

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

Факультет прикладной информатики

АСК-анализ факторов, влияющих на высшие спортивные достижения

Выполнила: Степаненко Анастасия Романовна
Группа: ПИ2201

Краснодар
2026

СОДЕРЖАНИЕ

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)	5
1.1. ОПИСАНИЕ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
1.2. ОБЪЕКТ И ПРЕДМЕТ ИССЛЕДОВАНИЯ	6
1.3. ПРОБЛЕМА, РЕШАЕМАЯ В РАБОТЕ И ЕЕ АКТУАЛЬНОСТЬ	6
1.4. ЦЕЛЬ РАБОТЫ	6
2. METHODS (МЕТОДЫ)	6
2.1. ОБОСНОВАНИЕ ТРЕБОВАНИЙ К МЕТОДУ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	7
2.2. ЛИТЕРАТУРНЫЙ ОБЗОР МЕТОДОВ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ, ИХ ХАРАКТЕРИСТИКА И ОЦЕНКА СТЕПЕНИ СООТВЕТСТВИЯ ОБОСНОВАННЫМ ТРЕБОВАНИЯМ	7
2.3. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ (АСК-АНАЛИЗ) КАК МЕТОД РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ	7
2.4. СИСТЕМА «ЭЙДОС» – ИНСТРУМЕНТАРИЙ АСК-АНАЛИЗА	9
2.5. ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ РАБОТЫ	16
3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)	19
3.1. ЗАДАЧА-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ. ДВЕ ИНТЕРПРЕТАЦИИ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ	19
<i>3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	19
<i>3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	20
3.2. ЗАДАЧА-2. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	21
<i>3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	21
<i>3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	21
3.3. ЗАДАЧА-3. СИНТЕЗ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ. МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКАЯ ТИПИЗАЦИЯ И ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ	27
<i>3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	27
<i>3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	35
3.4. ЗАДАЧА-4. ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	39
<i>3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	39
<i>3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе</i>	39
3.5. ЗАДАЧА-5. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	42
<i>3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	42
3.6. ЗАДАЧА-6. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ	43
<i>3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области</i>	43
3.6.1.1. Интегральный критерий «Сумма знаний».....	43
3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»	44
3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев	45

3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос».....	46
3.7. ЗАДАЧА-7. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ	50
3.7.1. Упрощенный вариант принятия решений как обратная задача прогнозирования, позитивный и негативный информационные портреты классов, SWOT-анализ.....	50
3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	50
3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос».....	51
3.7.2. Развитый алгоритм принятия решений в адаптивных интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос».....	53
3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	53
3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос».....	57
3.8. ЗАДАЧА-8. ИССЛЕДОВАНИЕ ОБЪЕКТА МОДЕЛИРОВАНИЯ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕГО МОДЕЛИ	58
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы).....	58
3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	58
3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе.....	58
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов.....	62
3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	62
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал.....	64
3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	64
3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе.....	65
3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны.....	67
3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	67
3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе.....	68
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть.....	70
3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	70
3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе.....	70
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты.....	72
3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	72
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	72
3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	72
3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе.....	73
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения).....	74
3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	74
3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе.....	75
3.8.9. Когнитивные функции.....	78

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области.....	78
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе	78
3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций	81
3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	81
3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе	82
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	84
3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области	84
3.8.11.2. Конкретное решение задачи в данной работе	85
4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ).....	86
5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)	88
REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)	89

1. INTRODUCTION (ВВЕДЕНИЕ)

1.1. Описание исследуемой предметной области

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

Спортивные достижения представляют собой сложный многофакторный феномен, имеющий высочайший уровень системности. В качестве спортивной системы правильно рассматривать не самого спортсмена (изолированно), а спортсмена в совокупности с его физиологическими параметрами, спортивной специализацией, условиями подготовки и соревновательной деятельности.

В условиях глобальной конкуренции в мировом спорте важно выявлять и анализировать факторы, способствующие достижению высших спортивных результатов, в частности, завоеванию олимпийских медалей. Однако этому процессу препятствует многомерность и нелинейность взаимосвязей между характеристиками спортсменов и их итоговыми достижениями.

Устойчивость к достижению высших спортивных результатов является ярко-выраженным эмерджентным (системным) свойством, зависящим от множества факторов: демографических (пол, возраст), антропометрических (рост, вес), спортивно-квалификационных (вид спорта, событие, тип участия), историко-статистических (год события, опыт участия, успехи страны) и других.

В ряде научных работ обосновывается перспективность использования системно-когнитивных методов для анализа эмпирических данных в области спорта высших достижений. Для анализа эмпирических данных в данной работе используются традиционные методы статистики в сочетании с АСК-анализом.

Эти исследования показывают, что различные комбинации факторов по-разному влияют на вероятность достижения спортивных успехов, причем различные виды спорта и категории спортсменов реагируют на эти факторы неодинаково.

В данной статье для анализа эмпирических данных в области спорта высших достижений предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример на основе данных об олимпийских атлетах. Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в области спортивной аналитики, для выработки практических рекомендаций

и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

1.2. Объект и предмет исследования

Объект исследования (моделирования) – спортивные достижения олимпийских атлетов.

Предмет исследования – выявление причинно-следственных зависимостей между характеристиками спортсменов (пол, возраст, антропометрические данные, спортивная специализация, опыт участия) и их итоговыми результатами (тип медали, количество наград, рекордные достижения).

1.3. Проблема, решаемая в работе и ее актуальность

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные (факторы, влияющие на спортивные достижения), имеют очень низкую степень формализации, т.к. формализуются в виде лингвистических (категориальных) переменных (вид спорта, событие, сезонность, тип участия и др.). При этом зависимая переменная (спортивный результат) также представлена в смешанном формате: как категориальные шкалы (тип медали, статус рекордсмена), так и числовые шкалы (значение результата, количество медалей).

Таким образом, в работе решается **проблема** построения гибридной модели, включающей как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы и обеспечивающей сопоставимость обработки данных разных типов, представленных (формализуемых) в разных типах шкал и разных единицах измерения.

Решение в данной работе проблемы сопоставимости при выявлении причинно-следственных зависимостей влияния комплекса факторов на высшие спортивные достижения, делает данную работу **актуальной**.

1.4. Цель работы

Целью работы является решение поставленной проблемы – построение системно-когнитивной модели, позволяющей выявлять значимые факторы, влияющие на достижение высших спортивных результатов олимпийскими атлетами.

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

2. METHODS (МЕТОДЫ)

2.1. Обоснование требований к методу решения проблемы

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

АСК-анализ включает:

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

Более подробно математический метод АСК-анализа описан в работе [3] и ряде других [5]. Около половины из 706 опубликованных автором научных работ посвящены теоретическим основам АСК-анализа и его практическим применениям в ряде предметных областей. На момент написания данной работы автором опубликовано 45 монографий, 27 учебных пособий, в т.ч. 3 учебных пособия с грифами УМО и Министерства, получено 34 патента РФ на системы искусственного интеллекта, 360 публикации в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ и приравненных им (по данным [РИНЦ](#)), 17 публикаций в изданиях, входящих в ядро РИНЦ, 6 статей в журналах, входящих в [WoS](#), 7 публикаций в журналах, входящих в [Скопус](#)³ [5, 6, 7].

Три монографии включены в фонды библиотеки конгресса США⁴.

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

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

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

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

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

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

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

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

- Автоматизированный системно-когнитивный анализ числовых и текстовых табличных данных [1-47];
- Автоматизированный системно-когнитивный анализ текстовых данных [32];
- Спектральный и контурный автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений [31];
- Сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ временных и динамических рядов [44].

Приводить здесь ссылки на все эти работы здесь вряд ли целесообразно. Отметим лишь, что у автора есть личный сайт [5] и страничка в РесечГейт [6] и РИНЦ [7], на которых можно получить более полную информацию о методе АСК-анализа и системе «Эйдос». Краткая информация об АСК-анализе и системе «Эйдос» есть в материале: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf.

На сайте автора размещены тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях [26-47].

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

2.4. Система «Эйдос» – инструментарий АСК-анализа

Конечно, на системе «Эйдос» как говорят «Свет клином не сошелся». Существует много очень достойных систем искусственного интеллекта. Чтобы лично убедиться в этом достаточно самостоятельно осуществить поиск в Internet, просто посмотреть файлы: [NCKR-1](#), [NCKR-2](#), [NCKR-3](#), [NCKR-4](#) или пройти по ссылкам: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/dotnet/machine-learning/how-does-ml-dotnet-work>, <http://chat.openai.com/>, <https://poe.com/>, <https://neural-university.ru/>, <https://dzen.ru/a/ZCKZRKvrlEMBWOк8>, <https://ora.ai/>, <https://ora.ai/explore?path=trending>, <https://ora.ai/eugene-lutsenko/aidos>, <https://poe.com/Aidos-X>, <https://rudalle.ru/>, <https://bard.google.com/>, <https://chatbot.theb.ai/>, <https://problembo.com/ru/services> (может пригодиться -

почта на 10 минут: <https://10minutemail.net/>), <https://poe.com/GPT-3.5-Turbo-Instruct>, <https://www.seaart.ai/home>, <https://ui.chatai.com/>.

И все же Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-X++» отличается от большинства из этих систем, по крайней мере, некоторыми из следующих своих параметров:

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

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

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

- имеет «нулевой порог входа»:

- содержит большое количество интеллектуальных локальных (т.е. поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и более 392, соответственно: http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf, http://lc.kubagro.ru/Presentation_LutsenkoEV.pdf);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (<http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>), причем с актуальными исходными текстами (<http://lc.kubagro.ru/AidosALL.txt>): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора и разработчика системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 34 свидетельства РосПатента РФ);

- является «интерпретатором интеллектуальных моделей», т.е. с одной стороны является инструментальной оболочкой, позволяющей без какого-либо программирования создавать интеллектуальные приложения на основе конфигуратора статистических и системно-когнитивных моделей, а с другой стороны является run-time системой или средой исполнения, обеспечивающей эксплуатацию этих интеллектуальных приложений в адаптивном режиме.

