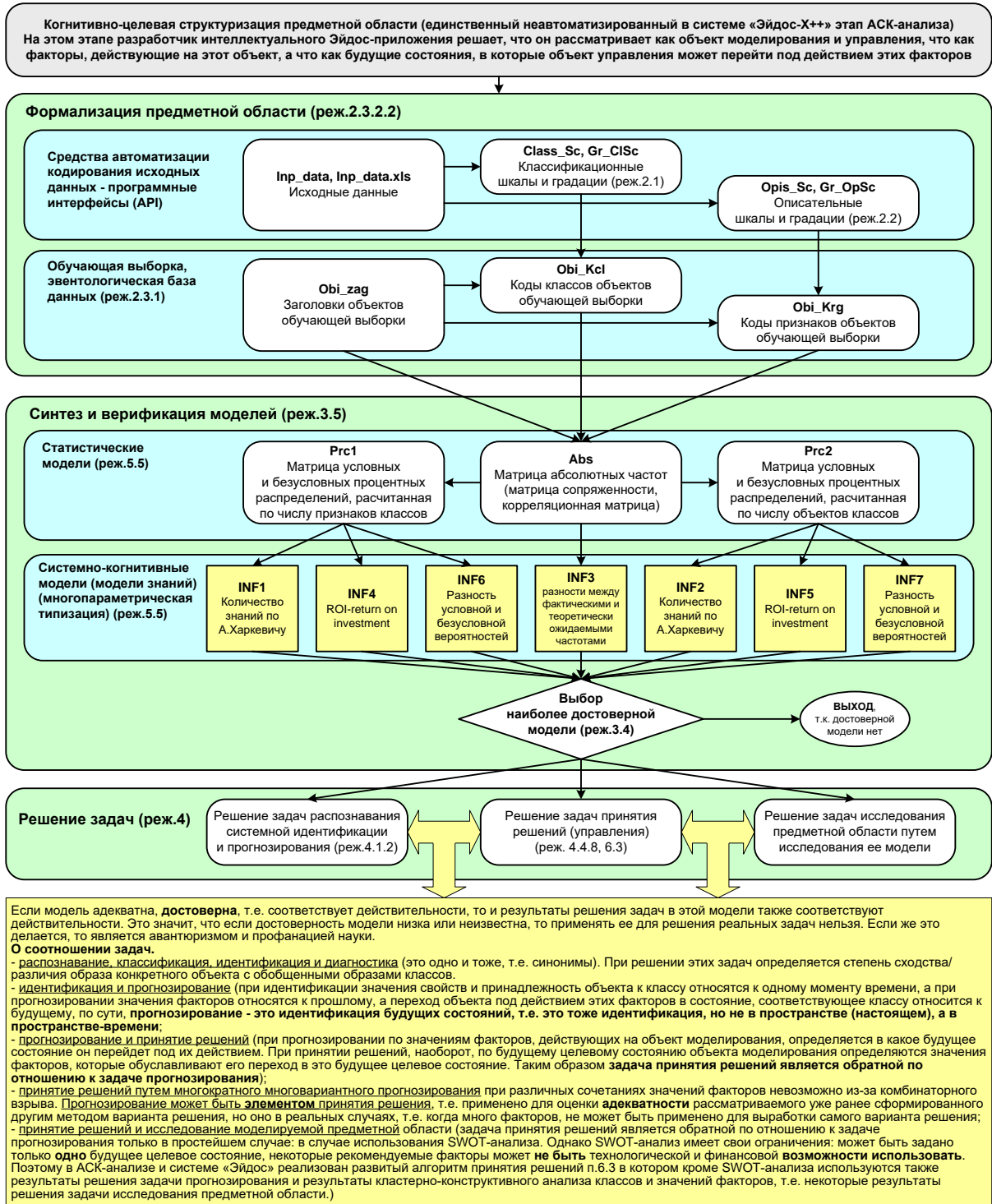


Рисунок 1 – Последовательность преобразования исходных данных в информацию и знаний в системе «Эйдос»

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 более 300 учебных и научных интеллектуальных облачных Эйдос-приложений;

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

2.2 Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ)

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

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

АСК-анализ включает:

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

Около половины из 665 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано более 40 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получен 32 патент РФ на системы искусственного интеллекта, 346 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным РИНЦ), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в WoS, 7 публикаций в журналах, входящих в Скопус.

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США.

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

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

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

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

- автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;

- автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных;
- спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений;
- сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов.

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

2.3 Система «Эйдос» - инструментарий АСК-анализа

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

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);
- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt): открытая лицензия: CC BY-SA 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 393, соответственно: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

— поддерживает онлайн 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);

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

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

В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос? В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных.

Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

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

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен акт внедрения на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см. 2-й акт по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>).

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

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке Аляска-1.9 + Экспресс++ + библиотека для работы с Internet xb2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо

работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

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

5-й этап, «эра Больших данных, информации и знаний»: с 2022 года по настоящее время. С 2022 года автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой профессиональной версии системы «Эйдос» на языке Аляска+Экспресс, обеспечивающей обработку больших данных, информации и знаний (Big Data, Big Information, Big Knowledge) с использованием ADS (Advantage Database Server), а также на языке C# (Visual Studio | C#).

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



Рисунок 2 – Титульная видеोगрамма DOS-версии «Эйдос»

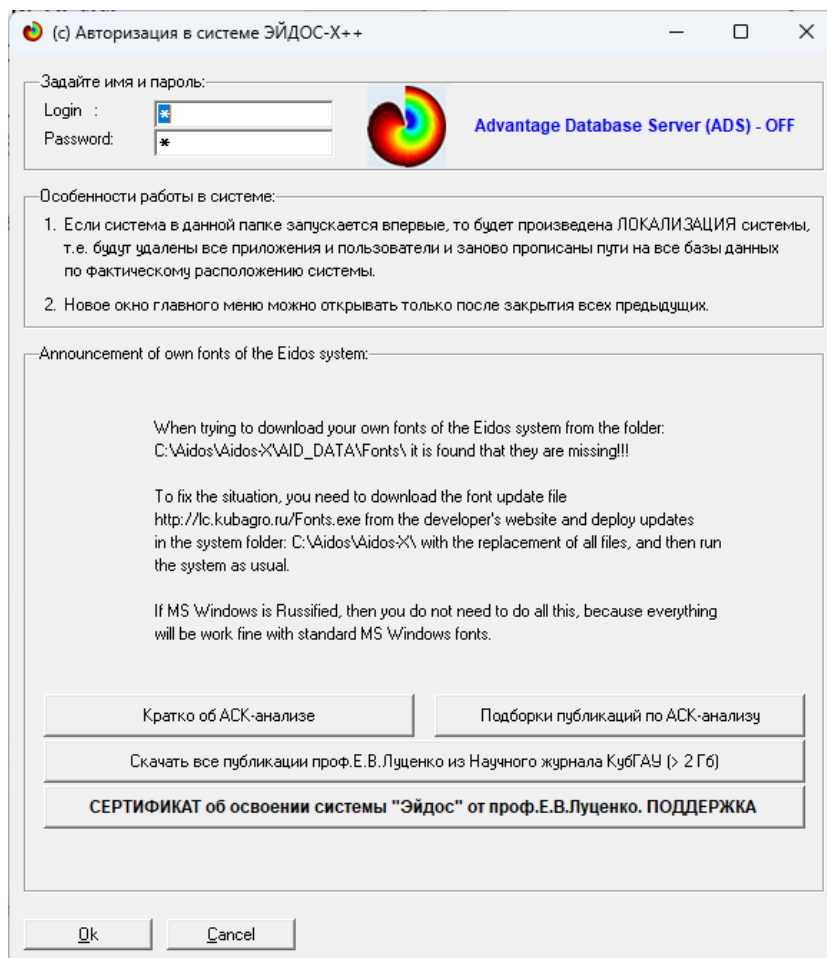


Рисунок 3 – Титульная видеोगрамма текущей версии системы «Эйдос»

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 объекта моделирования, что в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий). По сути, это постановка решаемой проблемы.

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

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

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

Статичная интерпретация и терминология:

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

Динамичная интерпретация и терминология:

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

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

Обобщающая терминология:

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

3.2 Задача – 2. Формализация предметной области

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

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

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований в самых различных направлениях науки и решения практических задач в

самых различных предметных областях, практически почти везде, где человек применяет естественный интеллект.

В качестве источника данных с электронного ресурса kaggle.com был взят набор данных «Dota 2 Competitive Picks», <https://www.kaggle.com/datasets/nihalbarua/dota2-competitive-picks>. Набор данных содержит 10 столбцов, рассмотрим их:

- Name – имя героя;
- Primary Attribute – str означает силу, agi - ловкость, int - интеллект, all - универсальность. (Универсальные герои не имеют основного атрибута, но получают 0,7 урона за каждое очко каждого атрибута);
- Attack Type – герои имеют либо ближний, либо дальний тип атаки;
- Attack Range – почти все герои ближнего боя имеют базовую дальность атаки 150, за некоторыми исключениями. Существуют предметы (например, Ручка метлы, Копье дракона), которые увеличивают дальность атаки, но мы их здесь не рассматриваем;
- Roles – каждый герой выполняет определенную роль в своей команде. Обычно в команде есть 3 основных (Carry) и 2 героя поддержки (Supports). Существуют также подроли, такие как Disabler, Pusher, Durable, Initiator, Nuker или Escape, которые определяют стиль игры, который можно ожидать от героя;
- Total Pro Wins – количество раз, когда герой был успешно выбран и вошел в состав команды-победителя;
- Times Picked – количество раз, когда герой был успешно выбран в одну из команд;
- Times Banned – количество раз, когда герою было запрещено участвовать в выборе;
- Win Rate – процент выигранных игр при успешном выборе;

— Niche Hero – герой считается "нишевым", если у него низкий процент запретов, низкий процент выбора и низкий или умеренный (45%-55%) процент побед.

Для загрузки модели в систему «Эйдос» необходимо конвертировать CSV-файл в файл формата XLSX. Для конвертации был использован встроенный механизм импорта из CSV в Microsoft Excel.

Классифицирующим столбцом было решено выбрать Win Rate, итоговую таблицу можно увидеть на рисунке 4.

Name	Win Rate	Primary Attribute	Attack Type	Attack Range	Roles	Total Pro wins	Times Picked	Times Banned	Niche Hero?
Abaddon	33.33	all	Melee	150	Support, Carry, Durable	8	24	61	0
Alchemist	41.82	str	Melee	150	Carry, Support, Durable, Disabler, Initiator, Nuker	23	55	22	0
Ancient Apparition	51.95	int	Ranged	675	Support, Disabler, Nuker	40	77	73	0
Anti-Mage	60.61	agi	Melee	150	Carry, Escape, Nuker	40	66	78	0
Arc Warden	35.71	agi	Ranged	625	Carry, Escape, Nuker	5	14	31	0
Axe	46.56	str	Melee	150	Initiator, Durable, Disabler, Carry	122	262	222	0
Bane	55.26	all	Ranged	400	Support, Disabler, Nuker, Durable	84	152	104	1
Batrider	35.19	all	Ranged	400	Initiator, Disabler, Escape	19	54	105	0
Beastmaster	51.05	all	Melee	150	Initiator, Disabler, Durable, Nuker	170	333	484	0
Bloodseeker	44.59	agi	Melee	150	Carry, Disabler, Nuker, Initiator	70	157	461	0
Bounty Hunter	50.77	agi	Melee	150	Escape, Nuker	33	65	36	1
Brewmaster	46.82	all	Melee	150	Carry, Initiator, Durable, Disabler, Nuker	125	267	964	0
Bristleback	45.83	str	Melee	150	Carry, Durable, Initiator, Nuker	55	120	119	0
Broodmother	42.86	all	Melee	175	Carry, Pusher, Escape, Nuker	9	21	127	0
Centaur Warrunner	55.23	str	Melee	150	Durable, Initiator, Disabler, Nuker, Escape	95	172	90	1
Chaos Knight	55.29	str	Melee	150	Carry, Disabler, Durable, Pusher, Initiator	47	85	42	1
Chen	61.11	all	Ranged	650	Support, Pusher	22	36	173	0
Clinkz	55.42	agi	Ranged	600	Carry, Escape, Pusher	46	83	90	0
Clockwerk	51.8	all	Melee	150	Initiator, Disabler, Durable, Nuker	72	139	192	0
Crystal Maiden	54.05	int	Ranged	600	Support, Disabler, Nuker	160	296	30	1
Dark Seer	52.44	all	Melee	150	Initiator, Escape, Disabler	86	164	273	0
Dark Willow	50.21	all	Ranged	475	Support, Nuker, Disabler, Escape	239	476	346	0
Dawnbreaker	50.43	str	Melee	150	Carry, Durable	236	468	963	0
Dazzle	55.83	all	Ranged	575	Support, Nuker, Disabler	91	163	398	0
Death Prophet	47.92	int	Ranged	600	Carry, Pusher, Nuker, Disabler	23	48	62	0
Disruptor	50.31	int	Ranged	625	Support, Disabler, Nuker, Initiator	80	159	28	1
Doom	46.45	str	Melee	200	Carry, Disabler, Initiator, Durable, Nuker	98	211	365	0
Dragon Knight	44.44	str	Melee	150	Carry, Pusher, Durable, Disabler, Initiator, Nuker	36	81	41	0
Drow Ranger	46.24	agi	Ranged	625	Carry, Disabler, Pusher	43	93	112	0

Рисунок 4 – Фрагмент обучающей выборки

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 5.

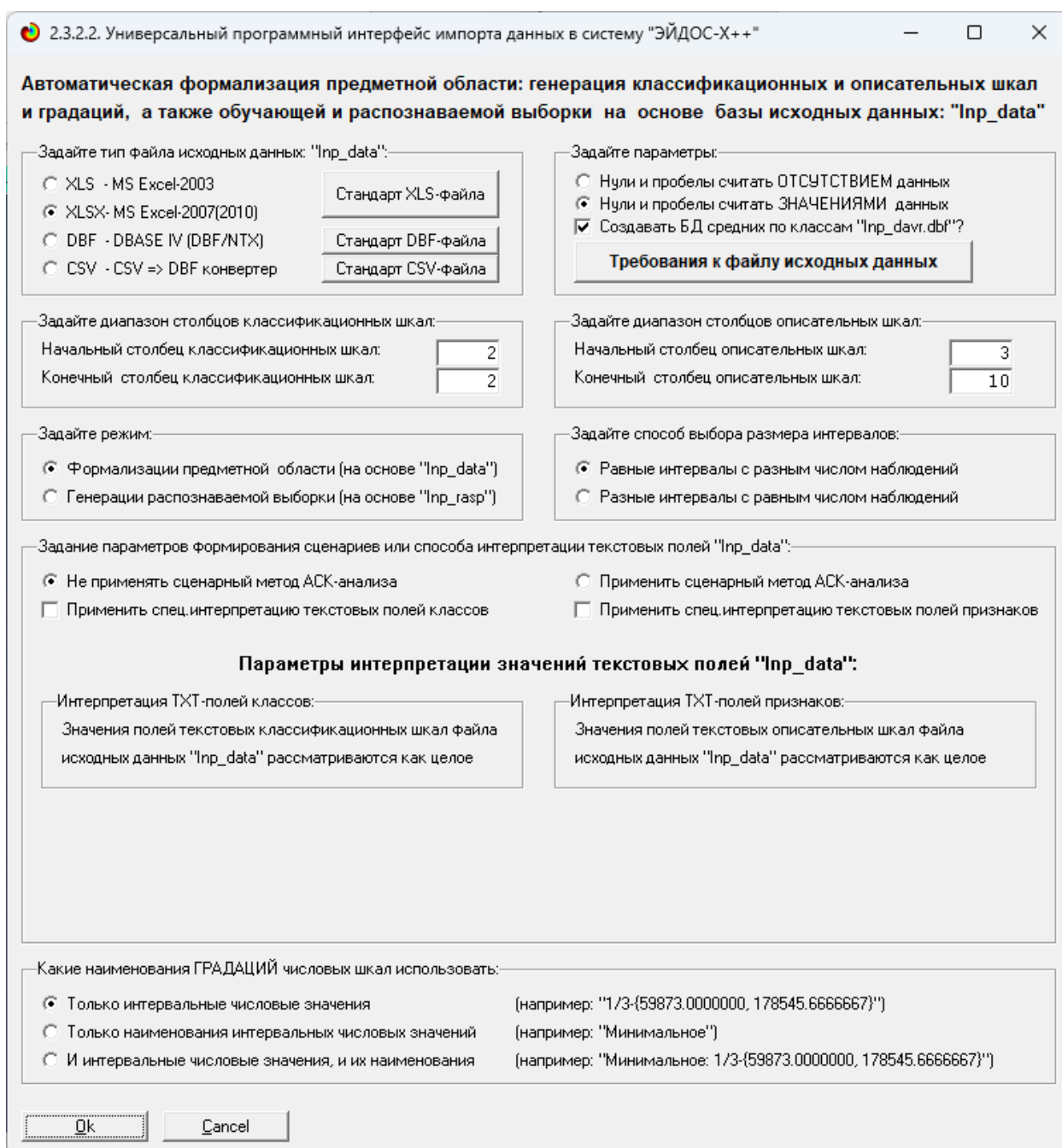


Рисунок 5 – Интерфейс импорта данных

Следует выделить следующие настройки:

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

После импорта данных система просит задать размерности модели системы, оставляем предложенную размерность (рисунок 6).

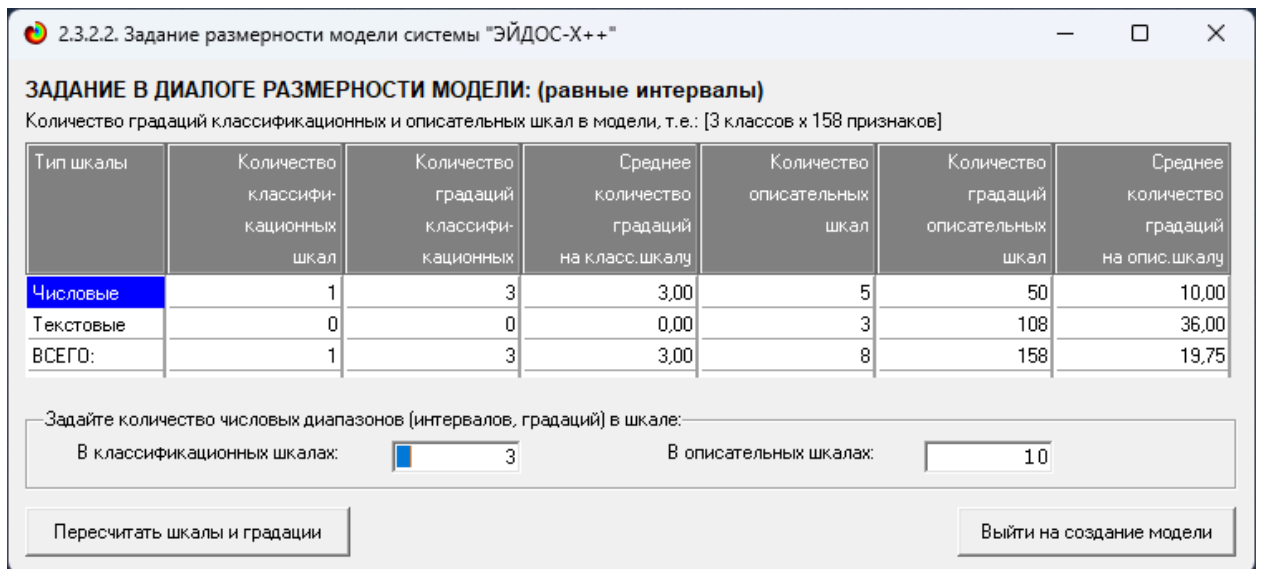


Рисунок 6 – Задание размерностей системы

Процесс импорта данных из внешнего файла в систему представлен на рисунке 7.

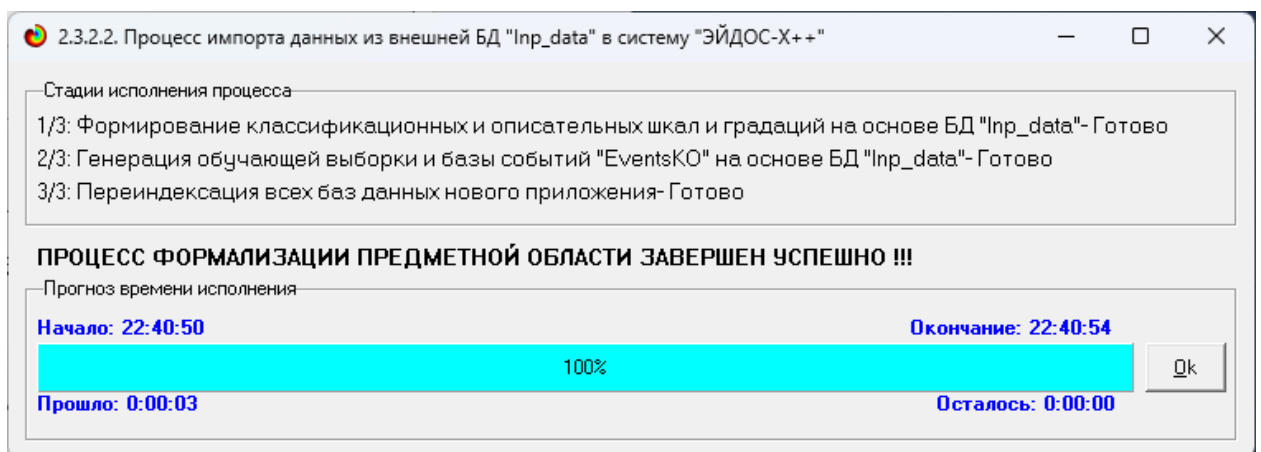


Рисунок 7 – Импорт данных

После загрузки данных, система автоматически нашла классификационные шкалы (рисунок 8) и описательные шкалы (рисунок 9).

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

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	WIN RATE

Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	1/3 {32.7300000, 48.4866667}
2	2/3 {48.4866667, 64.2433333}
3	3/3 {64.2433333, 80.0000000}

Помощь | Доб. шкалы | Доб. град. шкалы | Копир. шкалы | Копир. град. шкалы | Копир. шкалы с град. | Удал. шкалы с град. | Удал. град. шкалы | Удаление и перекодирование | Графики будущих сценариев

Рисунок 8 – Классификационные шкалы

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

Код шкалы	Наименование описательной шкалы
1	PRIMARY ATTRIBUTE
2	ATTACK TYPE
3	ATTACK RANGE
4	ROLES
5	TOTAL PRO WINS
6	TIMES PICKED
7	TIMES BANNED
8	NICHE HERO?

Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	agl
2	all
3	inf
4	str

Помощь | Доб. шкалы | Доб. град. шкалы | Копир. шкалы | Копир. град. шкалы | Копир. шкалы с град. | Удал. шкалы с град. | Удал. град. шкалы | Перекодировать | Очистить | Графики прошлых сценариев

Рисунок 9 – Описательные шкалы

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос». Математические модели, на основе которых рассчитываются статистические и СК-модели, подробно описаны в ряде монографий и статей автора. Поэтому в данной работе мы рассмотрим эти вопросы очень кратко. Отметим лишь, что модели системы «Эйдос» основаны на матрице абсолютных частот, отражающей число встреч градаций описательных шкал по градациям классификационных шкал (фактов).

Но для решения всех задач используется не непосредственно сама эта матрица, а матрицы условных и безусловных процентных распределений и системно-когнитивные модели, которые рассчитываются на ее основе и отражают какое количество информации содержится в факте наблюдения определенной градации описательной шкалы о том, что объект моделирования перейдет в состояние, соответствующее определенной градации классификационной шкалы (классу) (рисунок 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.

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

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

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

		Классы					Сумма
		<i>1</i>	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
Значения факторов	<i>1</i>	N_{11}		N_{1j}		N_{1W}	
	...						
	<i>i</i>	N_{i1}		N_{ij}		N_{iW}	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij}$
	...						
	<i>M</i>	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
		<i>1</i>	...	<i>j</i>	...	<i>w</i>	
Значения факторов	<i>1</i>	P_{11}		P_{1j}		P_{1W}	
	...						
	<i>i</i>	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iW}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	<i>M</i>	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. В качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу;
2. В качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

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

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

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

В системе «Эйдос» указанный подход используется 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).

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» - Return On Investment (СК-модели INF4, INF5) в зависимости от способа нормировки.

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

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

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке	$N_i = \sum_{j=1}^M N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^W N_{ij}; N = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $N_{ij} - \text{фактическая частота};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N} - \text{теоретическая частота.}$	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.		
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

Обозначения к таблице:

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

Таким образом, мы видим, что все частные критерии знаний тесно взаимосвязаны друг с другом. Особенно интересна связь знаменитого критерия хи-квадрат Пирсона с замечательной мерой количества информации А.Харкевича и с известным в экономике коэффициентом ROI.

Вероятность рассматривается как предел, к которому стремится относительная частота (отношение количества благоприятных исходов к числу испытаний) при неограниченном увеличении количества испытаний.

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

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы					Значимость фактора
		<i>l</i>	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
Значения факторов	<i>l</i>	I_{l1}		I_{lj}		I_{lW}	$\sigma_{l\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{lj} - \bar{I}_l)^2}$
	...						
	<i>i</i>	I_{i1}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
	...						
	<i>M</i>	I_{M1}		I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

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

На основе системно-когнитивных моделей, решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача

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

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 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 как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 5).

Таблица 5 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

Для синтеза и верификации моделей необходимо использовать режим 3.5, после его запуска задается текущая модель (рисунок 10).

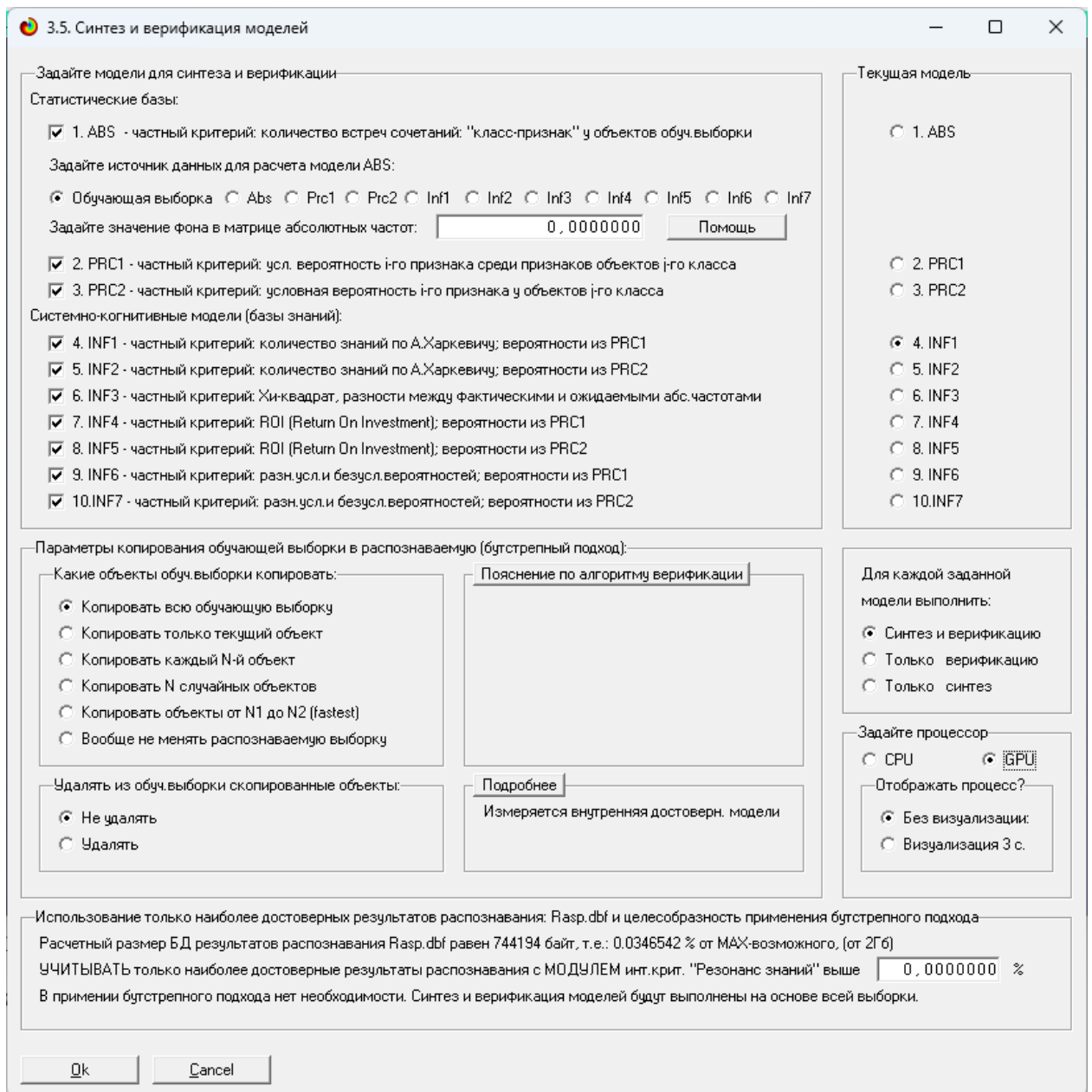


Рисунок 10 – Выбор моделей для синтеза и верификации

Режим 3.5 содержит множество различных методов верификации моделей. Стадия процесса выполнена и прогноз времени окончания изображен на форме, приведенной на рисунке 11.