- чтобы самостоятельно освоить систему Эйдос достаточно скачать со страницы: <http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm> и установить полную версию систему, а затем в режиме 1.3 скачать и установить из Эйдос-облака одно из интеллектуальных облачных Эйдос-приложений (http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/WebAppls.htm) и выполнять его, следуя описанию приложения. Обычно это файл readme.pdf в папке: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data. Для изучения лучше выбирать самые новые приложения, автором которых является проф.Е.В.Луценко. Кроме того на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/How_to_make_your_own_cloud_Eidos-application.pdf есть более 300 полутора-часовых видео-занятий (на русском языке) и много других учебных материалов и примеров описания интеллектуальных-Эйдос-приложений.

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



- обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA, т.е. поддерживать язык OpenGL);

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач идентификации, прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-

когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

- хорошо имитирует человеческий стиль мышления и является инструментом познания: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции, если эти эксперты уже есть, а если их еще нет, то она все равно дает верные результаты познания, что будет признано будущими экспертами, когда они появятся;

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

[В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос?](#) В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

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

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

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере

на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен [акт внедрения](#) на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см.2-й акт).

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

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7»: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке [Аляска-1.9](#) + [Экспресс++](#) + библиотека для работы с Internet xh2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA).

4-й этап, «эра MS Windows-10»: 2020-2021 годы. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#). Библиотека xh2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в [базовые возможности языка программирования](#).

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

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

[Скачать и запустить систему «Эйдос-X++» \(самую новую на текущий момент версию\) или обновление системы до текущей версии.](#) Это наиболее полная на данный момент незащищенная от несанкционированного копирования портативная (portable) версия системы (не требующая инсталляции) с полными [исходными текстами](#) текущей версии (за

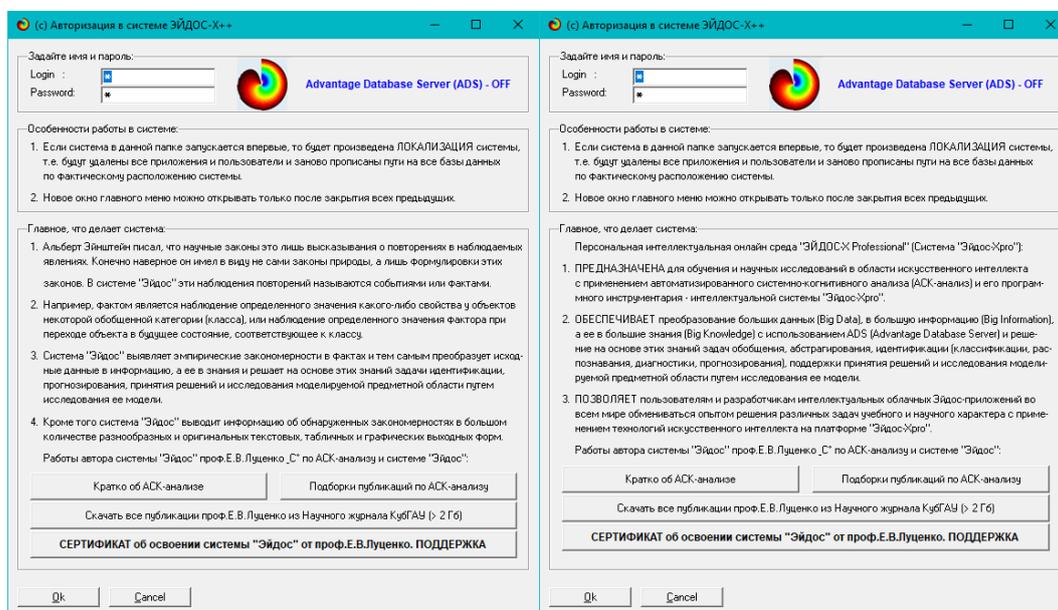
исключением ключей доступа к ftp-серверу системы «Эйдос» и ключей лицензионного программного обеспечения), находящаяся в полном открытом бесплатном доступе (около 180 Мб). Обновление имеет объем около 10 Мб. [Кредо](#). Лаборатория в [ResearchGate](#) по АСК-анализу и системе «Эйдос».