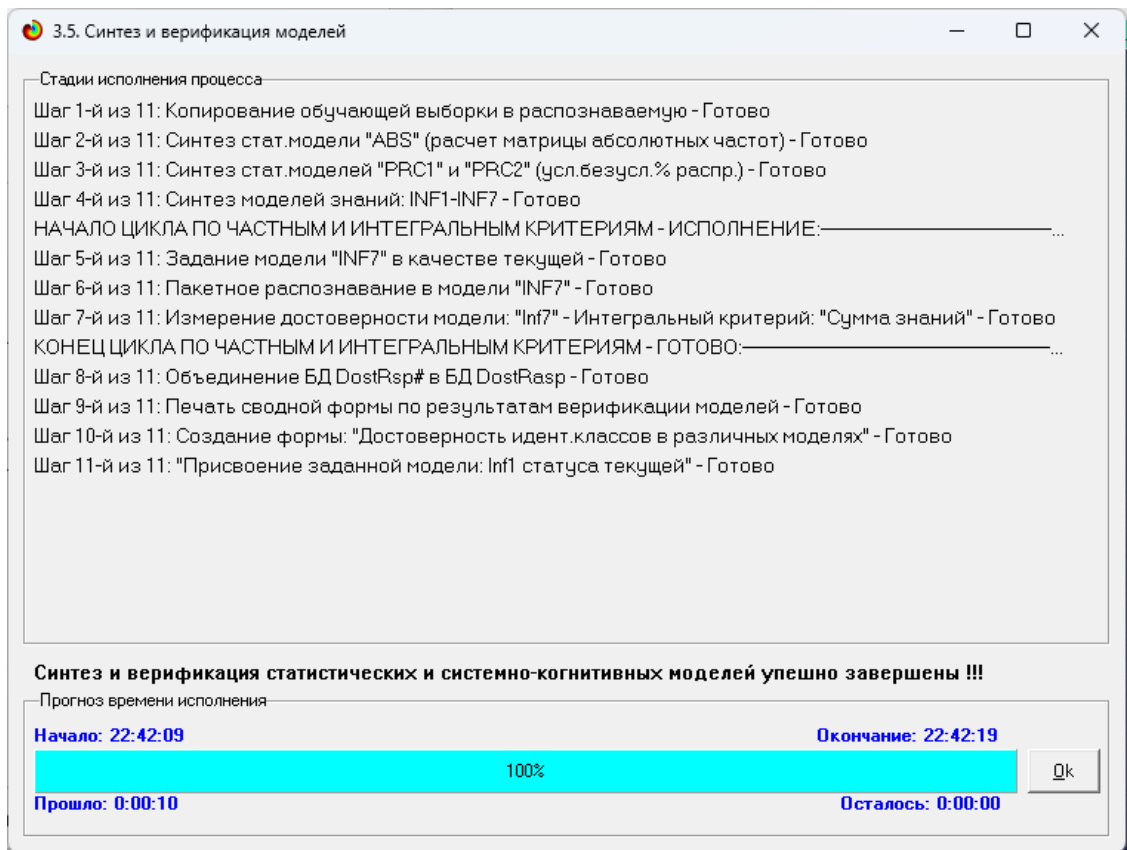


Рисунок 11 – Исполнение режима синтеза моделей

Синтез и верификации всех моделей заняла 10 секунд. Далее можно приступить к выбору наиболее достоверной 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.

На рисунках 12 и 13 представлены фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей).

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. WIN RATE 1/3 (02.7, 48.5)	2. WIN RATE 2/3 (48.5, 64.2)	3. WIN RATE 3/3 (64.2, 80.0)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	PRIMARY ATTRIBUTE-agf	12.0	18.0	1.0	31.0	10.33	8.62
2.0	PRIMARY ATTRIBUTE-af	15.0	17.0		32.0	10.67	9.29
3.0	PRIMARY ATTRIBUTE-af	12.0	18.0		30.0	10.00	9.17
4.0	PRIMARY ATTRIBUTE-af	12.0	19.0		31.0	10.33	9.61
5.0	ATTACK TYPE-Melee	24.0	35.0	1.0	60.0	20.00	17.35
6.0	ATTACK TYPE Ranged	27.0	37.0		64.0	21.33	19.14
7.0	ATTACK RANGE-1/10-(150.0000000, 205.0000000)	23.0	34.0	1.0	58.0	19.33	16.80
8.0	ATTACK RANGE-2/10-(205.0000000, 260.0000000)	1.0	1.0		2.0	0.67	0.58
9.0	ATTACK RANGE-3/10-(260.0000000, 315.0000000)		1.0		1.0	0.33	0.58
10.0	ATTACK RANGE-4/10-(315.0000000, 370.0000000)	1.0	2.0		3.0	1.00	1.00
11.0	ATTACK RANGE-5/10-(370.0000000, 425.0000000)	5.0	4.0		9.0	3.00	2.65
12.0	ATTACK RANGE-6/10-(425.0000000, 480.0000000)	3.0	2.0		5.0	1.67	1.53
13.0	ATTACK RANGE-7/10-(480.0000000, 535.0000000)	3.0	6.0		9.0	3.00	3.00
14.0	ATTACK RANGE-8/10-(535.0000000, 590.0000000)	4.0	9.0		13.0	4.33	4.51
15.0	ATTACK RANGE-9/10-(590.0000000, 645.0000000)	9.0	11.0		20.0	6.67	5.86
16.0	ATTACK RANGE-10/10-(645.0000000, 700.0000000)	2.0	2.0		4.0	1.33	1.35
17.0	ROLES-Carry, Disabler, Durable	1.0			1.0	0.33	0.58
18.0	ROLES-Carry, Disabler, Durable, Pusher, Initiator		1.0		1.0	0.33	0.58
19.0	ROLES-Carry, Disabler, Initiator, Durable, Nuker	1.0	2.0		3.0	1.00	1.00
20.0	ROLES-Carry, Disabler, Nuker, Initiator	1.0			1.0	0.33	0.58
21.0	ROLES-Carry, Disabler, Pusher	1.0			1.0	0.33	0.58
22.0	ROLES-Carry, Durable		1.0		1.0	0.33	0.58
23.0	ROLES-Carry, Durable, Disabler		1.0		1.0	0.33	0.58
24.0	ROLES-Carry, Durable, Escape	1.0			1.0	0.33	0.58
25.0	ROLES-Carry, Durable, Escape, Disabler	1.0			1.0	0.33	0.58

Рисунок 12 – Матрица абсолютных частот

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. WIN RATE 1/3 (02.7, 48.5)	2. WIN RATE 2/3 (48.5, 64.2)	3. WIN RATE 3/3 (64.2, 80.0)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	PRIMARY ATTRIBUTE-agf	-0.750		0.750			0.750
2.0	PRIMARY ATTRIBUTE-af	1.839	-1.581	-0.258			1.724
3.0	PRIMARY ATTRIBUTE-af	-0.339	0.581	-0.242			0.505
4.0	PRIMARY ATTRIBUTE-af	-0.750	1.000	-0.250			0.901
5.0	ATTACK TYPE-Melee	-0.677	0.161	0.516			0.613
6.0	ATTACK TYPE Ranged	0.677	-0.161	-0.516			0.613
7.0	ATTACK RANGE-1/10-(150.0000000, 205.0000000)	-0.855	0.323	0.532			0.748
8.0	ATTACK RANGE-2/10-(205.0000000, 260.0000000)	0.177	-0.161	-0.016			0.170
9.0	ATTACK RANGE-3/10-(260.0000000, 315.0000000)	-0.411	0.419	-0.008			0.415
10.0	ATTACK RANGE-4/10-(315.0000000, 370.0000000)	-0.234	0.258	-0.024			0.247
11.0	ATTACK RANGE-5/10-(370.0000000, 425.0000000)	1.298	-1.226	-0.073			1.264
12.0	ATTACK RANGE-6/10-(425.0000000, 480.0000000)	0.944	-0.903	-0.040			0.924
13.0	ATTACK RANGE-7/10-(480.0000000, 535.0000000)	-0.702	0.774	-0.073			0.741
14.0	ATTACK RANGE-8/10-(535.0000000, 590.0000000)	-1.347	1.452	-0.105			1.402
15.0	ATTACK RANGE-9/10-(590.0000000, 645.0000000)	0.774	-0.613	-0.161			0.707
16.0	ATTACK RANGE-10/10-(645.0000000, 700.0000000)	0.355	-0.323	-0.032			0.340
17.0	ROLES-Carry, Disabler, Durable	0.589	-0.581	-0.008			0.585
18.0	ROLES-Carry, Disabler, Durable, Pusher, Initiator	-0.411	0.419	-0.008			0.415
19.0	ROLES-Carry, Disabler, Initiator, Durable, Nuker	-0.234	0.258	-0.024			0.247
20.0	ROLES-Carry, Disabler, Nuker, Initiator	0.589	-0.581	-0.008			0.585
21.0	ROLES-Carry, Disabler, Pusher	0.589	-0.581	-0.008			0.585
22.0	ROLES-Carry, Durable	-0.411	0.419	-0.008			0.415
23.0	ROLES-Carry, Durable, Disabler	-0.411	0.419	-0.008			0.415
24.0	ROLES-Carry, Durable, Escape	0.589	-0.581	-0.008			0.585
25.0	ROLES-Carry, Durable, Escape, Disabler	0.589	-0.581	-0.008			0.585

Рисунок 13 – Модель INF3

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

3.4 Задача – 4. Верификация моделей

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

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

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

В соответствии с критерием достоверности F-мерой Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF4 и INF5 с интегральным критерием: «Сумма знаний»: $F=0.558$ (рисунок 14).

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф. Е. В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель ABS с интегральным критерием: «Сумма абсолютных частот по признакам»: $L1=0.676$ (рисунок 15). Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.

С результатами верификации моделей, отличающихся частными критериями, можно ознакомиться в режиме 3.4 системы «Эйдос», они представлены в трех частях на рисунках 14-16.

3.4 Обобщенная форма для данных моделей при реализации Теория модели "МТ"

Полное наименование модели	Уникальный критерий	Есть ли модель в базе	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')
1. A61 - частный критерий: количество встреч значений "L"...	Корреляция абсолютных частот с абс...		124	124	3	245			0,336	1,000	0,593	65,563	0,180			
1. A61 - частный критерий: количество встреч значений "L"...	Средняя абсолютная частота по теориям...		124	124	3	245			0,336	1,000	0,593	65,563	0,180			
2. PFC1 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Корреляция абсолютных частот с абс...		124	124	3	245			0,336	1,000	0,593	65,563	0,180			
2. PFC1 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Средняя абсолютная частота по теориям...		124	124	3	245			0,336	1,000	0,593	65,563	0,180			
3. PFC2 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Корреляция абсолютных частот с абс...		124	124	3	245			0,336	1,000	0,593	65,563	0,180			
3. PFC2 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Средняя абсолютная частота по теориям...		124	124	3	245			0,336	1,000	0,593	65,563	0,180			
4. BF1 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Самостоятельный разностный анализ...		124	14	150	99	118		0,125	0,113	0,115	1,302	27,939			
4. BF1 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Средняя величина...		124	106	74	374	18		0,279	0,055	0,525	10,592	1,306			
5. BF2 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Самостоятельный разностный анализ...		124	14	150	99	118		0,125	0,113	0,115	1,302	27,939			
5. BF2 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Средняя величина...		124	106	74	374	18		0,279	0,055	0,525	10,592	1,306			
6. BF3 - частный критерий: количество значений между фазити...	Самостоятельный разностный анализ...		124	75	128	130	53		0,353	0,573	0,437	21,005	39,210			
6. BF3 - частный критерий: количество значений между фазити...	Средняя величина...		124	75	110	130	53		0,353	0,573	0,437	26,309	39,224			
7. BF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment) вероис...	Самостоятельный разностный анализ...		124	7	126	22	117		0,241	0,054	0,041	1,304	55,611			
7. BF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment) вероис...	Средняя величина...		124	113	72	374	18		0,377	0,059	0,558	2,363	0,122			
8. BF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment) вероис...	Самостоятельный разностный анализ...		124	7	126	22	117		0,241	0,054	0,041	1,304	55,611			
8. BF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment) вероис...	Средняя величина...		124	113	72	374	18		0,377	0,059	0,558	2,363	0,122			
9. BF6 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Самостоятельный разностный анализ...		124	78	87	161	54		0,303	0,545	0,394	21,584	19,689			
9. BF6 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Средняя величина...		124	75	88	190	53		0,272	0,573	0,365	4,073	2,048			
10. BF7 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Самостоятельный разностный анализ...		124	78	87	161	54		0,303	0,545	0,394	21,584	19,689			
10. BF7 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Средняя величина...		124	75	88	190	53		0,272	0,573	0,365	4,073	2,048			

Рисунок 14 – Оценка достоверности моделей (первая часть)

3.4 Обобщенная форма для данных моделей при реализации Теория модели "МТ"

Полное наименование модели	Уникальный критерий	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')	Число точек наблюдения (P)	Число точек из выборки (P')
1. A61 - частный критерий: количество встреч значений "L"...	Корреляция абсолютных частот с абс...	103,241	0,309	1,000	0,559	0,529	0,853	0,421					0,516
1. A61 - частный критерий: количество встреч значений "L"...	Средняя абсолютная частота по теориям...	89,529	0,510	1,000	0,470	0,753	0,366						0,472
2. PFC1 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Корреляция абсолютных частот с абс...	103,241	0,309	1,000	0,559	0,529	0,853	0,421					0,516
2. PFC1 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Средняя абсолютная частота по теориям...	89,529	0,510	1,000	0,470	0,753	0,366						0,472
3. PFC2 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Корреляция абсолютных частот с абс...	103,241	0,309	1,000	0,559	0,529	0,853	0,421					0,516
3. PFC2 - частный критерий: доля вероятности из границы ряда...	Средняя абсолютная частота по теориям...	89,529	0,510	1,000	0,470	0,753	0,366						0,472
4. BF1 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Самостоятельный разностный анализ...	20,113	13,193	0,061	0,890	0,272	0,893	0,186	0,285	0,120			0,312
4. BF1 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Средняя величина...	26,152	8,596	0,208	0,354	0,443	0,100	0,845	0,150	0,020			0,399
5. BF2 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Самостоятельный разностный анализ...	20,113	13,193	0,061	0,890	0,272	0,893	0,186	0,285	0,120			0,312
5. BF2 - частный критерий: количество значений по А.Карлиному в...	Средняя величина...	26,152	8,596	0,208	0,354	0,443	0,100	0,845	0,150	0,020			0,399
6. BF3 - частный критерий: количество значений между фазити...	Самостоятельный разностный анализ...	23,093	15,957	0,597	0,639	0,437	0,498	0,323	0,184	0,377			0,731
6. BF3 - частный критерий: количество значений между фазити...	Самостоятельный разностный анализ...	8,426	27,027	0,765	0,649	0,590	0,198	0,246	0,318	0,231			0,511
7. BF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment) вероис...	Средняя величина...	3,774	5,022	0,364	0,990	0,530	0,819	0,803	0,023	0,303			0,465
8. BF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment) вероис...	Самостоятельный разностный анализ...	8,426	27,027	0,765	0,649	0,590	0,198	0,246	0,318	0,231			0,511
9. BF6 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Самостоятельный разностный анализ...	48,497	12,367	0,322	0,636	0,427	0,306	0,226	0,283	0,229			0,522
9. BF6 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Средняя величина...	37,077	5,297	0,097	0,359	0,370	0,857	0,035	0,199	0,024			0,223
10. BF7 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Самостоятельный разностный анализ...	48,497	12,367	0,322	0,636	0,427	0,306	0,226	0,283	0,229			0,522
10. BF7 - частный критерий: разность между вероятностями веро...	Средняя величина...	37,077	5,297	0,097	0,359	0,370	0,857	0,035	0,199	0,024			0,223

Рисунок 15 – Оценка достоверности моделей (вторая часть)

3.4 Обобщенная по результатам моделирования. Текущая модель: "RBF"

Идентификатор модели	Идентификатор критерия	A Точность модели (Минимум)	A Точность модели (Максимум)	L2-норма (L2-норма)	Полное количество признаков	Полное количество признаков	Полное количество признаков	Полное количество признаков	Полное количество признаков	Полное количество признаков	Дата создания модели	Время обучения (минуты)
1 ABS	частный критерий: количество ошибок (стандарт)	0,456	1,800	0,719	100,800	0,820	99,868		50,019	08.02.2024	22:42:11	
2 ABS	частный критерий: количество ошибок (стандарт) / шаг	0,472	1,800	0,806	100,800	0,820	99,868		50,019	08.02.2024	22:42:11	
3 RBF1	частный критерий: шаг, вероятность того, что критерий не...	0,456	1,800	0,719	100,800	0,820	99,868		50,019	08.02.2024	22:42:12	
4 RBF2	частный критерий: шаг, вероятность того, что критерий не...	0,484	1,800	0,859	100,800	0,820	99,868		50,019	08.02.2024	22:42:12	
5 RBF3	частный критерий: шаг, вероятность того, что критерий не...	0,456	1,800	0,719	100,800	0,820	99,868		50,019	08.02.2024	22:42:12	
6 RBF4	частный критерий: шаг, вероятность того, что критерий не...	0,484	1,800	0,859	100,800	0,820	99,868		50,019	08.02.2024	22:42:12	
7 RBF5	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,322	0,437	0,364	11,290	99,367	0,643	88,719	55,324	08.02.2024	22:42:13	
8 RBF6	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,399	0,781	0,529	85,484	46,823	33,977	18,514	75,763	08.02.2024	22:42:13	
9 RBF7	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,312	0,437	0,364	11,290	99,367	0,643	88,719	55,324	08.02.2024	22:42:14	
10 RBF8	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,399	0,781	0,529	85,484	46,823	33,977	18,514	75,763	08.02.2024	22:42:14	
11 RBF9	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,549	0,595	0,567	57,258	71,862	20,138	42,742	64,568	08.02.2024	22:42:15	
12 RBF10	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,721	0,570	0,640	57,258	71,862	20,138	42,742	64,568	08.02.2024	22:42:15	
13 RBF11	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,911	0,461	0,612	5,645	99,856	0,144	94,355	52,798	08.02.2024	22:42:16	
14 RBF12	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,485	0,870	0,806	95,548	54,343	30,857	6,452	79,546	08.02.2024	22:42:16	
15 RBF13	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,911	0,461	0,612	5,645	99,856	0,144	94,355	52,798	08.02.2024	22:42:16	
16 RBF14	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,485	0,870	0,806	95,548	54,343	30,857	6,452	79,546	08.02.2024	22:42:16	
17 RBF15	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,522	0,574	0,547	56,452	63,863	36,137	43,548	60,157	08.02.2024	22:42:17	
18 RBF16	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,223	0,701	0,239	57,258	59,774	40,226	42,742	58,518	08.02.2024	22:42:17	
19 RBF17	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,522	0,574	0,547	56,452	63,863	36,137	43,548	60,157	08.02.2024	22:42:18	
20 RBF18	частный критерий: количество значений по A (различия) и...	0,223	0,701	0,239	57,258	59,774	40,226	42,742	58,518	08.02.2024	22:42:18	

Рисунок 16 – Оценка достоверности моделей (третья часть)

Важно 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.

На рисунке 17 представлены частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений в СК-модели ABS по данным обучающей выборки.

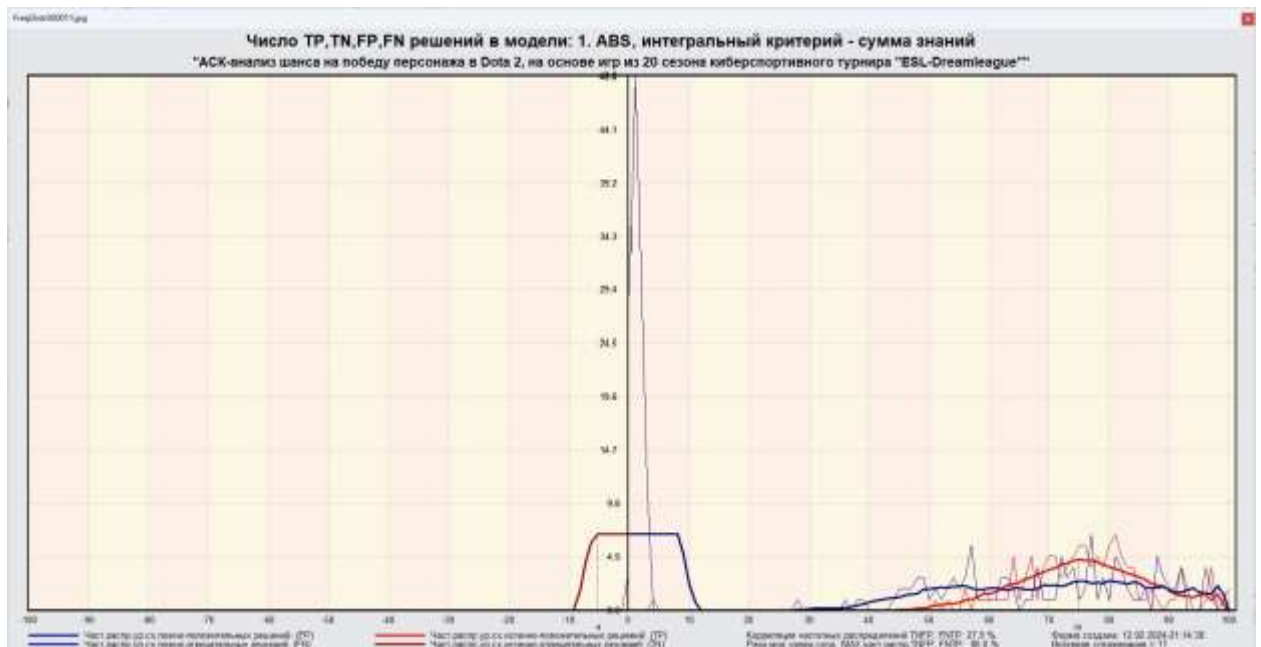


Рисунок 17 – Частотные распределение модели ABS

Левое распределение включает только истинно-отрицательные, а правое включает ложно-положительные и истинно-положительные решения. Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации видов героев по его характеристикам и другие задачи.

Для положительных решений от 0% до примерно 63% количество ложных решений больше положительных. Начиная от примерно 63% до примерно 88% количество истинных решений больше. Далее от примерно 88% до 100% количество ложных решений немного больше истинных.

3.5 Задача – 5. Выбор наиболее достоверной модели

Все последующие задачи решаются в наиболее достоверной модели.

Причины этого просты. Если модель достоверна, то:

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

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

Выберем одну из наиболее достоверных моделей INF4, что показано на рисунках 18 и 19.

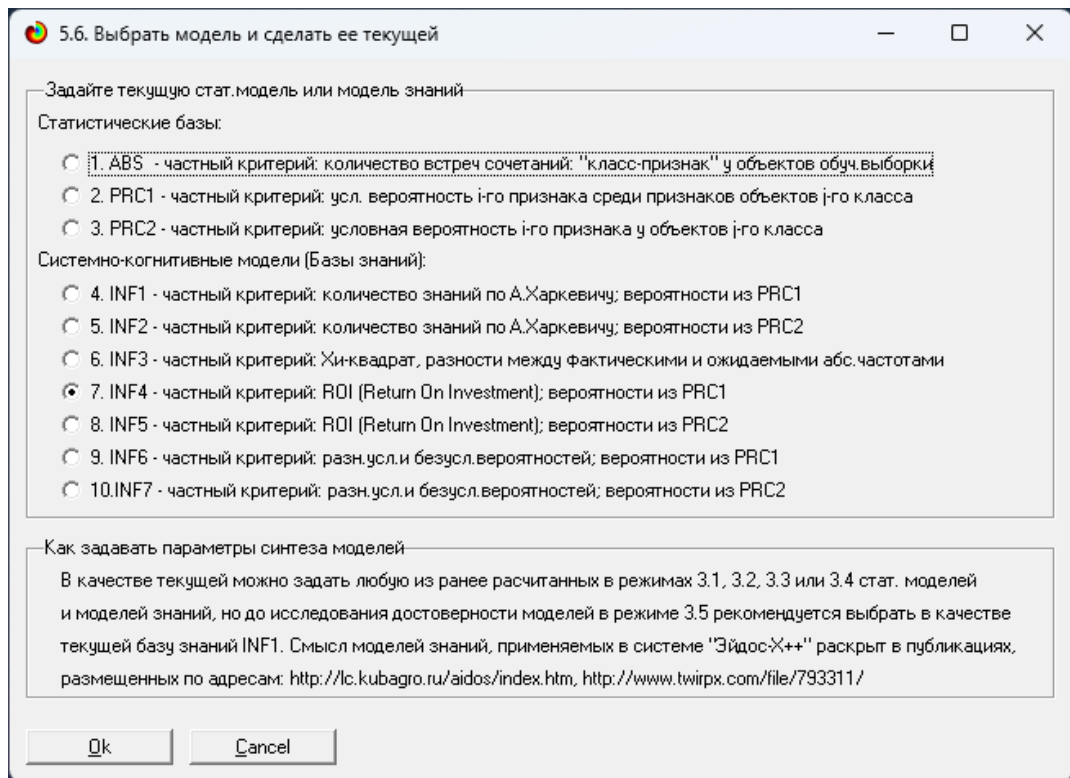


Рисунок 18 – Выбор текущей модели

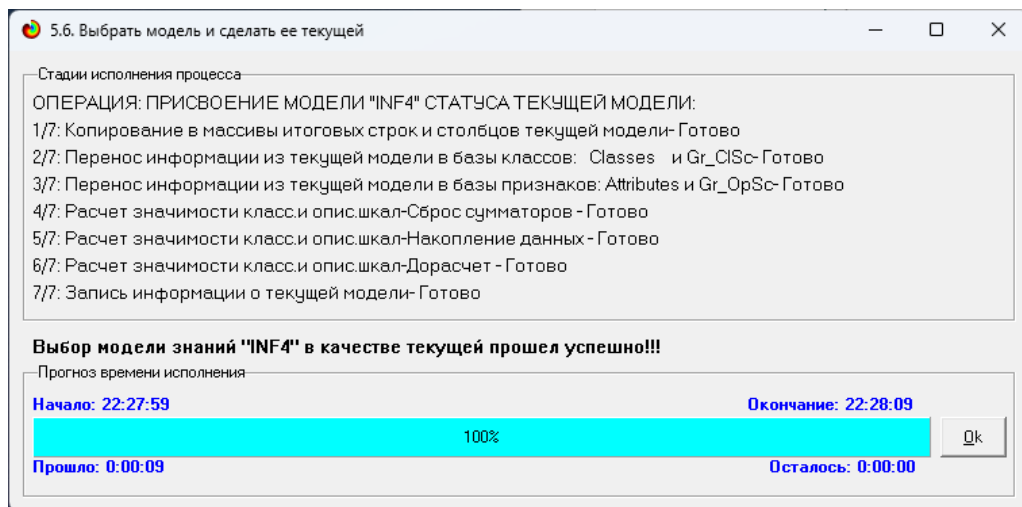


Рисунок 19 – Исполнение присвоения статуса текущей модели

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 разработкой и реализацией в системе «Эйдос» высокоэффективных алгоритмов распознавания и использованием графического процессора (GPU) для расчетов эта проблема практически снялась.

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

- подробно наглядно: «Объект – классы»;
- подробно наглядно: «Класс – объекты»;
- итого наглядно: «Объект – класс»;
- итого наглядно: «Класс – объект»;
- подробно сжато: «Объекты – 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;
 - достоверность идентификации объектов при разных моделях и интегральных критериях;

- достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях;
- объединение в одной БД строк по самым достоверным моделям;
- вывод результатов распознавания в стиле «Inp_data.xlsx»;
- частотное распределение наблюдений по самым похожим классам;
- распределение уровней сходства наблюдений по всем классам.

На рисунках 20 и 21 приведены примеры прогноза высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели INF4 на основе наблюдения предыстории их развития. Визуализация результатов распознавания представлена в формах: «Объект – классы» и «Класс – объекты».

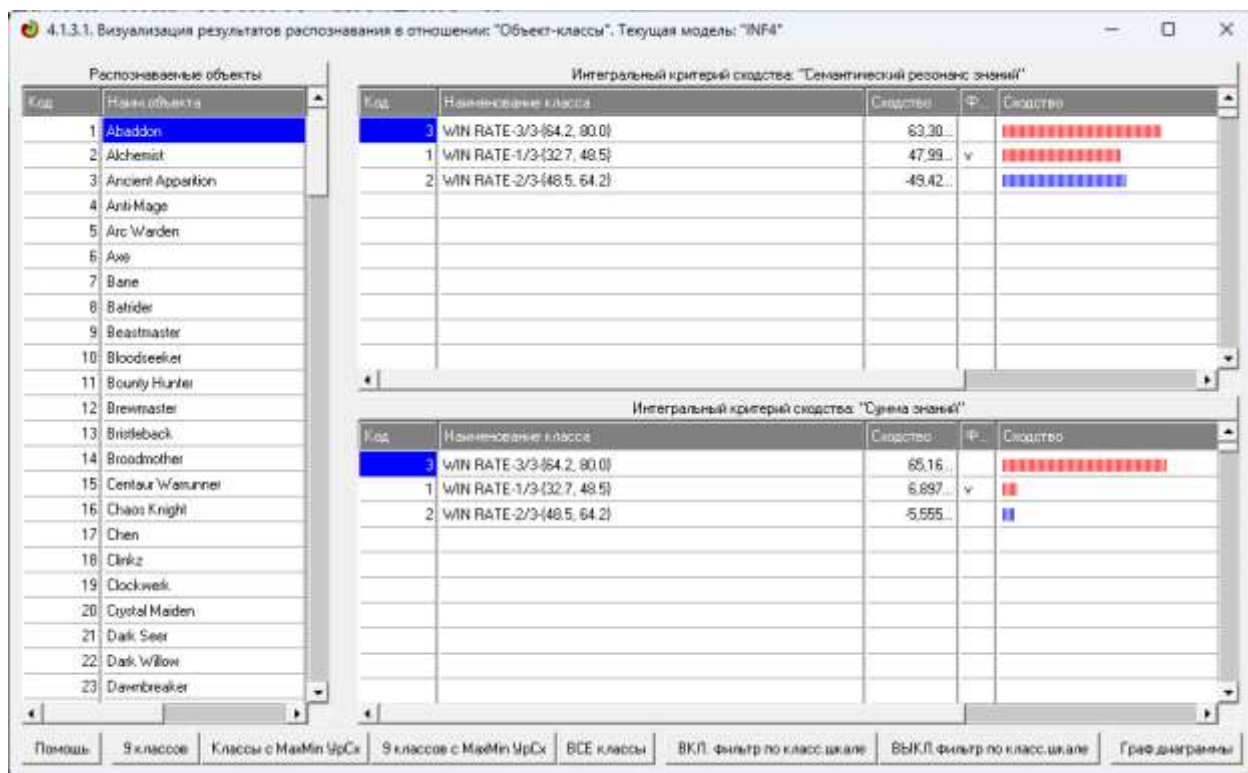


Рисунок 20 – Пример идентификации объектов в модели INF4

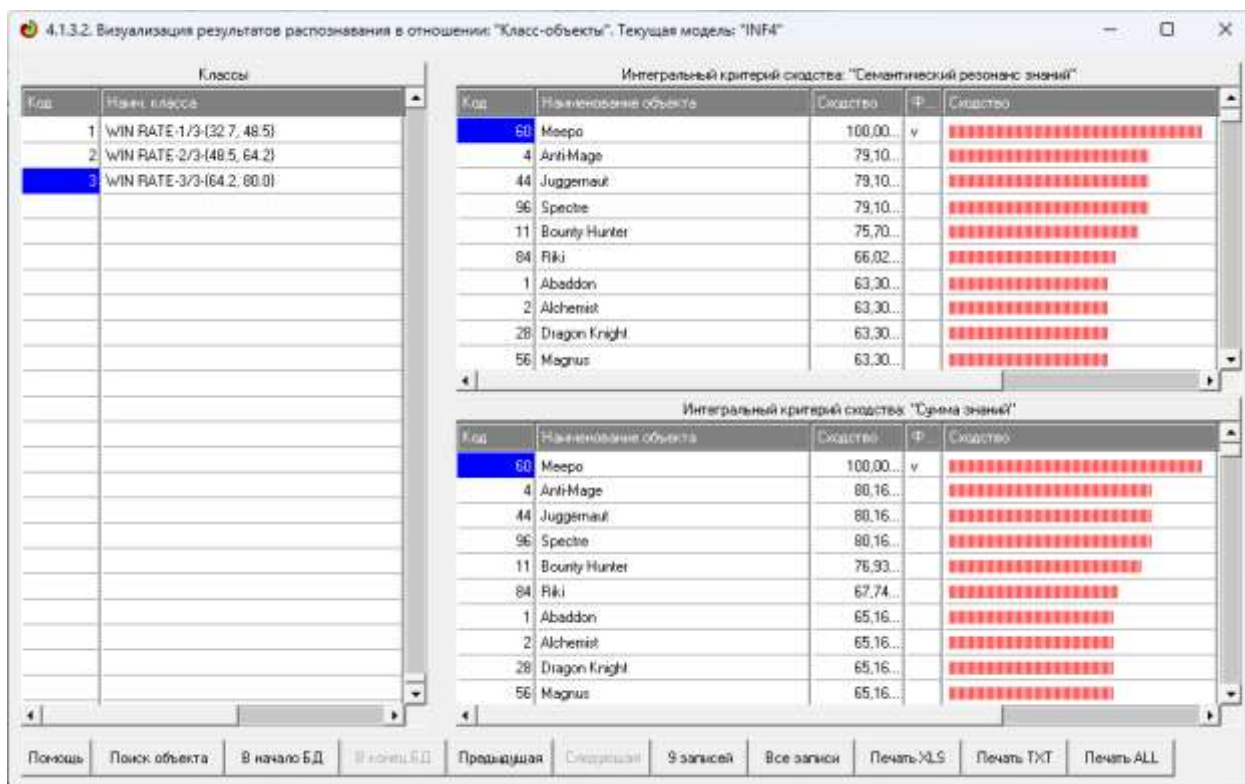


Рисунок 21 – Пример идентификации объектов в модели INF4

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 режиме 5.5:

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

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

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

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

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

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий

все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

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

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

3.6.2 Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков);
– средняя информативность по вектору класса;
– среднее по вектору объекта;
– среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;
– среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

– вектор состояния j -го класса; – вектор состояния распознаваемого объекта (состояния или явления), включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

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

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

Приведенное выражение для интегрального критерия «Семантический резонанс знаний» получается непосредственно из выражения для критерия «Сумма знаний» после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{\sigma_j}$, $L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{\sigma_l}$. Поэтому по своей

сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применяя сплайнов, в частности

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

предложить неограниченное количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

3.6.3 Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

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

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

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

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»).

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

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно (альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

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

факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области.

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

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

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

Инвертированная SWOT-диаграмма влияния атрибута «Ловкость» на шанс победы изображен на рисунке 23.

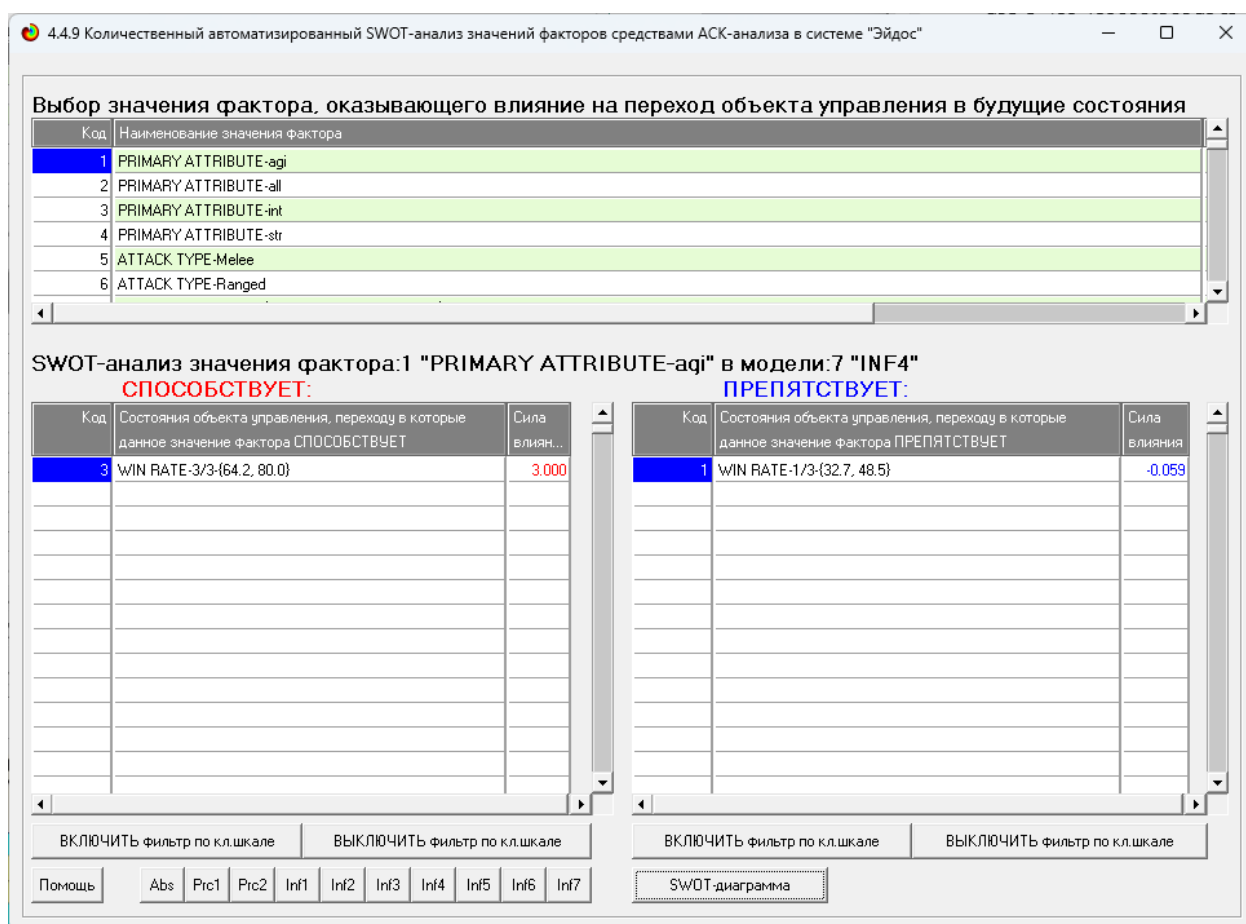


Рисунок 22 – Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов

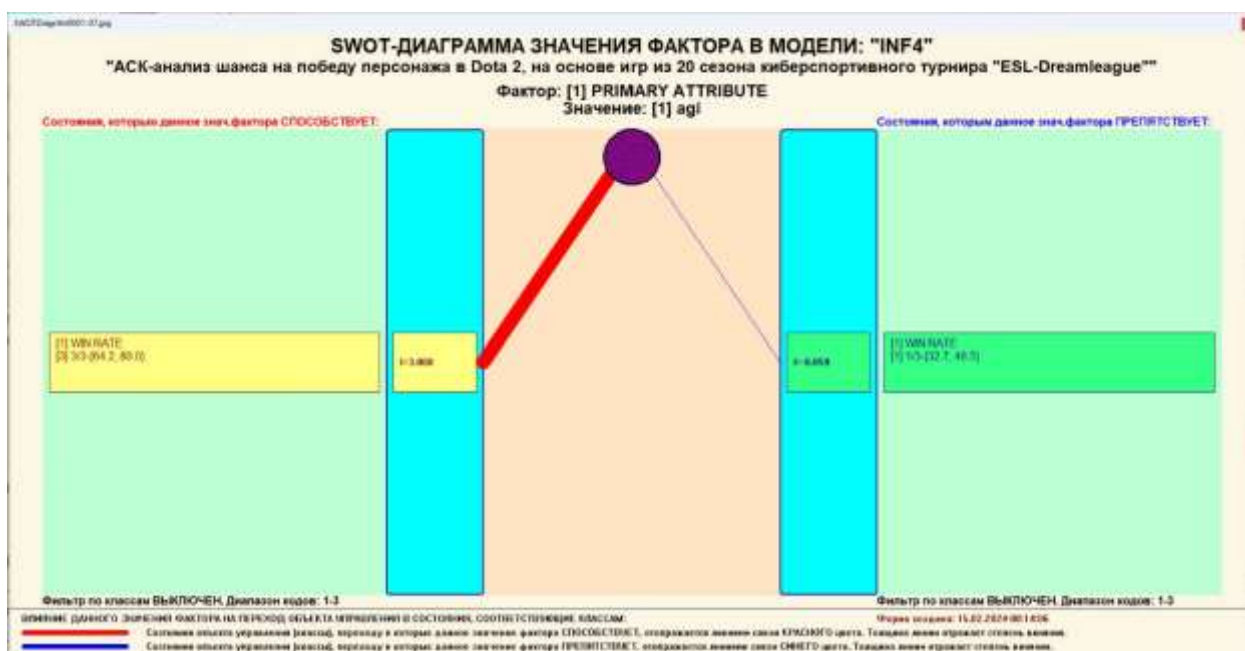


Рисунок 23 – Инвертированная SWOT-диаграмма

3.8.2 Кластерно-конструктивный анализ классов

В системе «Эйдос» (в режиме 4.2.2.1, рисунок 25) рассчитывается матрица сходства классов по системе их детерминации и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2D-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2) (рисунок 26);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3) (рисунок 27);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3) (рисунок 28).

На рисунке 24 представлены экранные формы режима 4.2.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства классов по системе их детерминации, т.е. по обуславливающим их значениям факторов.

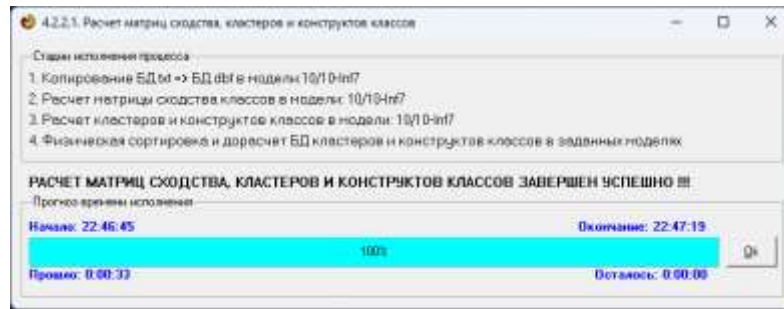


Рисунок 24 – Исполнение расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов классов

Класс	Наименование класса	Ид. класса	Наименование класса	Сходство
1	WIN RATE-1/3(32.7, 48.5)	1	WIN RATE-1/3(32.7, 48.5)	100.000
2	WIN RATE-2/3(48.5, 64.2)	3	WIN RATE-3/3(64.2, 80.0)	-5.029
3	WIN RATE-3/3(64.2, 80.0)	2	WIN RATE-2/3(48.5, 64.2)	-49.483