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

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

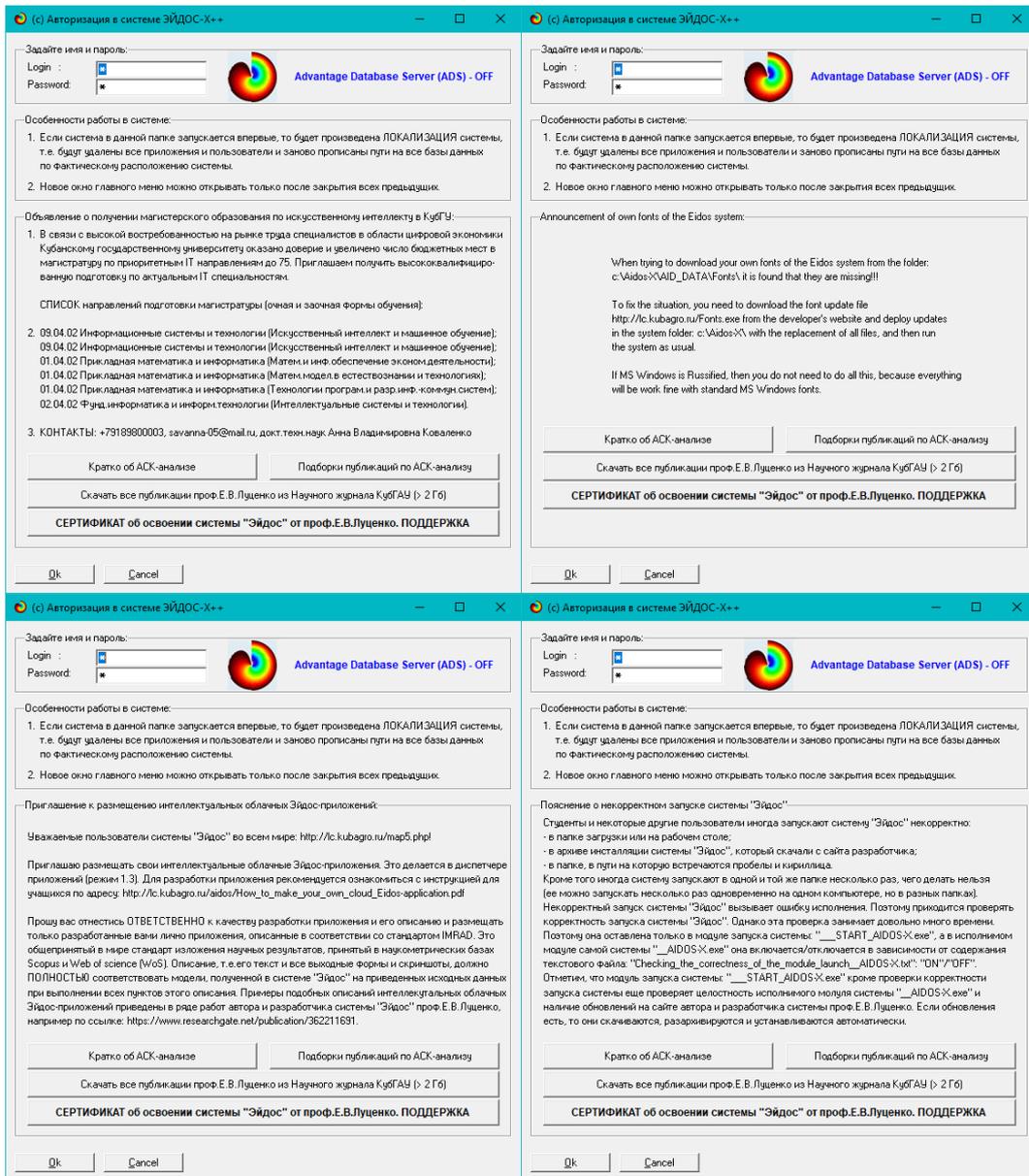


Рисунок 1. Титульная видеोगрамма DOS-версии системы «Эйдос» (до 2012 года)⁸



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

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



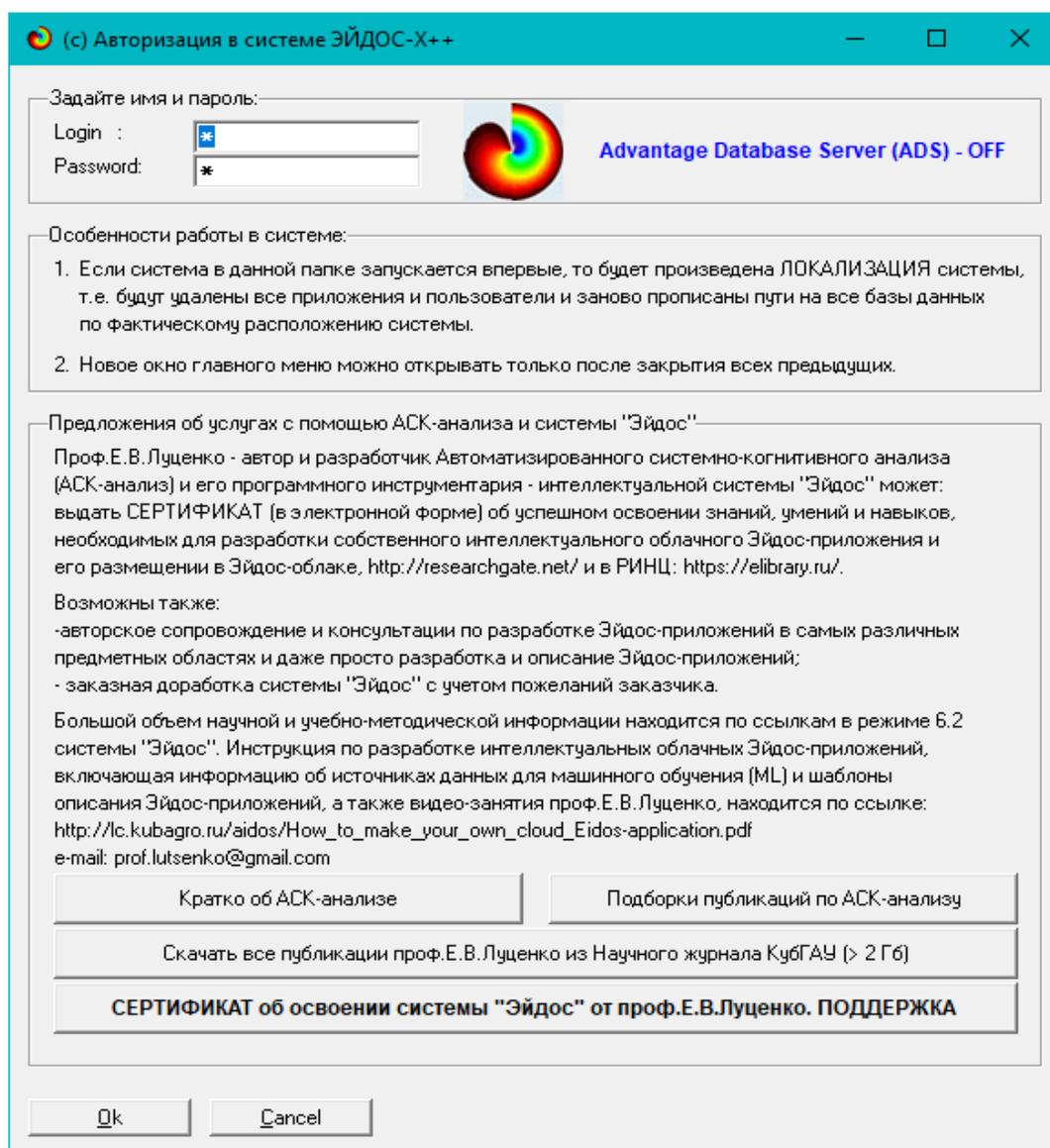


Рисунок 2. Титульные видеограммы текущей версии системы «Эйдос»

2.5. Цель и задачи работы

Целью работы является решение поставленной проблемы.

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

Задача-1. Когнитивная структуризация предметной области.

Задача-2. Формализация предметной области.

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

Многопараметрическая типизация и частные критерии знаний.

Задача-4. Верификация моделей.

Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели.

Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование.

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

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

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

- 8.1) инвертированные SWOT-диаграммы значений описательных шкал (семантические потенциалы);
- 8.2) кластерно-конструктивный анализ классов;
- 8.3) кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал;
- 8.4) модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны;
- 8.5) нелокальная нейронная сеть;
- 8.6) 3d-интегральные когнитивные карты;
- 8.7) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 8.8) 2d-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов (опосредованные нечеткие правдоподобные рассуждения);
- 8.9) когнитивные функции;
- 8.10) значимость описательных шкал и их градаций;
- 8.11) степень детерминированности классов и классификационных шкал).

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

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

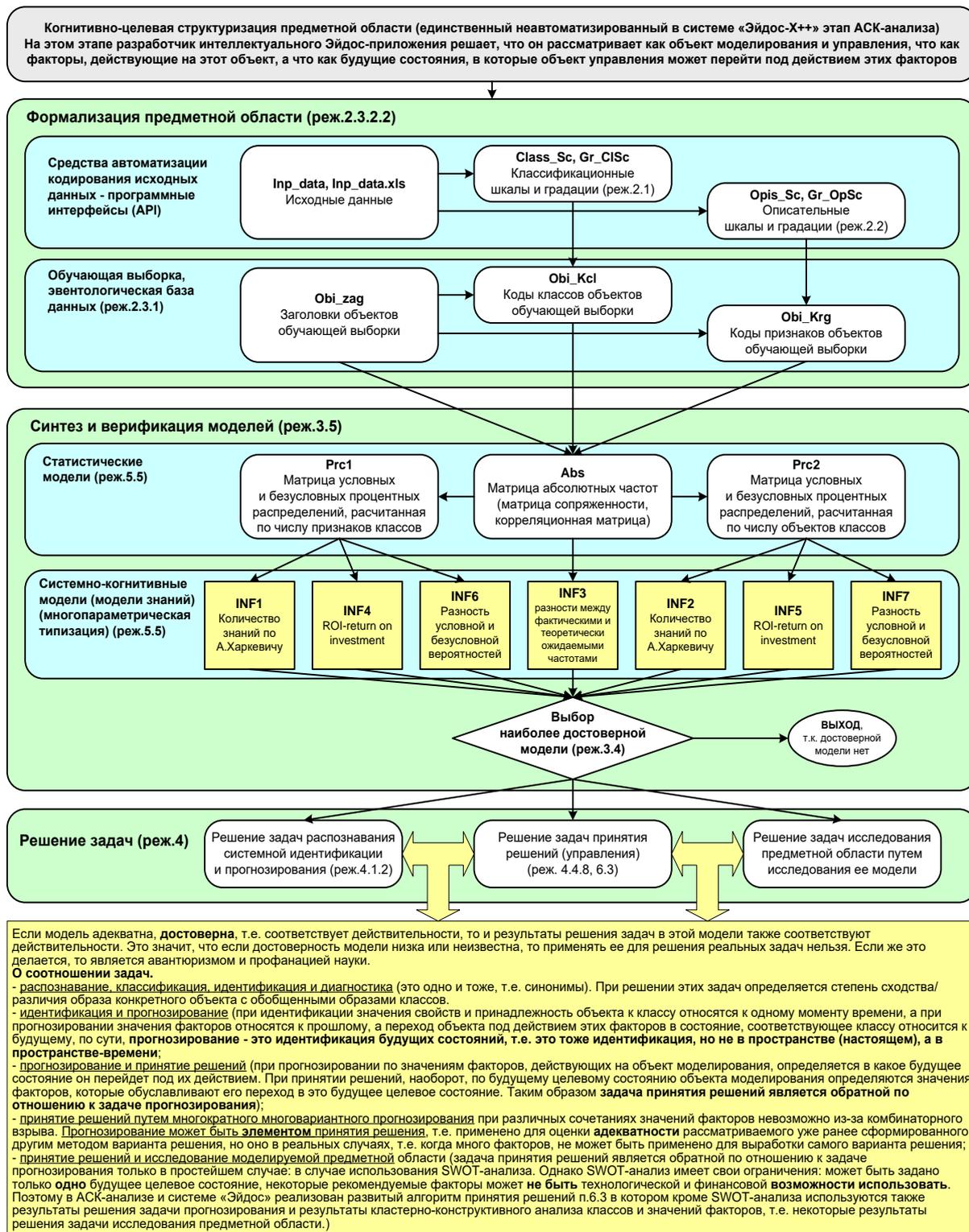


Рисунок 3. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания и применения этих знаний для решения различных задач в системе «Эйдос» (этапы АСК-анализа)

3. RESULTS (РЕЗУЛЬТАТЫ)

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

3.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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.

3.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Таблица 1 – Описательные шкалы (факторы)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	пол
2	возраст
3	вид спорта
4	событие
5	сезонность
6	год события
7	команда или индивидуал
8	общее количество участия в олимпиадах
9	первое участие страны
10	кол-во побед страны
11	рост
12	вес

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Opis_Sc.xlsx

Таблица 2 – Классификационные шкалы (результаты действия факторов)

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	медаль
2	значение результата
3	единица результата
4	общее количество выигранных медалей
5	кол-во золотых медалей
6	кол-во серебрянных медалей
7	кол-во бронзовых медалей
8	является ли рекордсменом

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Class_Sc.xlsx

Таким образом, была сформирована когнитивная структура предметной области, позволяющая выявить причинно-следственные зависимости между личностными и профессиональными характеристиками атлетов и вероятностью достижения ими высших спортивных результатов. Для формирования файлов конфигурации шкал в системе «Эйдос» был использован режим 5.12.

3.2. Задача-2. Формализация предметной области

3.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

Этим обеспечивается возможность комфортного для пользователя применения системы «Эйдос» для проведения научных исследований и решения практических задач в самых различных предметных областях и направлениях науки, практически везде, где человек применяет естественный интеллект [48, 49].

3.2.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В качестве источника исходных данных в данной работе использовался файл Inp_data.xlsx, содержащий расширенную выборку данных об олимпийских атлетах. Данные включают в себя как категориальные признаки (вид спорта, пол, тип медали), так и непрерывные числовые переменные (возраст, рост, вес, время или очки в соревновании).