Рисунок 25 – Кластерно-конструктивный анализ модели INF4

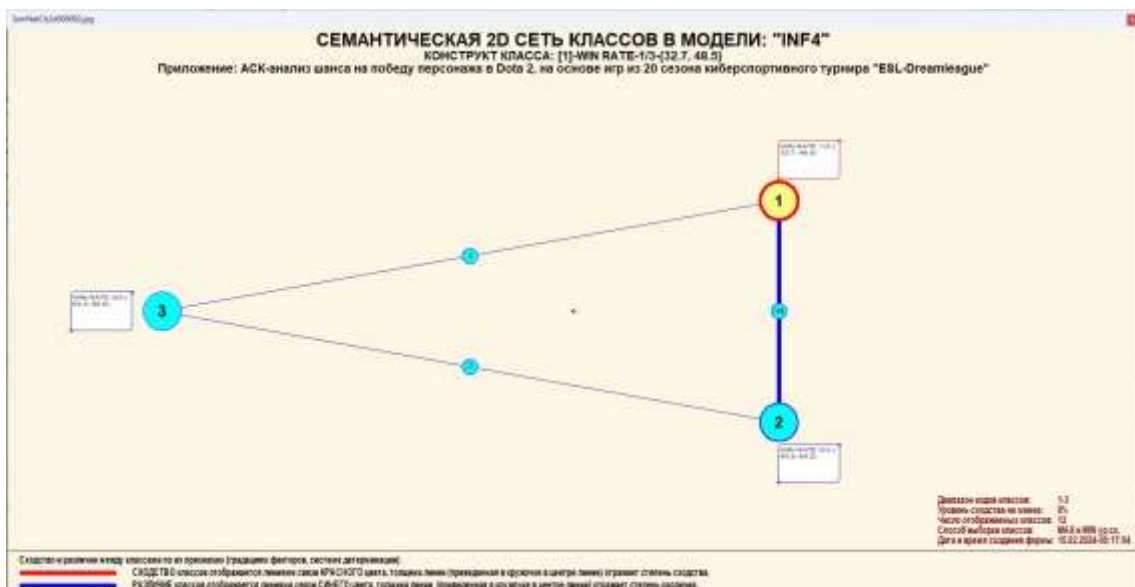


Рисунок 26 – Круговая 2D-когнитивная диаграмма классов

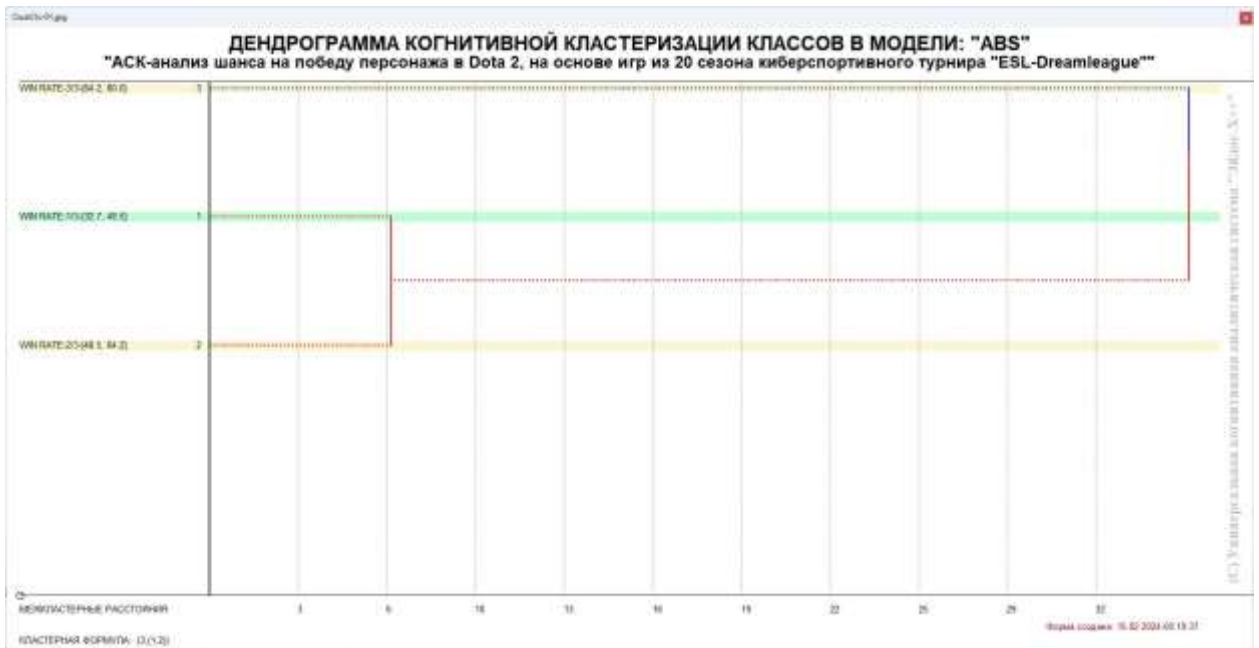


Рисунок 27 – Дендрограмма когнитивной кластеризации классов

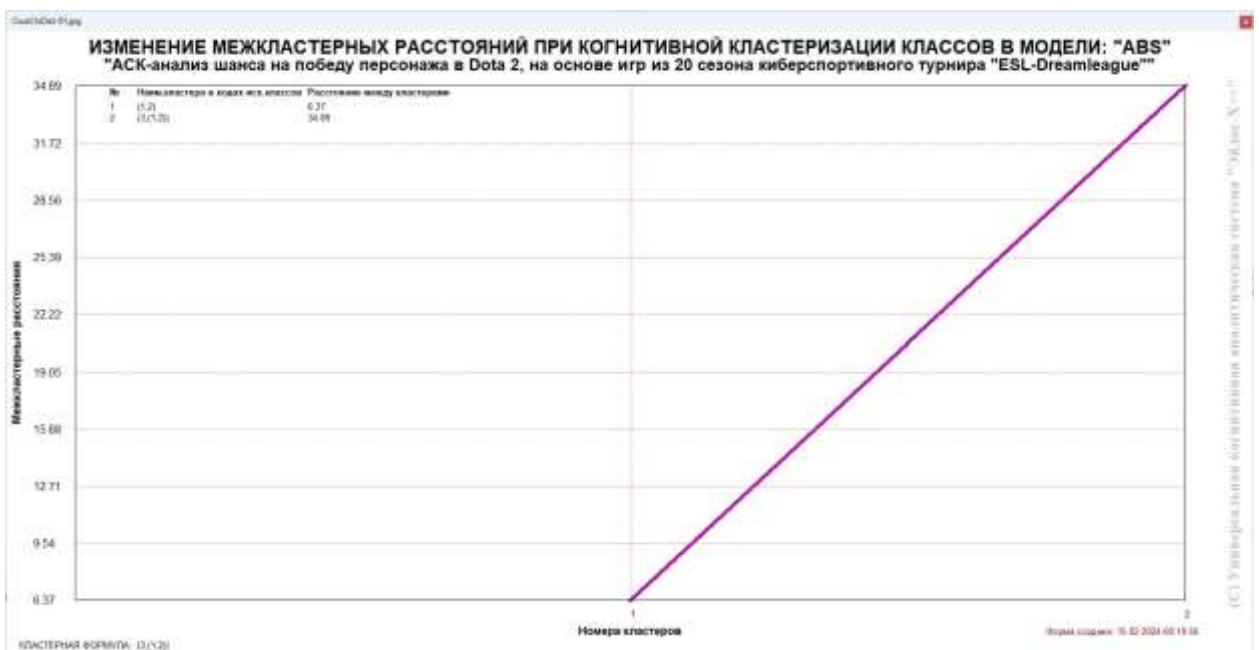


Рисунок 28 – График изменения межкластерных расстояний

3.8.3 Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

В системе «Эйдос» (в режиме 4.3.2.1, рисунок 29) рассчитывается матрица сходства признаков по их смыслу и на основе этой матрицы рассчитывается и выводится три основных формы:

- круговая 2D-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 30);
- агломеративные дендрограммы, полученные в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3) рисунок 31);
- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) (рисунок 32).

На рисунке 29 представлены экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матрицы сходства значений факторов по силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам:

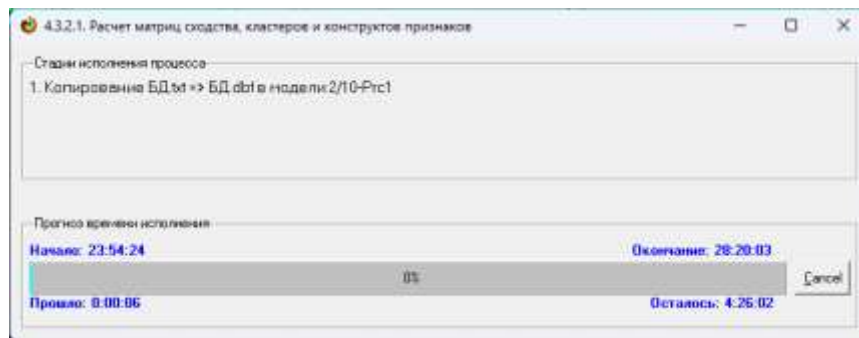


Рисунок 29 – Исполнение расчета матриц



Рисунок 30 – Круговая 2D-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели ABS

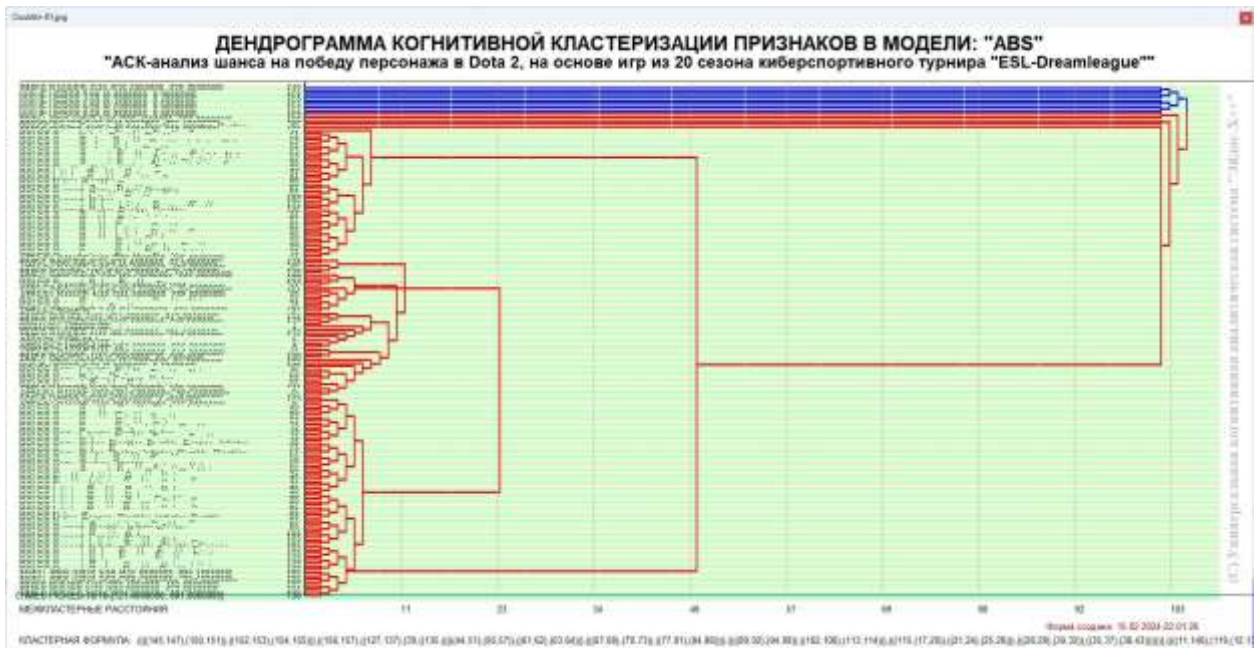


Рисунок 31 – Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной кластеризации признаков

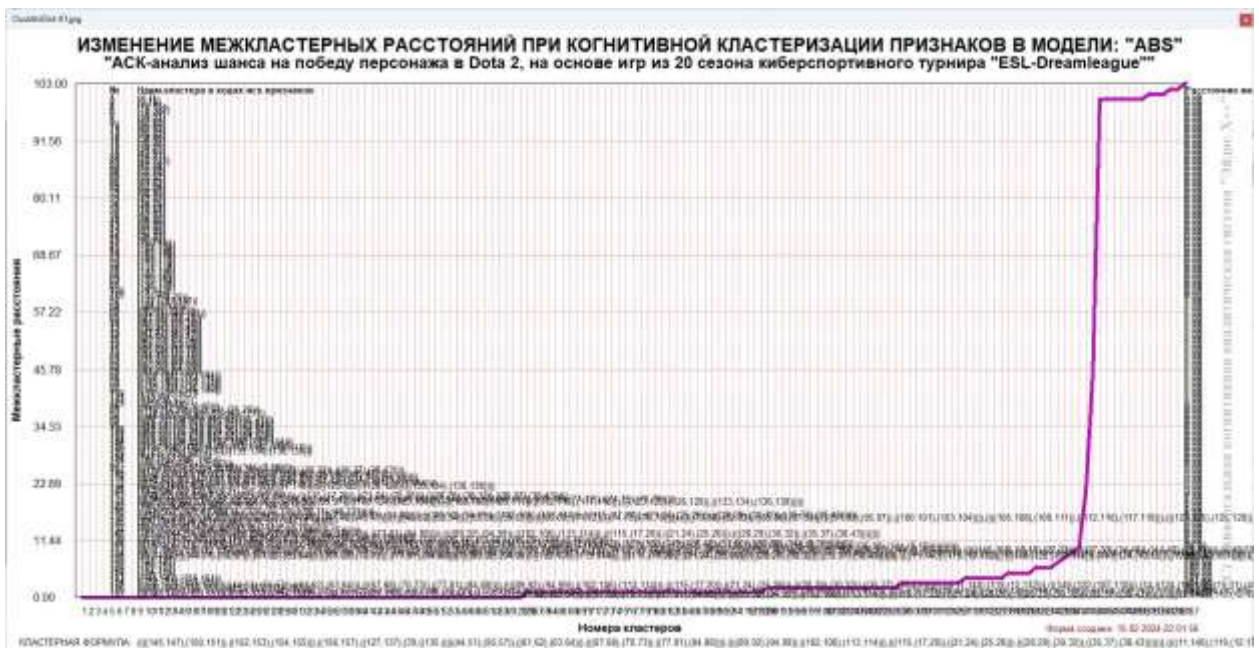


Рисунок 32 – График изменений межкластерных расстояний

3.8.4 Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

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

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

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

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

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

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

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

В системе «Эйдос» нелокальные нейроны визуализируются (режим 4.4.10 системы «Эйдос») в виде специальных графических форм, на которых сила и направление влияния рецепторов нейрона на степень его активации/торможения, которые отображаются соответственно в форме цвета и толщины дендрита (рисунок 34). В форме управления визуализацией (рисунок 33) есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

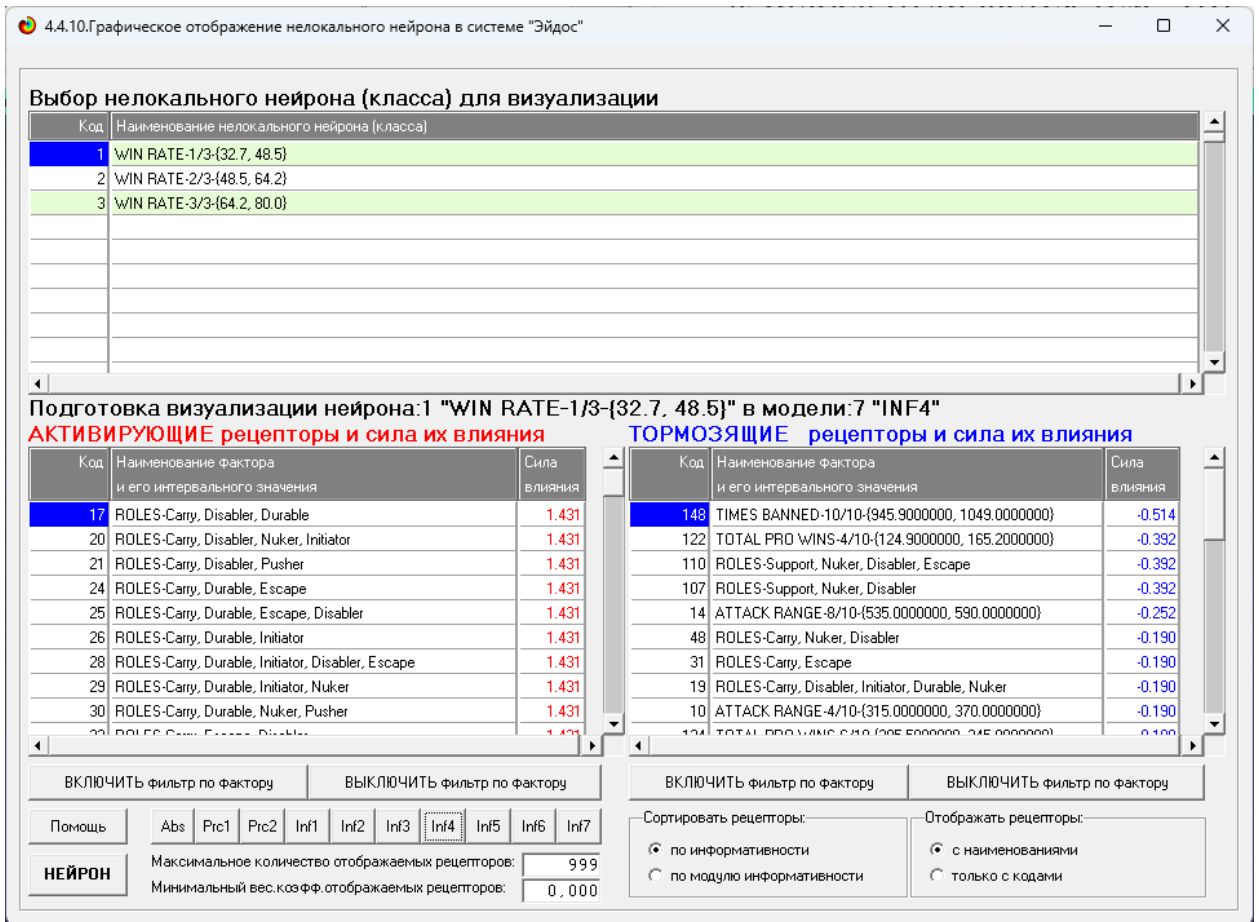


Рисунок 33 – Форма управления визуализацией нейрона



Рисунок 34 – Нелокальный нейрон, соответствующий классу WIN RATE 1/3

3.8.5 Нелокальная нейронная сеть

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

Есть также возможность визуализации любого одного слоя нелокальной нейронной сети (режим 4.4.11 системы «Эйдос», рисунок 35).

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 36). В форме управления визуализацией есть возможность задавать фильтры по факторам, которые надо визуализировать.