Таблица 3 – Excel-таблица исходных данных в стандарте системы «Эйдос»

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	
	athlete_name	medal	значение результата	единица результата	общее количество выигранных медалей	кол-во золотых медалей	кол-во серебряных медалей	кол-во бронзовых медалей	имеет ли рекорд/анти	пол	возраст	вид спорта	соревнование	сезонность	год события	команда или индивидуал	общее количество участия в олимпиадах	первое участие страны	кол-во побед страны	Рост	вес	
1																						
2	Svetlana Jung	No Medal	494,699 seconds	8	1	6	1	No		Female	19	Rowing	Four W	Summer	1896 Team	1	1896	18	175,9	73,7		
3	Mary Yamamoto	Silver	132,463 metres	6	0	1	5	No		Female	37	SKI Jumping	Normal Hill Team	Winter	1960 Individual	4	1924	35	165,4	68,3		
4	Oksana Volkov	No Medal	215,67 points	1	0	0	1	No		Female	37	Figure Skating	Women's Singles	Winter	1932 Individual	4	1896	15	164,2	67,2		
5	Rui Suzuki	No Medal	4470,383 seconds	4	4	0	0	Olympic Record		Male	32	Triathlon	Men's Triathlon	Summer	2012 Individual	3	1952	60	190	76		
6	Natalya Grigoryan	No Medal	7390,643 seconds	3	2	1	0	No		Female	27	Triathlon	Men's Triathlon	Summer	1900 Individual	5	1896	4	175,8	60,9		
7	Bogdan Bekele	No Medal	544,464 seconds	7	4	0	3	No		Male	34	Rowing	Single Sculls W	Summer	1904 Individual	1	1904	30	195,5	86,5		
8	Monika Ito	No Medal	24,466 points	8	3	1	4	No		Female	31	Volleyball	Men's Beach Volleyball	Summer	1996 Team	3	1896	1	200,5	86,6		
9	Elnur Shah	No Medal	115,872 seconds	1	0	1	0	No		Male	41	Alpine Skiing	Downhill M	Winter	1992 Individual	1	1952	1	189,4	81,3		
10	Natalya Mammadov	No Medal	216,432 seconds	6	5	1	0	Olympic Record		Female	39	Canoe/Kayak	K-4 500m M	Summer	2000 Individual	4	1956	45	194,5	78,1		
11	Matthew Martin	Gold	254,58 points	3	2	1	0	No		Male	22	Archery	Team M	Summer	2004 Individual	2	1900	7	176,7	83,9		
12	Meseret Haile	Gold	2,688 points	6	1	1	4	No		Female	29	Boxing	Bantamweight	Summer	1900 Individual	2	1896	15	163,2	67,3		
13	Sun Mammadov	Bronze	48,414 seconds	8	7	0	1	No		Male	41	Bobsled	4-man M	Winter	1998 Team	4	1896	4	197,1	78,2		
14	Michelle Popov	No Medal	1,796 points	0	0	0	0	No		Female	24	Taekwondo	-49kg W	Summer	1920 Individual	5	1908	25	192	73,4		
15	Romain Dibaba	Gold	213,54 kg	1	1	0	0	No		Male	33	Weightlifting	+109kg	Summer	2004 Individual	3	1932	1	163,2	123		
16	John Constantin	No Medal	4,99 touches	8	4	1	3	No		Male	34	Fencing	Sabre Individual M	Summer	1996 Individual	3	1900	8	193,7	90,2		
17	Jiajun Batjargal	No Medal	10,625 touches	1	0	1	0	No		Male	24	Fencing	Epee Individual M	Summer	2004 Team	3	1996	44	183,8	83,7		
18	Christopher Bekele	No Medal	308,12 seconds	2	2	0	0	World Record		Male	41	Canoe/Kayak	K-1 200m M	Summer	2004 Individual	2	1964	35	188,9	82,1		
19	Natalya Batjargal	No Medal	27,395 points	0	0	0	0	No		Female	19	Basketball	Men's Basketball	Summer	2004 Team	2	1896	2	200	91,2		
20	Tigran Tanaka	Bronze	9,324 points	6	3	2	1	No		Male	40	Basketball	Men's Basketball	Summer	2024 Team	2	1952	60	182	117,2		
21	Valentina Yoon	No Medal	296,354 points	4	0	2	1	No		Female	22	Archery	Individual W	Summer	1906 Individual	3	1896	12	181,9	71		
22	Sandrine Hernandez	No Medal	364,611 seconds	3	2	0	1	No		Female	28	Canoe/Kayak	K-1 1000m M	Summer	1896 Individual	4	1896	2	163,1	97		
23	Kamran Sanchez	No Medal	3,772 sets	4	4	0	0	No		Male	34	Tennis	Men's Singles	Summer	1912 Individual	4	1896	10	174,4	82,9		

Примечание: Разработка автора

Таблица 4 имеет следующую структуру:

– каждая строка описывает одно наблюдение с определенным сочетанием значений факторов (характеристик спортсмена) и определенным спортивным результатом, всего [укажите общее количество строк в вашем файле] наблюдений;

– каждое наблюдение описывается одновременно двумя способами: с одной стороны значениями факторов, действующих на объект моделирования (лингвистические и числовые переменные, градации описательных шкал: пол, возраст, вид спорта, событие, сезонность, год события, тип участия, опыт, история страны, рост, вес), а с другой стороны – результатами действия этих факторов, т.е. высшими спортивными достижениями, выраженными в текстовых и числовых шкалах в разных единицах измерения (медаль, значение результата, единица результата, количество медалей разного достоинства, статус рекордсмена). Такая структура описания наблюдений в технологиях искусственного интеллекта называется «онтологией», а модель представлений знаний Марвина Мински (1975) называется «фрейм-экземпляр»;

– 1-я колонка (athlete_name) – не является шкалой и содержит идентифицирующую информацию о том, кто является объектом наблюдения (имя спортсмена);

– колонки со 2-й по 9-ю – это классификационные шкалы. Это шкалы текстового и числового типа, описывающие результаты действия факторов в различных единицах измерения:

- столбец 2: медаль (Gold, Silver, Bronze, No Medal);
- столбец 3: значение результата (число);
- столбец 4: единица результата (seconds, points, metres, kg и др.);
- столбец 5: общее количество выигранных медалей;
- столбец 6: кол-во золотых медалей;
- столбец 7: кол-во серебрянных медалей;
- столбец 8: кол-во бронзовых медалей;
- столбец 9: является ли рекордсменом (No, Olympic Record, World Record).

В общем случае в исходных данных может быть значительно больше классификационных шкал, описывающих результаты действия факторов на объект моделирования в натуральном выражении. В системе «Эйдос» существует не очень жесткое ограничение на суммарное количество градаций классификационных шкал: их должно быть не более 2032;

– колонки с 10-й по 21-ю – это описательные шкалы, формализующие факторы, действующие на объект моделирования (спортсмена). Эти шкалы

имеют числовой и текстовый тип, и их градациями являются лингвистические и числовые переменные:

- столбец 10: пол (Male, Female);
- столбец 11: возраст;
- столбец 12: вид спорта;
- столбец 13: событие;
- столбец 14: сезонность (Summer, Winter);
- столбец 15: год события;
- столбец 16: команда или индивидуал (Team, Individual);
- столбец 17: общее количество участия в олимпиадах;
- столбец 18: первое участие страны;
- столбец 19: кол-во побед страны;
- столбец 20: Рост;
- столбец 21: вес.

– при вводе данных в систему «Эйдос» нули и пробелы в исходных данных могут рассматриваться как значащие или как отсутствие данных. 2-й вариант (как отсутствие данных) будет использован в данной работе для корректной обработки пропусков, если таковые имеются.

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

Таким образом, система «Эйдос» не предъявляет чрезмерно жестких, практически невыполнимых требований к исходным данным, а обрабатывает те данные, которые реально есть, например подобные представленным в Таблице 4, где смешаны демографические, антропометрические, исторические и спортивные показатели.

В системе «Эйдос» есть 6 основных автоматизированных программных интерфейсов (API), обеспечивающих ввод в систему и интеллектуальную обработку числовых, текстовых и графических данных, представленных в виде таблиц и файлов. Возможна обработка и других видов данных (например, данных землетрясений, ЭЭГ, ЭКГ, аудио и видео), которые возможно представить в этих форматах (Рисунок 4).

2.3.2 Программные интерфейсы с внешними базами данных

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

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

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

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

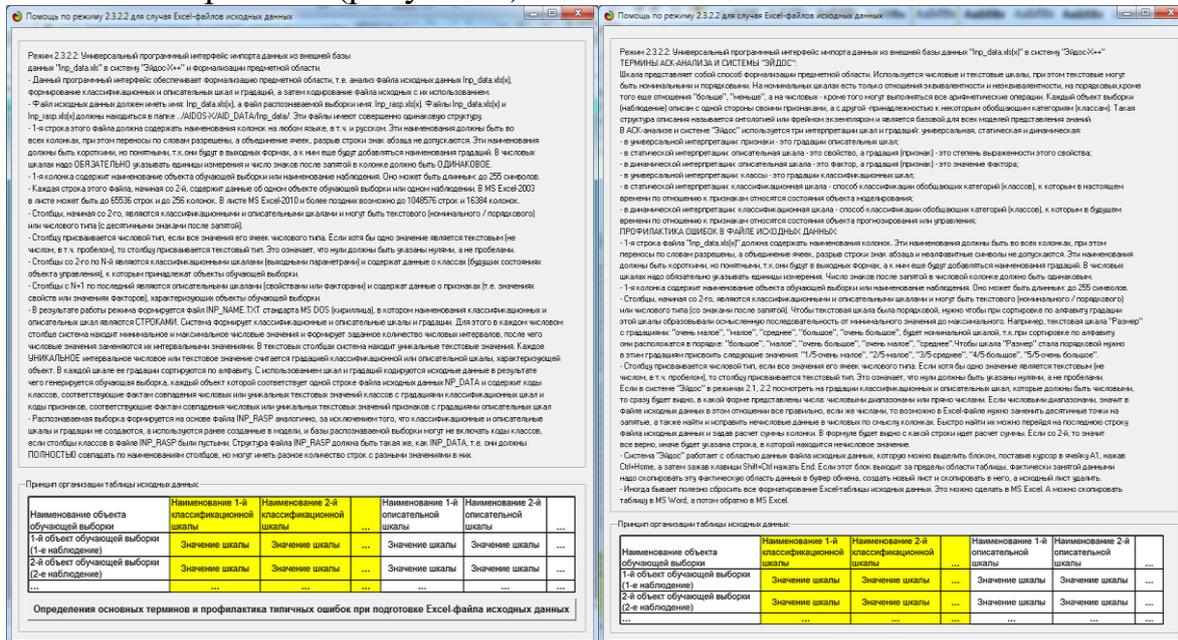


Рисунок 5. Желпы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

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

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

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

Задайте тип файла исходных данных "Inp_data":

XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла

XLSX - MS Excel-2007(2010) Стандарт XLS-файла

DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла

CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец:

Конечный столбец:

Задайте режим:

Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_gasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

Равные интервалы с разным числом наблюдений

Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

Не применять сценарный метод АСК-анализа

Применить сценарный метод АСК-анализа

Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов

Применить спец.интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:
Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:
Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

Только интервальные числовые значения (например: "1/3-(59873.0000000, 178545.6666667)")

Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")

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

Старт **Выход**

2.3.2.2. Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [40 классов x 327 признаков]

Тип	Количество	Суммарное количество	Среднее количество	Количество	Суммарное	Среднее
Числовые	5	25	5.00	7	35	5.00
Текстовые	3	15	5.00	5	292	58.40
ВСЕГО:	8	40	5.00	12	327	27.25

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале: В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

ПАРАМЕТРЫ КЛАССИФИКАЦИОННЫХ И ОПИСАТЕЛЬНЫХ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ

ПАРАМЕТРЫ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ С АДАПТИВНЫМИ ГРАНИЦАМИ И ПРИМЕРНО РАВНЫМ КОЛИЧЕСТВОМ НАБЛЮДЕНИЙ ПО ГРАДАЦИЯМ С КОРРЕКЦИЕЙ ОШИБКИ ОКРУГЛЕНИЯ ЧИСЛА НАБЛЮДЕНИЙ ПО ИНТЕРВАЛУ ГРАДАЦИИ ПРИ ПЕРЕХОДЕ К СЛЕДУЮЩЕЙ ГРАДАЦИИ

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [1], наименование: "МЕДАЛЬ", тип/число градаций в шкале: "равные интервалы"/4

- Наим. градации: 1/4-Bronze, факт.число наблюдений на градации: 635
- Наим. градации: 2/4-Gold, факт.число наблюдений на градации: 679
- Наим. градации: 3/4-No Medal, факт.число наблюдений на градации: 6491
- Наим. градации: 4/4-Silver, факт.число наблюдений на градации: 695

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [2], наименование: "ЗНАЧЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА", тип/число градаций в шкале: "равные интервалы"/5

- Наим. градации: 1/5-(0.0110000, 2995.9438000), размер интервала=2995.9328000, расч./факт.число наблюдений на градации: 1700/7780
- Наим. градации: 2/5-(2995.9438000, 5991.8766000), размер интервала=2995.9328000, расч./факт.число наблюдений на градации: 1700/391
- Наим. градации: 3/5-(5991.8766000, 8987.8094000), размер интервала=2995.9328000, расч./факт.число наблюдений на градации: 1700/331
- Наим. градации: 4/5-(8987.8094000, 11983.7422000), размер интервала=2995.9328000, расч./факт.число наблюдений на градации: 1700/55
- Наим. градации: 5/5-(11983.7422000, 14979.6750000), размер интервала=2995.9328000, расч./факт.число наблюдений на градации: 1700/43

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [3], наименование: "ЕДИНИЦА РЕЗУЛЬТАТА", тип/число градаций в шкале: "равные интервалы"/8

- Наим. градации: 1/8-foals, факт.число наблюдений на градации: 529
- Наим. градации: 2/8-Irpon, факт.число наблюдений на градации: 275
- Наим. градации: 3/8-kg, факт.число наблюдений на градации: 231
- Наим. градации: 4/8-meters, факт.число наблюдений на градации: 263
- Наим. градации: 5/8-points, факт.число наблюдений на градации: 3129
- Наим. градации: 6/8-seconds, факт.число наблюдений на градации: 3574
- Наим. градации: 7/8-sets, факт.число наблюдений на градации: 267
- Наим. градации: 8/8-touches, факт.число наблюдений на градации: 232

Пересчитать шкалы и градации **Записать TXT** **Выйти на создание модели**

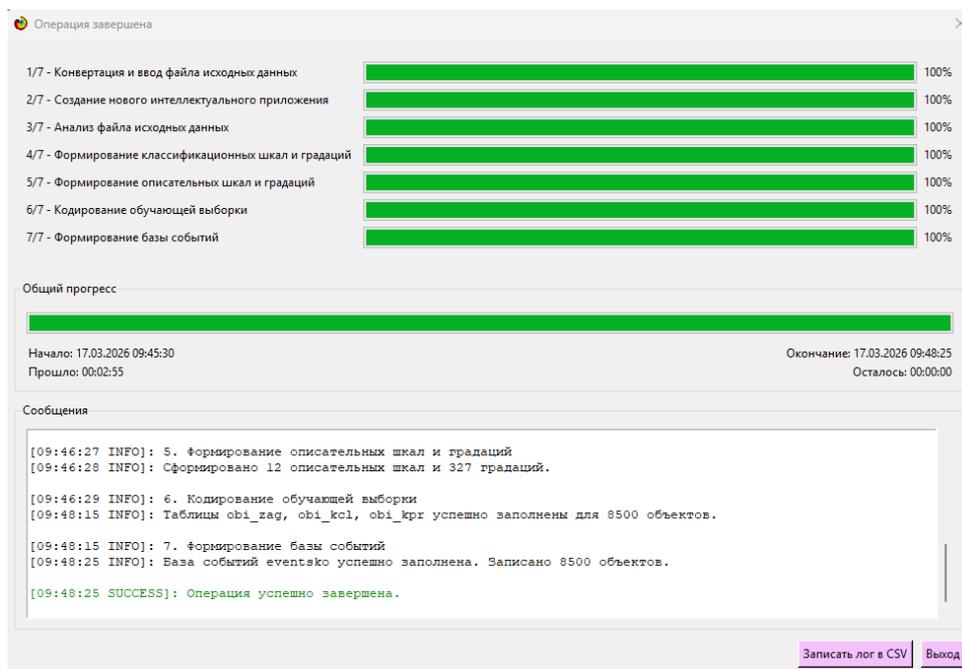


Рисунок 6. Экранные формы управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

В Таблицах 5, 6, 7 приведены классификационные и описательные шкалы и градации, а также обучающая выборка, сформированные API-2.3.2.2 при параметрах, показанных на Рисунке 6.

Отметим, что суммарное количество градаций на 2-м рисунке 6 и в Таблице 6 может не совпадать, если в некоторых описательных шкалах (например, в числовых шкалах возраста, роста или веса) есть градации «Пробел» или нули, которые в соответствии с параметрами на 1-м рисунке 6 рассматриваются не как значащие, а как отсутствие данных.

Под несбалансированностью данных понимается неравномерность распределения значений свойств объекта моделирования или действующих на него факторов по диапазону изменения значений числовых шкал и между шкалами, как числовыми, так и текстовыми. Математическая модель АСК-анализа позволяет корректно преодолеть несбалансированность данных путем перехода от абсолютных частот к относительным и к количественным мерам знаний в системно-когнитивных моделях (мы увидим это ниже).

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	МЕДАЛЬ-1/4-Gold
2	МЕДАЛЬ-2/4-Silver
3	МЕДАЛЬ-3/4-Bronze
...	... (градации для количества медалей, рекордов и т.д.)
N	ЗНАЧЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА-{диапазон значений}

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Classes.xlsx

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (полностью)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ПОЛ-1/2-Male
2	ПОЛ-2/2-Female
3	ВОЗРАСТ-{диапазон}
...	... (виды спорта, события, годы и т.д.)
M	РОСТ-{диапазон}
M+1	ВЕС-{диапазон}

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\Attributes.xlsx

Таблица 6 – Обучающая выборка (полностью)

это спортсмены, а столбцы – коды градаций

NAME_OBJ	N2	N3	...	N21
Tirunesh Brown	4
Nancy Sato	4
Hiroshi Sargsyan	2
...

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\EventsKO.xlsx

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

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

3.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича.

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

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

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 8):

Таблица 7 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

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

выборки по классу					
-------------------	--	--	--	--	--

На основе таблицы 8 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9).

Таблица 8 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	j	...	w	
Значения факторов	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1w}	
	...						
	i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iw}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	m	P_{m1}		P_{mj}		P_{mw}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

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

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

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

На практике часто встречается существенная **несбалансированность** данных, под которой понимается сильно отличающееся количество наблюдений объектов обучающейся выборки, относящихся к различным градациям одной классификационной или описательной шкалы. Поэтому решать задачу на основе непосредственно матрицы абсолютных частот (таблица 8) было бы очень неразумно (за исключением меры взаимосвязи хи-квадрат) и переход от абсолютных частот к условным и безусловным относительным частотам (частостям) (таблица 9) является весьма обоснованным и логичным.

Этот переход полностью снимает проблему *несбалансированности* данных, т.к. в последующем анализе используется не матрица абсолютных частот (таблица 8), а матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 9), а также матрицы системно-когнитивных моделей, рассчитываемые на основе матрица абсолютных частот и матрицы условных и безусловных процентных распределений. Этот подход снимает также проблему обеспечения сопоставимости обработки в одной модели исходных данных, представленных в различных видах шкал (дихотомических, номинальных, порядковых и числовых) и в разных единицах измерения [8]. В системе «Эйдос» этот подход применяется всегда при решении любых задач.