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

Выбор нелокальных нейронов (классов) для визуализации в нейросети

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	WIN RATE-1/3 (32.7, 48.5)
2	WIN RATE-2/3 (48.5, 64.2)
3	WIN RATE-3/3 (64.2, 80.0)

Максимальное количество отображаемых нейронов: 16
Максимальное количество отображаемых связей: 1000

Подготовка визуализации нейрона: 1 "WIN RATE-1/3 (32.7, 48.5)" в модели: 7 "INF4"

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
17	ROLES-Casy, Disabler, Durable	1.431
20	ROLES-Casy, Disabler, Nuker, Initiator	1.431
21	ROLES-Casy, Disabler, Pusher	1.431
24	ROLES-Casy, Durable, Escape	1.431
25	ROLES-Casy, Durable, Escape, Disabler	1.431
26	ROLES-Casy, Durable, Initiator	1.431
28	ROLES-Casy, Durable, Initiator, Disabler, Escape	1.431
29	ROLES-Casy, Durable, Initiator, Nuker	1.431
30	ROLES-Casy, Durable, Nuker, Pusher	1.431

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
148	TIMES BANNED-10/10 (945 9000000, 1049 0000000)	-0.514
122	TOTAL PRO WINS-4/10 (124 9000000, 165 2000000)	-0.392
110	ROLES-Support, Nuker, Disabler, Escape	-0.392
107	ROLES-Support, Nuker, Disabler	-0.392
14	ATTACK RANGE-8/10 (535 0000000, 590 0000000)	-0.252
48	ROLES-Casy, Nuker, Disabler	-0.190
31	ROLES-Casy, Escape	-0.190
19	ROLES-Casy, Disabler, Initiator, Durable, Nuker	-0.190
10	ATTACK RANGE-4/10 (315 0000000, 370 0000000)	-0.190

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору | ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

НейроСеть: Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Максимальное количество отображаемых рецепторов: 16
Отображать связи с интенсивностью >= % от макс.: 0.000

Сортировать связи:
 по модулю информативности
 по информативности и знаку

Отображать наименования:
 нейроны
 рецепторы

Рисунок 35 – Визуализация слоя нелокальной нейронной сети

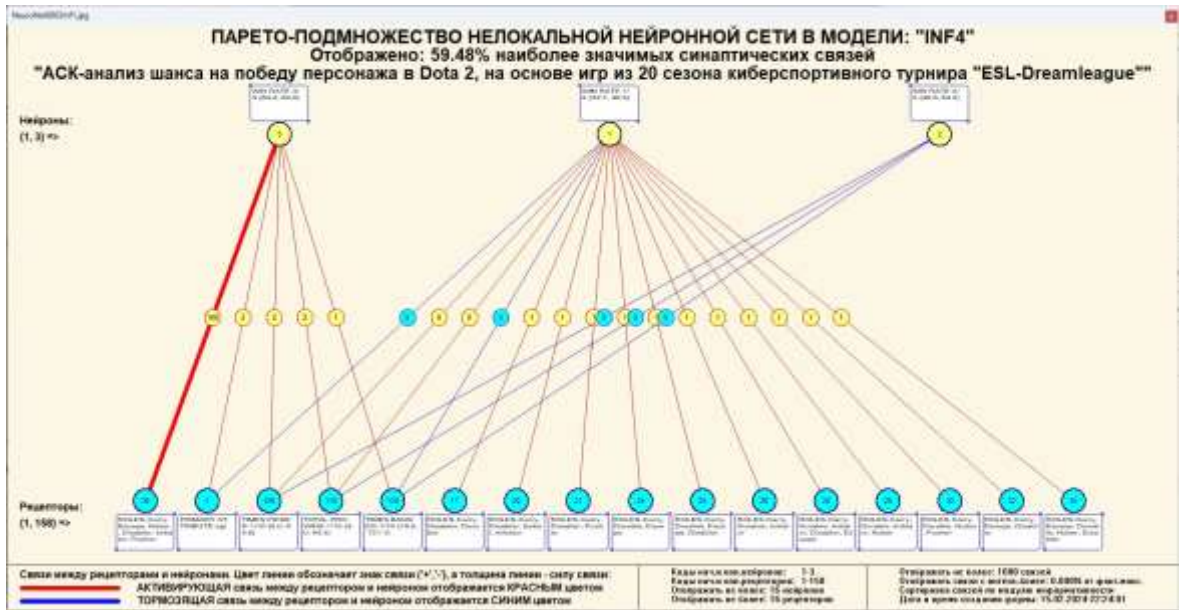


Рисунок 36 – Нейронная сеть в СК-модели INF4

3.8.6 3D-интегральные когнитивные карты

3D-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивной диаграммы классов (рисунок 26) вверху и когнитивной диаграммы значений факторов (рисунок 30) внизу и соединяющего их одного слоя нейронной сети (рисунок 36) (режим 4.4.12 системы «Эйдос» рисунок 37) (рисунок 38):

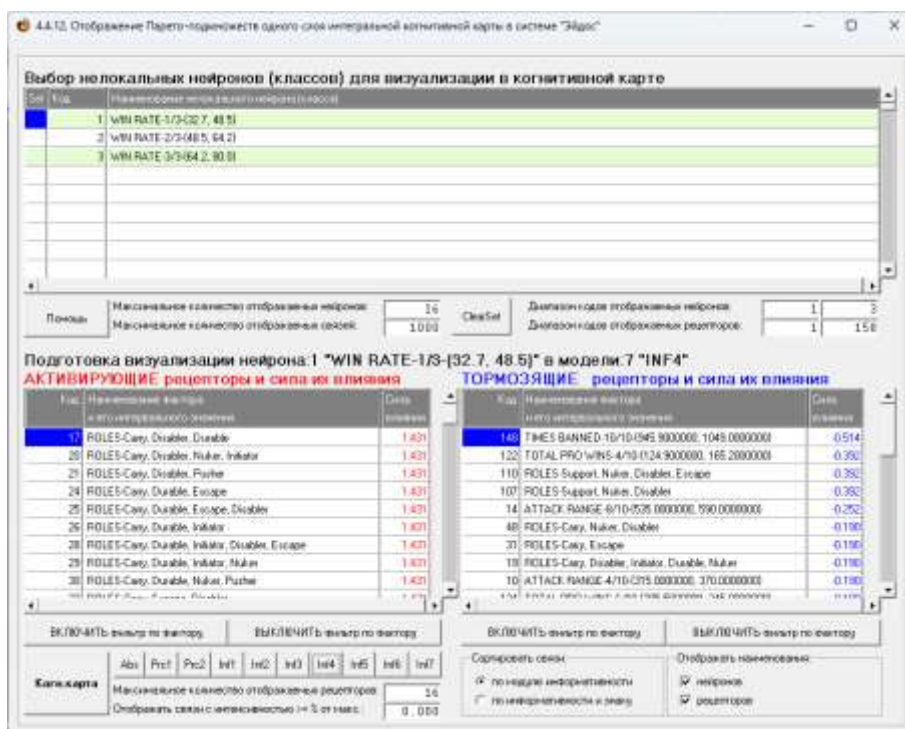


Рисунок 37 – Составление слоя интегральной когнитивной карты

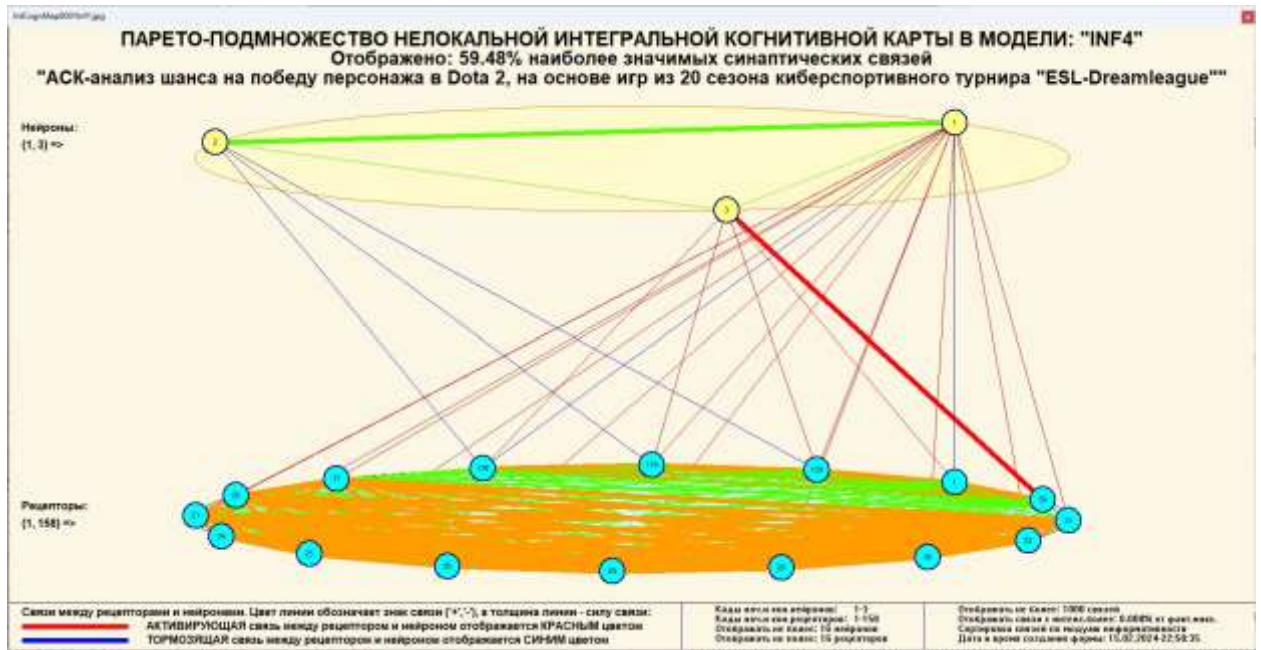


Рисунок 38 – 3D-когнитивная диаграмма классов и признаков

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, одним из первых писал Дьердь Пойа. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в 2002 году.

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

Примеры экранной формы управления (рисунок 39) и 2D-интегральной когнитивной карты содержательного сравнения классов по их системе детерминации приведены ниже на рисунке 40. Всего системой в данной модели генерируется 324 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся.

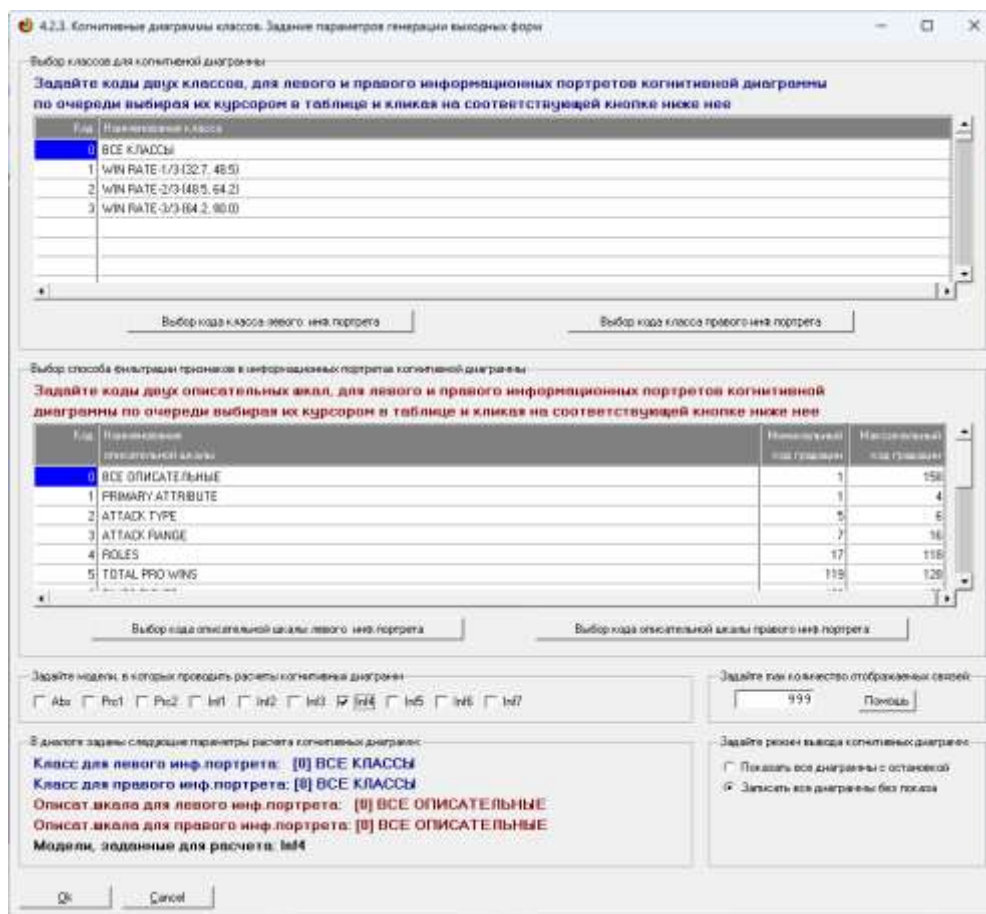


Рисунок 39 – Задание параметров генерации когнитивной диаграммы классов



Рисунок 40 – Пример 2D-интегральной когнитивной карты содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF4

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

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

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

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

Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос» (рисунок 41).

Примеры экранной формы управления и 2D-интегральной когнитивной карты содержательного сравнения значений факторов по их силе и направлению их влияния на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам, приведена ниже на рисунке 42.