Затем на основе таблиц 8 и 9 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 10, рассчитываются матрицы 7 системно-когнитивных моделей (таблица 11).

В таблице 10 приведены формулы:

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

И это *сравнение* в таблицах 8 и 9 осуществляется двумя возможными способами: путем *вычитания* и путем *деления*.

Таблица 9– Различные аналитические формы частных критериев знаний, применяемые в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	Через относительные частоты	Через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот, N_{ij} - фактическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; \bar{N}_{ij} - теоретическое число встреч i -го признака у объектов j -го класса; N_i – суммарное количество признаков в i -й строке; N_j – суммарное количество признаков или объектов обучающей выборки в j -м классе; N – суммарное количество признаков по всей выборке (таблица 7)	N_{ij} – фактическая частота; $N_i = \sum_{j=1}^w N_{ij}; N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}; N = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^M N_{ij};$ $\bar{N}_{ij} = \frac{N_i N_j}{N}$ – теоретическая частота.	
PRC1 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество признаков по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
PRC2 , матрица условных P_{ij} и безусловных P_i процентных распределений, в качестве N_j используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	...	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}; P_i = \frac{N_i}{N}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$

INF3 , частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	...	$I_{ij} = N_{ij} - \bar{N}_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{\bar{N}_{ij}} - 1 = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N} = \frac{N_{ij} N - N_i N_j}{N_j N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу		

Обозначения к таблице:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

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

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

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

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

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

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

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

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

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

Таблица 10 – Матрица системно-когнитивной модели

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

Количество частных критериев знаний и основанных на них системно-когнитивных моделей (таблица 10), применяемых в настоящее время в системе «Эйдос» равно 7 определяется тем, что они получаются

путем всех возможных вариантов сравнения фактических и теоретических абсолютных частот, условных и безусловных относительных частот путем вычитания и путем деления, и при этом N_j рассматривается как суммарное количество или признаков, или объектов обучающей выборки в j -м классе, а **нормировка к нулю** (для аддитивных интегральных критериев), если нет связи между наличием признака и принадлежностью объекта к классу, осуществляется либо логарифмированием, либо вычитанием единицы (таблица 12).

Таблица 11– Конфигуратор системно-когнитивных моделей АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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 13).

Таблица 12 – Уточнение терминологии АСК-анализа

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

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с мощностью сигнала, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются как источник информации об объекте моделирования. Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 13):

Итак, в разделе раскрывается простая Математическая взаимосвязь меры χ -квадрат Карла Пирсона с коэффициентом возврата инвестиций (ROI) и с семантической мерой целесообразности информации Александра Харкевича. Эта взаимосвязь обнаруживается, если на основе матрицы абсолютных частот рассчитать матрицы условных и безусловных процентных распределений, а затем сравнить фактические абсолютные частоты с теоретическими путем вычитания и деления, а также сравнить условные и безусловные относительные частоты также путем вычитания и деления и выполнить нормировку к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. При этом получается 3 статистических модели: матрица абсолютных частот и две матрицы относительных частот, т.е. условных и

безусловных процентных распределений, а также всего 7 системно-когнитивных моделей. Именно 7, а не большее количество системно-когнитивных моделей в итоге получается потому, что модели, получающиеся в результате сравнения фактических и теоретических абсолютных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1 **тождественно совпадают** с моделями, получающимися путем сравнения условных и безусловных относительных частот путем деления и нормировки к нулю путем взятия логарифма или вычитания 1. Это и есть конфигуратор статистических и когнитивных моделей в смысле В.А.Левина, содержащий минимальное количество моделей, позволяющих полно описать моделируемую предметную область.

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

3.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В системе «Эйдос» синтез моделей производится в режиме 3.5 (рисунок 7):

3.5. Синтез и верификация моделей

Задайте базовые модели для синтеза и верификации

Базовые статистические модели:

1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч.выборки

Задайте источник данных для расчета модели ABS:

Обучающая выборка Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2
 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

Задайте значение фона в матрице абсолютных частот: [Помощь](#)

2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса
 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса

Базовые системно-когнитивные модели (базы знаний):

4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.ХАРКЕВИЧУ; вероятности из PRC2
 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Какие модели создавать?

Создавать только базовые модели
 Создавать модели 2-го уровня
 Создавать модели 3-го уровня

[Помощь](#)

Базовые модели - это модели: Prc1,Prc2,Inf1,Inf2,Inf3, Inf4,Inf5,Inf6,Inf7 полученные расчетным путем по формулам, приведенным в хелпе режима 5.5 на основе модели Abs.

Модель Abs называется матрицей абсолютных частот и содержит абсолютное количество встреч сочетаний "признак x класс", посчитанное по всей выборке.

Модель Abs еще называют "матрицей сопряженности" или "корреляционной матрицей". Формы по достоверности моделей формируются в режиме 3.4.

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую (бутстрепный подход)

Какие объекты обуч.выборки копировать:

Копировать всю обучающую выборку
 Копировать только текущий объект
 Копировать каждый N-й объект
 Копировать N случайных объектов
 Копировать объекты от N1 до N2 (fastest) до
 Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять скопированные объекты:

Не удалять
 Удалять

[Пояснение по алгоритму верификации](#)
[Подробнее](#)

Выполните:

Синтез и верификацию
 Только верификацию
 Только синтез

Задайте процессор:

CPU
 GPU

Задайте алгоритм:

Классика - дольше
 Упрощенно-быстрее

Использование только наиболее достоверных результатов распознавания: Rasp.dbf и целесообразность применения бутстрепного подхода

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 14194 байт, т.е.: 0.0006610 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

УЧИТЫВАТЬ только наиболее достоверные результаты распознавания с МОДУЛЕМ инт. крит. "Резонанс знаний" выше %

[Старт](#) [Cancel](#) [Помощь по синтезу моделей](#) [Помощь по верификации моделей](#)

3.5. Синтез и верификация моделей. Процесс завершен

Подготовительные шаги

1. Очистка предыдущих результатов верификации

2. Копирование обучающей выборки в распознаваемую

Стадия синтеза модели

№	Наименование модели	прогресс-бар	%
3	1. ABS - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ВСТРЕЧ СОЧЕТАНИЙ: "КЛАСС-ПРИЗНАК" У ОБЪЕКТОВ ОБУЧ	<input type="text" value="100%"/>	100%
4	2. PRC1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛ.ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА СРЕДИ ПРИЗНАКОВ ОБЪЕКТОВ J-ГО	<input type="text" value="100%"/>	100%
5	3. PRC2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛОВНАЯ ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА У ОБЪЕКТОВ J-ГО КЛАССА	<input type="text" value="100%"/>	100%
6	4. INF1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1	<input type="text" value="100%"/>	100%
7	5. INF2 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ЗНАНИЙ ПО А.ХАРКЕВИЧУ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2	<input type="text" value="100%"/>	100%
8	6. INF3 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ХИ-КВАДРАТ; РАЗНОСТИ МЕЖДУ ФАКТИЧЕСКИМИ И ОЖИДАЕМЫМИ АБС.ЧАСТОТАМИ	<input type="text" value="100%"/>	100%
9	7. INF4 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1	<input type="text" value="100%"/>	100%
10	8. INF5 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: ROI (RETURN ON INVESTMENT); ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2	<input type="text" value="100%"/>	100%
11	9. INF6 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC1	<input type="text" value="100%"/>	100%
12	10. INF7 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: РАЗН.УСЛ.И БЕЗУСЛ.ВЕРОЯТНОСТЕЙ; ВЕРОЯТНОСТИ ИЗ PRC2	<input type="text" value="100%"/>	100%

Стадия верификации модели

№	прогресс-бар	%
13	<input type="text" value="100%"/>	100%
14	<input type="text" value="100%"/>	100%
15	<input type="text" value="100%"/>	100%
16	<input type="text" value="100%"/>	100%
17	<input type="text" value="100%"/>	100%
18	<input type="text" value="100%"/>	100%
19	<input type="text" value="100%"/>	100%
20	<input type="text" value="100%"/>	100%
21	<input type="text" value="100%"/>	100%
22	<input type="text" value="100%"/>	100%

Общий прогресс

Начало: 16.03.2026 10:32:37 Окончание: 16.03.2026 10:38:28
Прошло: 00:05:51 Осталось: 00:00:00

Сообщения

```
[10:38:21 INFO]: ШАГ 7: Измерение достоверности модели 'INF7'...
[10:38:21 INFO]: Расчет апробированных метрик для модели 'INF7'...
[10:38:25 SUCCESS]: Апробированные метрики для модели 'INF7' сохранены.
[10:38:25 INFO]: Накопление статистики DostRasp для модели 'INF7'...
[10:38:27 INFO]: Расчет метрик VerModclsIsC для модели 'INF7' (пропущено).
[10:38:27 INFO]: Финальная обработка и сортировка таблиц dost_modcls...
[10:38:27 SUCCESS]: Таблица dost_modcls финализована и отсортирована.
[10:38:28 INFO]: ШАГ 8: формирование итоговой БД DostRasp...
[10:38:28 INFO]: формирование итоговой таблиц DostRasp...
[10:38:28 SUCCESS]: Таблица DostRasp успешно создана.
[10:38:28 INFO]: ШАГ 10: Создание форм 'Достоверность идент. классов'...
[10:38:28 INFO]: Создание форм 'Достоверность идент. классов' (пропущено).
[10:38:28 SUCCESS]: Операция успешно завершена.
```

[Сохранить лог](#) [Выход](#)

Рисунок 7. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

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

The screenshot shows a software interface for a statistical model named 'ABS'. The main area is a large table with 23 rows and 35 columns. The rows represent different categories, including gender (Female/Male), age groups (e.g., 15-19, 20-24), and various winter sports (e.g., Alpine Skiing, Archery, Athletics, Basketball, Biathlon, BobaLed, Boxing, CanoeKayak, Cross-Country Skiing, Curling, Cycling, Diving, Fencing, Figure Skating, Football, Freestyle Skiing). The columns represent different statistical measures or model outputs, labeled with numbers 1 through 35. The cells contain numerical values representing absolute frequencies. At the bottom of the interface, there are buttons for 'Экспорт в CSV', 'Экспорт всех моделей в MS Excel', and 'Выход'.

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

The screenshot shows a software interface for a statistical model named 'PRC2'. The main area is a large table with 23 rows and 35 columns. The rows represent the same categories as in Figure 8: gender, age groups, and various winter sports. The columns represent different statistical measures or model outputs, labeled with numbers 1 through 35. The cells contain numerical values representing conditional and unconditional percentage distributions. At the bottom of the interface, there are buttons for 'Экспорт в CSV', 'Экспорт всех моделей в MS Excel', and 'Выход'.

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

3.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задать модель для просмотра: **INF1** | **INF2** | **INF3** | **INF4** | **INF5** | **INF7** | Количество знаков после запятой: 3 | (макс 17) | **Поиск**

Модель: "INF1"

Код признака	Описательные шкалы и градации (привинки)	1. шкалы - Bronze	2. шкалы - Gold	3. шкалы - No Medal	4. шкалы - Silver	5. - значение результата - 15-17 (10000, 20000, 30000)	6. - значение результата - 20-25 (50000, 100000, 150000)	7. - значение результата - 30-35 (150000, 200000, 250000)	8. - значение результата - 40-45 (250000, 300000, 350000)	9. - значение результата - 50-55 (350000, 400000, 450000)	10. - значение результата - 60-65 (450000, 500000, 550000)	11. - значение результата - 70-75 (550000, 600000, 650000)	12. - значение результата - 80-85 (650000, 700000, 750000)	13. - значение результата - 90-95 (750000, 800000, 850000)	14. - значение результата - 100-105 (850000, 900000, 950000)	15. - значение результата - 110-115 (950000, 1000000, 1050000)	16. - значение результата - 120-125 (1050000, 1100000, 1150000)	17. - значение результата - 130-135 (1150000, 1200000, 1250000)	18. - значение результата - 140-145 (1250000, 1300000, 1350000)	19. - значение результата - 150-155 (1350000, 1400000, 1450000)	20. - значение результата - 160-165 (1450000, 1500000, 1550000)	21. - значение результата - 170-175 (1550000, 1600000, 1650000)	22. - значение результата - 180-185 (1650000, 1700000, 1750000)	23. - значение результата - 190-195 (1750000, 1800000, 1850000)	24. - значение результата - 200-205 (1850000, 1900000, 1950000)	25. - значение результата - 210-215 (1950000, 2000000, 2050000)	26. - значение результата - 220-225 (2050000, 2100000, 2150000)	27. - значение результата - 230-235 (2150000, 2200000, 2250000)	28. - значение результата - 240-245 (2250000, 2300000, 2350000)	29. - значение результата - 250-255 (2350000, 2400000, 2450000)
1	пол - Female	0.014	-0.005	-0.003	0.013	0.001	-0.025	-0.040	0.005	0.073	0.008	0.008	0.020	0.014	0.001	-0.008	0.002	0.011	-0.002	-0.014	-0.009	0.014	0.016	-0.004	-0.001	0.001	0.036	0.039	0.003	-0.000
2	пол - Male	-0.015	0.005	0.003	-0.014	-0.001	0.025	0.037	-0.005	-0.091	-0.008	-0.008	-0.021	-0.015	-0.001	0.008	-0.002	-0.012	0.002	0.013	0.009	-0.015	-0.017	0.004	0.001	-0.001	-0.040	-0.043	-0.003	0.000
3	возраст - 1/5-(15.0000000, 20.4000000)	0.000	-0.018	0.005	-0.021	-0.005	-0.041	-0.017	-0.150	-0.167	-0.031	0.030	0.080	-0.029	-0.005	0.006	-0.058	0.021	-0.016	-0.011	-0.031	0.025	0.008	-0.011	-0.001	0.008	-0.012	0.003	-0.000	0.042
4	возраст - 2/5-(20.4000000, 25.8000000)	0.041	0.011	-0.010	0.008	-0.001	0.003	-0.086	-0.033	0.018	-0.022	0.075	-0.000	-0.015	0.011	-0.017	-0.004	-0.022	-0.006	0.013	-0.026	0.003	0.020	0.015	0.036	-0.036	-0.016	0.032	0.008	-0.009
5	возраст - 3/5-(25.8000000, 31.2000000)	-0.048	-0.009	0.009	-0.044	-0.002	0.018	0.018	0.066	-0.011	0.046	-0.022	-0.139	0.042	0.003	-0.002	0.043	-0.098	-0.005	-0.016	0.051	-0.012	0.003	0.001	-0.022	0.007	-0.008	-0.003	-0.015	0.040
6	возраст - 4/5-(31.2000000, 36.6000000)	-0.025	0.034	-0.005	0.034	-0.003	-0.022	0.071	0.135	0.172	-0.003	-0.139	0.002	-0.100	0.003	0.007	0.006	0.100	-0.026	0.031	-0.012	-0.007	0.004	0.003	0.027	0.013	0.009	0.006	0.004	-0.025
7	возраст - 5/5-(36.6000000, 42.0000000)	0.029	-0.014	-0.002	0.025	0.001	0.034	-0.003	-0.064	-0.055	-0.000	0.021	0.028	0.064	-0.009	0.004	0.007	-0.013	0.044	-0.011	0.006	-0.012	-0.034	-0.005	0.034	0.024	0.013	-0.035	0.005	-0.064
8	вид спорта - Alpine Skiing	0.015	-0.035	0.004	0.021	0.038										0.346			0.003	0.069	-0.038	0.000	-0.126	-0.005	0.016	-0.018	-0.013	-0.003	0.020	0.142
9	вид спорта - Archery	0.152	0.053	-0.031	-0.025	0.028							0.389						0.081	-0.073	-0.015	0.019	0.001	-0.035	0.107	-0.071	0.098	0.078	0.015	-0.240
10	вид спорта - Athletics	0.061	0.168	-0.005	-0.250	0.037								0.346					-0.119	-0.012	0.080	0.062	-0.022	-0.015	0.005	0.071	0.034	-0.045	-0.021	-0.025
11	вид спорта - Basketball	0.069	-0.055	0.001	0.033	0.040							0.401						-0.019	0.019	-0.098	-0.027	0.045	0.023	-0.027	-0.061	0.058	-0.004	-0.032	0.136
12	вид спорта - Biathlon	0.070	-0.159	0.009	-0.035	-0.109	0.747							0.343					0.040	-0.091	-0.067	-0.101	0.127	-0.028	0.128	-0.116	0.022	0.125	-0.034	0.067
13	вид спорта - Bobsled	0.006	0.020	0.003	0.023	0.038								0.347					-0.032	-0.048	0.042	0.002	0.040	-0.007	-0.053	-0.033	0.064	0.130	-0.024	-0.069
14	вид спорта - Boxing	-0.048	0.049	-0.019	0.083	0.029							0.390						-0.089	0.100	-0.022	-0.000	-0.019	0.019	-0.009	0.009	0.017	-0.046	0.031	-0.031
15	вид спорта - CanoeKayak	-0.094	0.065	0.003	-0.058	0.032							0.341						0.014	0.019	-0.092	0.008	0.017	0.006	0.038	-0.021	-0.008	0.002	0.068	0.063
16	вид спорта - Cross-Country Skiing	0.033	-0.014	-0.011	0.035	-0.392	0.774	0.983					0.339						-0.014	-0.009	0.087	-0.056	0.064	-0.002	-0.040	0.042	0.043	0.087	0.009	0.016
17	вид спорта - Curling	-0.096	0.047	0.013	-0.132	0.034							0.395						0.006	-0.017	0.061	-0.015	-0.022	-0.028	-0.038	-0.033	-0.097	0.038	-0.031	0.070
18	вид спорта - Cycling	-0.037	-0.114	0.012	0.047	-0.595	0.598	0.799	1.397	1.397			0.346						0.008	-0.015	-0.036	0.022	-0.014	0.013	0.017	-0.014	-0.042	0.009	-0.036	-0.125
19	вид спорта - Diving	0.044	0.087	-0.000	-0.213	0.033							0.394						-0.029	0.004	0.079	0.046	-0.121	0.002	0.000	0.096	-0.091	-0.134	0.014	0.022
20	вид спорта - Fencing	-0.013	-0.117	0.007	-0.027	0.029								1.421					0.005	-0.038	0.058	0.091	-0.192	-0.011	-0.022	0.088	0.028	-0.169	0.002	0.116
21	вид спорта - Figure Skating	0.082	0.040	-0.017	0.046	0.037							0.398						-0.032	-0.000	0.060	-0.047	0.036	-0.024	-0.031	0.065	0.004	0.010	0.117	0.016
22	вид спорта - Football (Soccer)	-0.025	-0.051	0.016	-0.039	0.039			1.104										0.053	-0.033	-0.031	0.012	0.014	-0.014	-0.014	-0.152	0.160	-0.095	0.038	0.076
23	вид спорта - Freestyle Skiing	0.080	-0.099	0.015	-0.108	0.039							0.400						0.106	0.028	-0.145	-0.082	0.001	0.040	0.002	-0.187	0.015	-0.064	0.006	-0.014