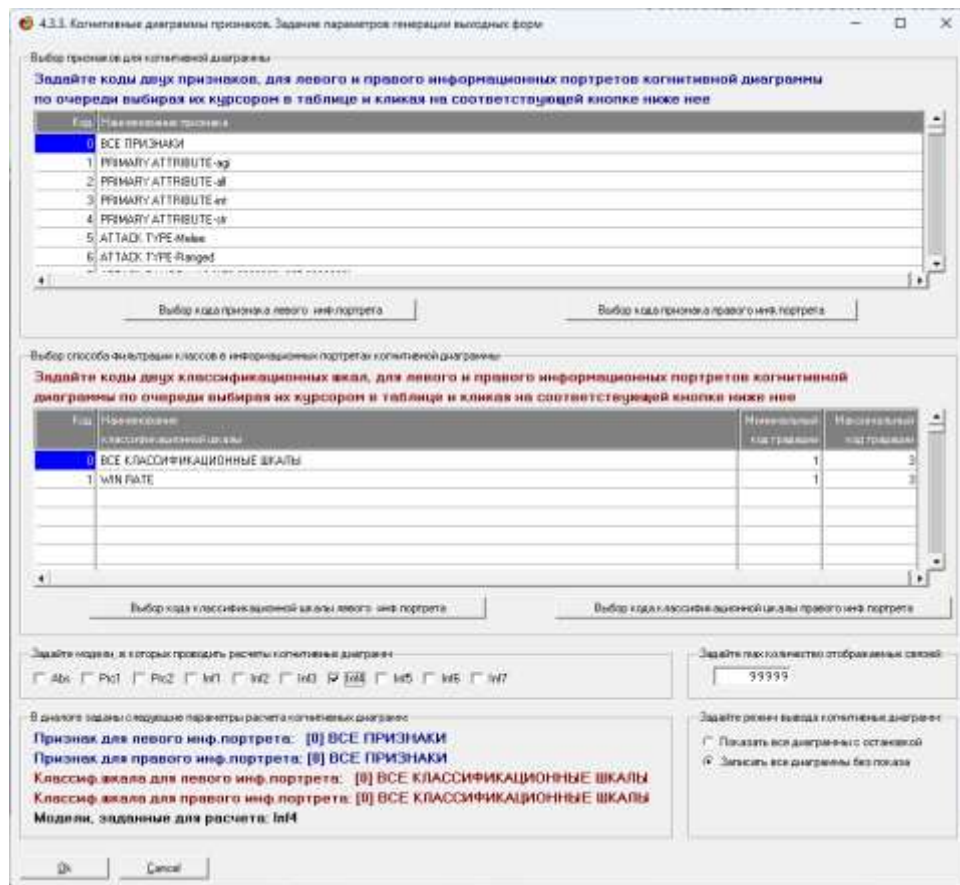


Рисунок 41 – Задание параметров генерации когнитивной диаграммы признаков

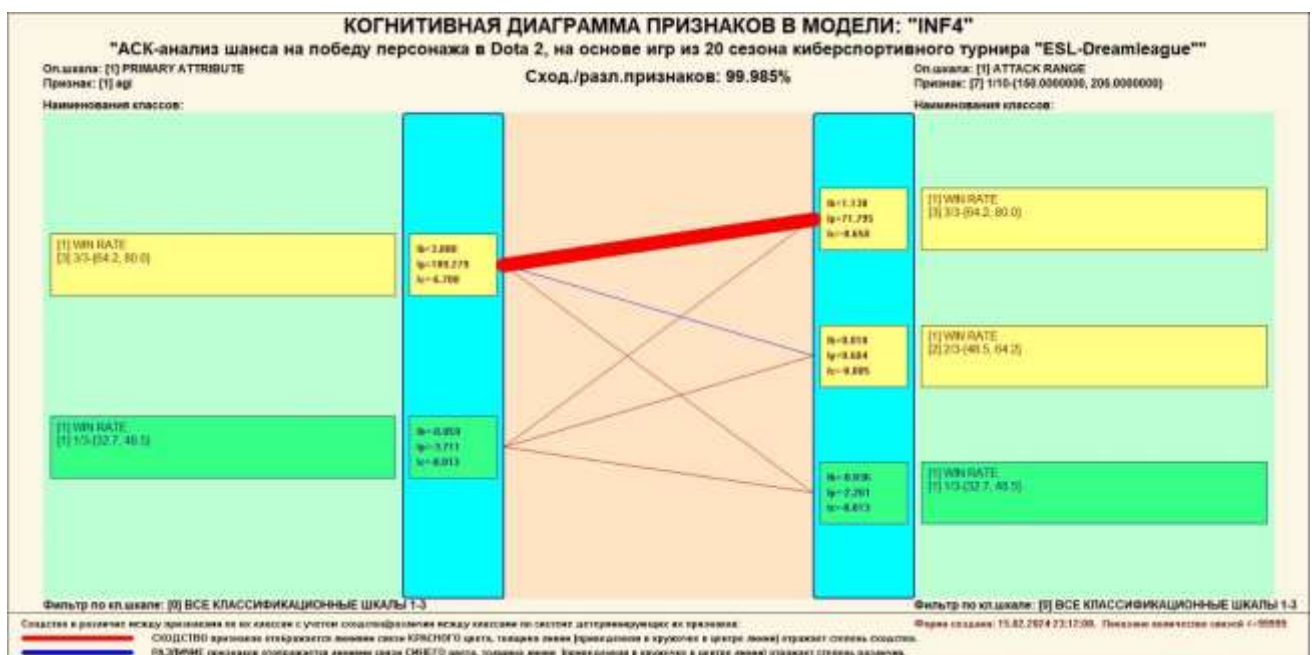


Рисунок 42 – Пример интегральной когнитивной карты содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояния, соответствующей классу в СК-модели INF4

Всего системой в данной модели генерируется 156 подобных диаграмм, поэтому, естественно, все они не приводятся.

3.8.9 Когнитивные функции

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

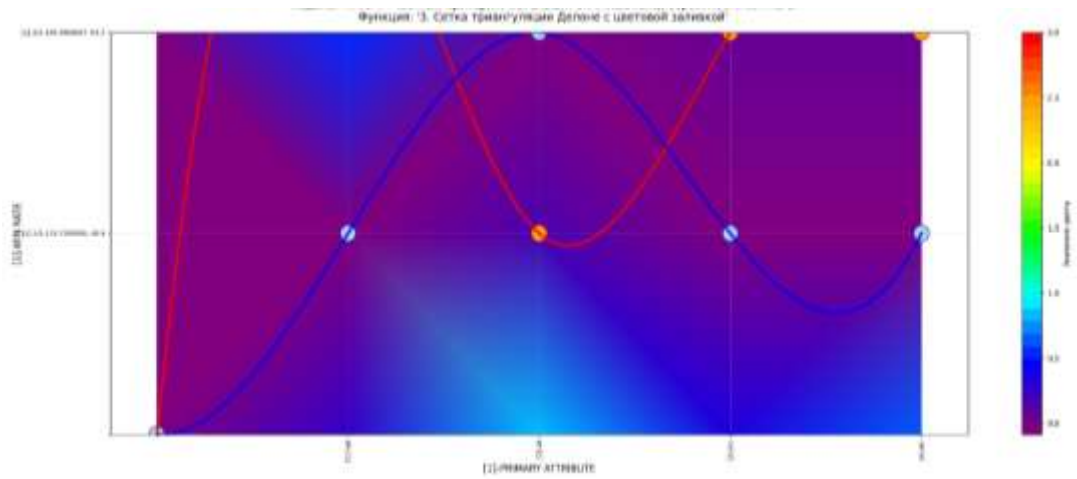
Когнитивные функции отображают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационной шкалы. При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится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

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

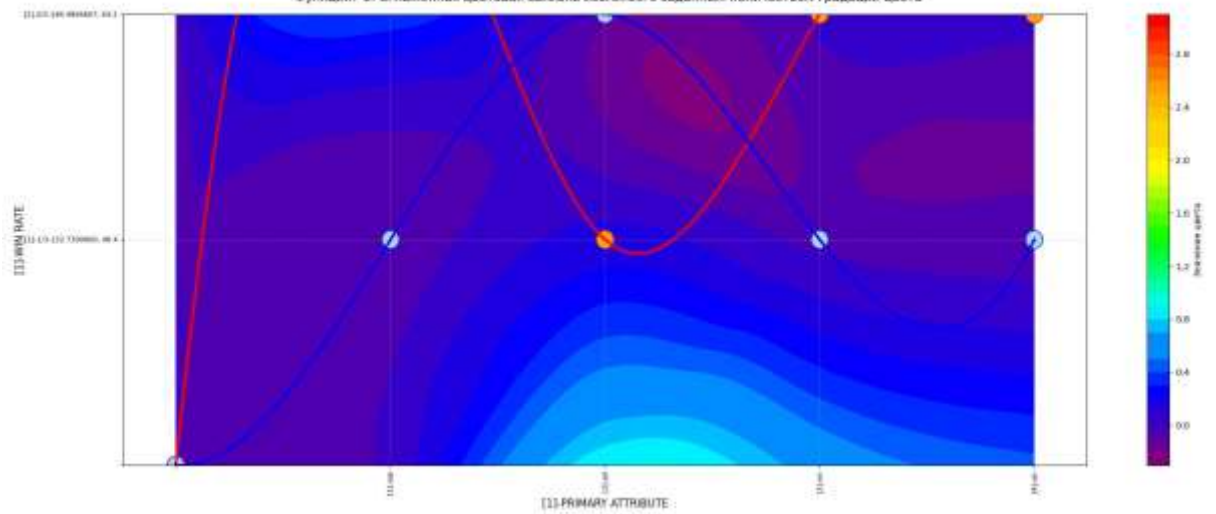
В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режиме 4.5 (рисунки 43). Первая экранная форма данного режима представляет собой краткий хелп, поясняющий смысл понятия «Когнитивная функция», а также позволяющий выйти на экранную форму системы «Эйдос» с действующими гиперссылками на работы по когнитивным функциям, а также страницы сайта автора со списком этих работ и работ автора по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания.

Необходимо отметить, что модели системы «Эйдос» – это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они отражают причинно-следственные

связи, но не отражают механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже экспертами на теоретическом уровне познания в содержательных научных законах.



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
 Приложение: 'АСК-анализ шанса на победу персонажа в Dota 2, на основе игр из 20 сезона киберспортивного турнира "ESL-DreamLeague"
 Модель: '7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ
 Приложение: 'АСК-анализ шанса на победу персонажа в Dota 2, на основе игр из 20 сезона киберспортивного турнира "ESL-DreamLeague"
 Модель: '7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC-1'
 Функция: '4. Сглаженные изолинии триангуляции Делоне с цветовой заливкой'

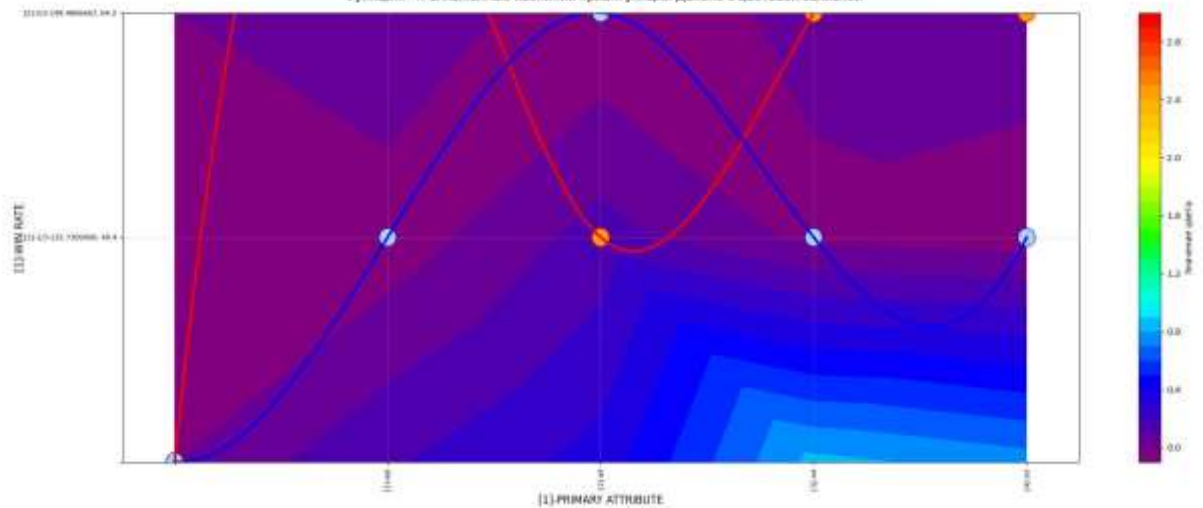


Рисунок 43 – Примеры когнитивных функций в СК-модели INF4

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

3.8.10 Значимость описательных шкал и градаций

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

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

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

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

На рисунке 44 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4:

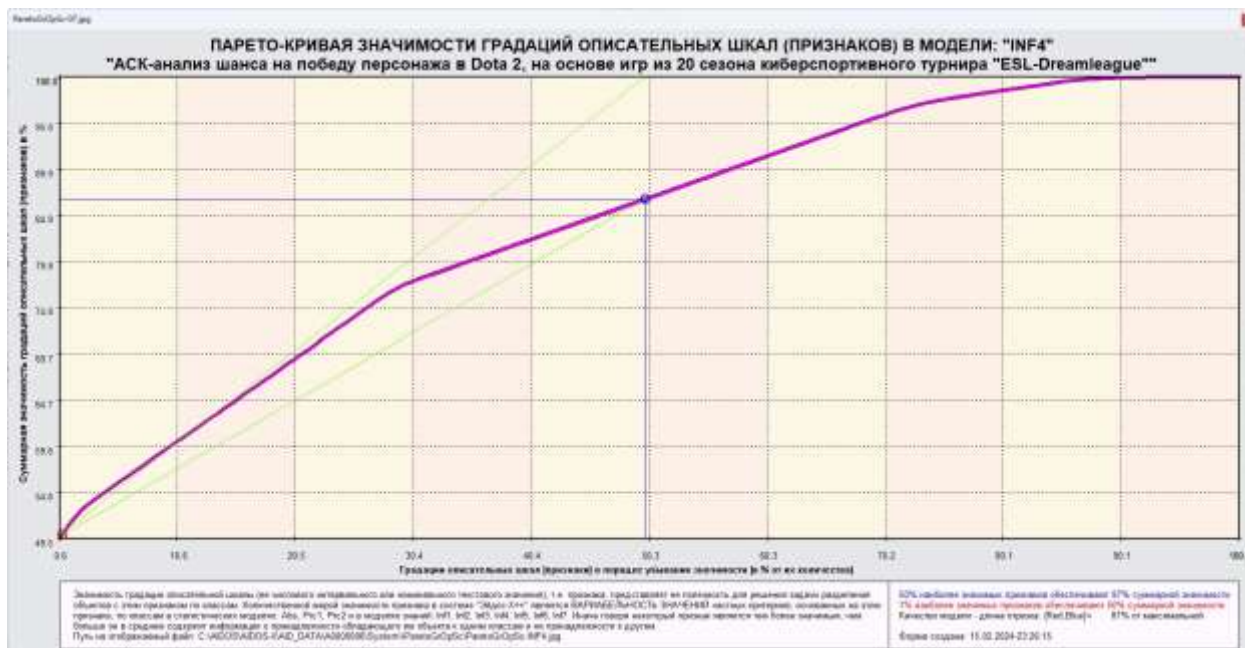


Рисунок 44 – Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF4.

Из рисунка 44 видно, что примерно пятая часть наиболее ценных значений факторов обеспечивает половину суммарного влияния всех значений факторов, а половина наиболее ценных значений факторов обеспечивает 85% суммарного влияния.

3.8.11 Степень детерминированности классов и классификационных шкал

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

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

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

На рисунке 45 приведена экранная форма режима 3.7.3 системы «Эйдос», содержащие информацию о степени детерминированности (обусловленности) состояний объекта моделирования действующими на него факторами:



Рисунок 45 – Парето-кривая степени детерминированности классов в СК-модели INF4

4 ОБСУЖДЕНИЕ

Сверхзадачей искусственного интеллекта является построение компьютерной интеллектуальной системы, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его. Самую существенную часть систем искусственного интеллекта составляют экспертные системы. Экспертная система обычно определяется как программа ЭВМ, моделирующая действия эксперта человека при решении задач в узкой предметной области: составление базы знаний и накопления их.

В данной курсовой работе было показано построение модели зависимости шанса на победу персонажа в Dota 2, на основе игр из 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague» системой искусственного интеллекта «Эйдос».

При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель ABS, при интегральном критерии «Сумма абсолютных частот по признакам». Точность модели составила 0,676, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 49,4%.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение, проведенное исследование системно-когнитивного анализа шанса на победу персонажа в игре Dota 2, с использованием системы «Эйдос», позволило получить важные данные в динамику киберспортивных соревнований. Анализ методов формирования обобщенных образов классов, а также исследование решений для идентификации конкретных объектов с классами принятия решений, дали нам возможность лучше понять факторы, влияющие на успех персонажа в различных игровых сценариях.

Системно-когнитивный подход, примененный в данном исследовании, предоставил более глубокий анализ действий игроков в условиях высокой динамичности и неопределенности игрового пространства. Полученные результаты могут быть использованы для разработки более эффективных стратегий игры, а также для тренировки и анализа профессиональных киберспортсменов.

Основываясь на данных из 20 сезона киберспортивного турнира «ESL Dreamleague», можно сделать вывод, что успешность персонажа в Dota 2 зависит не только от индивидуального мастерства игрока, но также от способности корректного выбора необходимо персонажа.

Таким образом, результаты данного исследования могут иметь практическое значение для тренировки киберспортсменов, а также для разработки инструментов и стратегий, направленных на улучшение эффективности игры в Dota 2.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. 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. – Режим доступа: [http://ej.kubagro.ru/2019/06/pdf/15.pdf,3,188у.п.л.](http://ej.kubagro.ru/2019/06/pdf/15.pdf,3,188у.п.л.;);

2. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.;

3. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: [http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf, 3,125 у.п.л.](http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf,3,125 у.п.л.;);

4. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа:

<http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>,

2,062

у.п.л..

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057.;>

5. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности /Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\ 0077, IDA [articleID]:0671103018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf> ,2,688у.п.л;

6. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.3.;

7. 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.;

8. 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.;

9. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- X++» Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.;

10. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.рус.