Экспорт в CSV | Экспорт всех моделей в MS Excel | **Выход**

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

3.5. Просмотр основных баз данных всех моделей

Задать модель для просмотра: **INF1** | **INF2** | **INF3** | **INF4** | **INF5** | **INF7** | Количество знаков после запятой: 3 | (макс 17) | **Поиск**

Модель: "INF3"

Код признака	Описательные шкалы и градации (привинки)	1. шкалы - Bronze	2. шкалы - Gold	3. шкалы - No Medal	4. шкалы - Silver	5. - значение результата - 15-17 (10000, 20000, 30000)	6. - значение результата - 20-25 (50000, 100000, 150000)	7. - значение результата - 30-35 (150000, 200000, 250000)	8. - значение результата - 40-45 (250000, 300000, 350000)	9. - значение результата - 50-55 (350000, 400000, 450000)	10. - значение результата - 60-65 (450000, 500000, 550000)	11. - значение результата - 70-75 (550000, 600000, 650000)	12. - значение результата - 80-85 (650000, 700000, 750000)	13. - значение результата - 90-95 (750000, 800000, 850000)	14. - значение результата - 100-105 (850000, 900000, 950000)	15. - значение результата - 110-115 (950000, 1000000, 1050000)	16. - значение результата - 120-125 (1050000, 1100000, 1150000)	17. - значение результата - 130-135 (1150000, 1200000, 1250000)	18. - значение результата - 140-145 (1250000, 1300000, 1350000)	19. - значение результата - 150-155 (1350000, 1400000, 1450000)	20. - значение результата - 160-165 (1450000, 1500000, 1550000)	21. - значение результата - 170-175 (1550000, 1600000, 1650000)	22. - значение результата - 180-185 (1650000, 1700000, 1750000)	23. - значение результата - 190-195 (1750000, 1800000, 1850000)	24. - значение результата - 200-205 (1850000, 1900000, 1950000)	25. - значение результата - 210-215 (1950000, 2000000, 2050000)	26. - значение результата - 220-225 (2050000, 2100000, 2150000)	27. - значение результата - 230-235 (2150000, 2200000, 2250000)	28. - значение результата - 240-245 (2250000, 2300000, 2350000)	29. - значение результата - 250-255 (2350000, 2400000, 2450000)
1	пол - Female	11.877	-4.235	-28.087	11.724	10.119	-12.459	-11.990	0.359	4.390	5.148	2.797	5.910	4.828	4.504	-36.133	0.818	3.407	-4.608	-32.373	-10.474	34.734	21.804	-14.654	-1.244	1.175	16.131	17.15		
2	пол - Male	-11.877	4.235	28.087	-11.724	-10.119	12.459	11.990	-0.359	-4.390	-5.148	-2.797	-5.910	-4.828	-4.504	36.133	-0.818	-3.407	4.608	32.373	10.474	-34.734	-21.804	14.654	1.244	-1.175	-16.131	-17.15		
3	возраст - 1/5-(15.0000000, 20.4000000)	0.088	-6.261	15.919	-7.660	19.058	-8.072	-2.078	-3.685	-3.136	-8.392	4.573	10.922	-3.877	-7.789	11.666	-7.727	2.709	-16.708	-11.162	-15.662	25.761	4.854	-17.961	-6.548	5.589	-2.237	0.462		
4	возраст - 2/5-(20.4000000, 25.8000000)	12.199	3.383	-29.060	2.540	-3.038	0.543	-8.035	-0.770	0.361	-4.971	10.149	-0.035	-1.719	15.165	-25.885	-8.430	-2.212	-5.102	11.241	-10.955	2.702	9.590	21.151	15.032	-20.109	-2.398	5.024		
5	возраст - 3/5-(25.8000000, 31.2000000)	-15.720	-3.194	33.438	-15.639	-8.093	3.815	2.264	2.158	-0.268	14.102	-3.210	-14.736	6.374	4.302	-3.509	6.513	-10.951	-5.400	-16.592	28.582	-11.549	1.850	0.953	-10.040	4.886	7.95	-0.482		
6	возраст - 4/5-(31.2000000, 36.6000000)	-6.912	11.125	-13.641	11.230	-10.904	-3.757	8.197	4.047	4.219	-0.730	-14.765	0.197	-10.594	3.762	11.233	0.682	12.016	22.748	27.901	-5.174	-5.499	2.082	4.542	11.113	-7.435	1.472	9.020		
7	возраст - 5/5-(36.6000000, 42.0000000)	10.346	-5.053	-6.657	9.529	3.977	7.472	-0.348	-1.750	1.186	-0.009	3.252	3.652	9.816	-15.441	7.495	0.961	-1.552	49.958	-11.389	3.208	-11.415	-10.777	-8.696	-15.565	17.070	2.367			

3.4. Задача-4. Верификация моделей

3.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

3.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В соответствии с критерием достоверности L1-мерой проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 (хи-квадрат К.Пирсона) с интегральным критерием: «Сумма знаний»: **L1=0.952** при максимуме 1 (рисунок 12). *Эту модель и будем использовать для решения поставленных в работе задач.*

№	Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (ТН)	Число истинно-отрицательных решений (ФН)	Число ложно-положительных решений (ФП)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модулей уровней сходства ложно-положит. решений (SNP)	Сумма модулей уровней сходства истинно-отрицат. положит. решений (STN)	Сумма модулей уровней сходства ложно-положит. решений (SNP)	Сумма модулей уровней сходства истинно-отрицат. положит. решений (STN)	Сумма модулей уровней сходства ложно-положит. решений (SNP)	Сумма модулей уровней сходства истинно-отрицат. положит. решений (STN)	Сумма модулей уровней сходства ложно-положит. решений (SNP)	Сумма модулей уровней сходства истинно-отрицат. положит. решений (STN)	
1	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс-признак" у объектов обуч. выборки	корреляция abs частот с обр. объекта	55547	55547	0	283453	0	0.166	1.000	0.285	37251.068	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640
2	ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс-признак" у объектов обуч. выборки	сумма abs частот по признакам объекта	55547	55547	0	283453	0	0.166	1.000	0.285	37251.068	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640
3	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр. объекта	55547	55547	0	283453	0	0.166	1.000	0.285	37251.068	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640
4	PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	55547	55547	0	283453	0	0.166	1.000	0.285	37251.068	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640
5	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	корреляция усл. отн. частот с обр. объекта	55547	55547	0	283453	0	0.166	1.000	0.285	37251.068	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640
6	PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов j-го класса	сумма усл. отн. частот по признакам объекта	55547	55547	0	283453	0	0.166	1.000	0.285	37251.068	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640	0.000	174133.640
7	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	55547	38474	195619	87834	18073	0.305	0.680	0.421	3335.381	25437.414	5043.600	36	5043.600	36	5043.600	36	5043.600
8	INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1	сумма знаний	55547	38474	140593	142960	17201	0.216	0.696	0.330	2993.214	6734.612	7891.542	55	7891.542	55	7891.542	55	7891.542
9	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	55547	38474	195619	87834	18073	0.305	0.680	0.421	3335.381	25437.414	5043.600	36	5043.600	36	5043.600	36	5043.600
10	INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC2	сумма знаний	55547	38474	140593	142960	17201	0.216	0.696	0.330	2993.214	6734.612	7891.542	55	7891.542	55	7891.542	55	7891.542
11	INF3 - частный критерий: Уинварт: разности между фактическими и ожидаемыми abs. частотами	семантический резонанс знаний	55547	30472	138355	145098	26075	0.174	0.539	0.263	8918.104	33499.157	31506.049	14	31506.049	14	31506.049	14	31506.049
12	INF3 - частный критерий: Уинварт: разности между фактическими и ожидаемыми abs. частотами	сумма знаний	55547	30472	138355	145098	26075	0.174	0.539	0.263	3946.618	8627.741	6320.268	11	6320.268	11	6320.268	11	6320.268
13	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	55547	20945	263522	19931	35602	0.512	0.370	0.430	2121.214	38421.257	1166.499	71	1166.499	71	1166.499	71	1166.499
14	INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC1	сумма знаний	55547	39917	123243	160210	16630	0.199	0.706	0.311	1538.512	578.995	2096.731	32	2096.731	32	2096.731	32	2096.731
15	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	55547	20945	263522	19931	35602	0.512	0.370	0.430	2121.214	38421.257	1166.499	71	1166.499	71	1166.499	71	1166.499
16	INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятности из PRC2	сумма знаний	55547	39917	123243	160210	16630	0.199	0.706	0.311	1538.512	578.995	2096.731	32	2096.731	32	2096.731	32	2096.731
17	INF6 - частный критерий: разм усл и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC1	семантический резонанс знаний	55547	29957	130607	152846	26590	0.164	0.530	0.259	7882.517	25433.091	29706.097	14	29706.097	14	29706.097	14	29706.097
18	INF6 - частный критерий: разм усл и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC1	сумма знаний	55547	30472	119565	163888	26075	0.157	0.539	0.243	1986.941	3462.914	14597.600	11	14597.600	11	14597.600	11	14597.600
19	INF7 - частный критерий: разм усл и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC2	семантический резонанс знаний	55547	29957	130607	152846	26590	0.164	0.530	0.259	7882.517	25433.091	29706.097	14	29706.097	14	29706.097	14	29706.097
20	INF7 - частный критерий: разм усл и безуслов. вероятностей, вероятности из PRC2	сумма знаний	55547	30472	119565	163888	26075	0.157	0.539	0.243	1986.941	3462.914	14597.600	11	14597.600	11	14597.600	11	14597.600

Рисунок 12. Экранные формы режима измерения достоверности моделей 3.4

На рисунках 13 приведены частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко [9] СК-модели INF3.

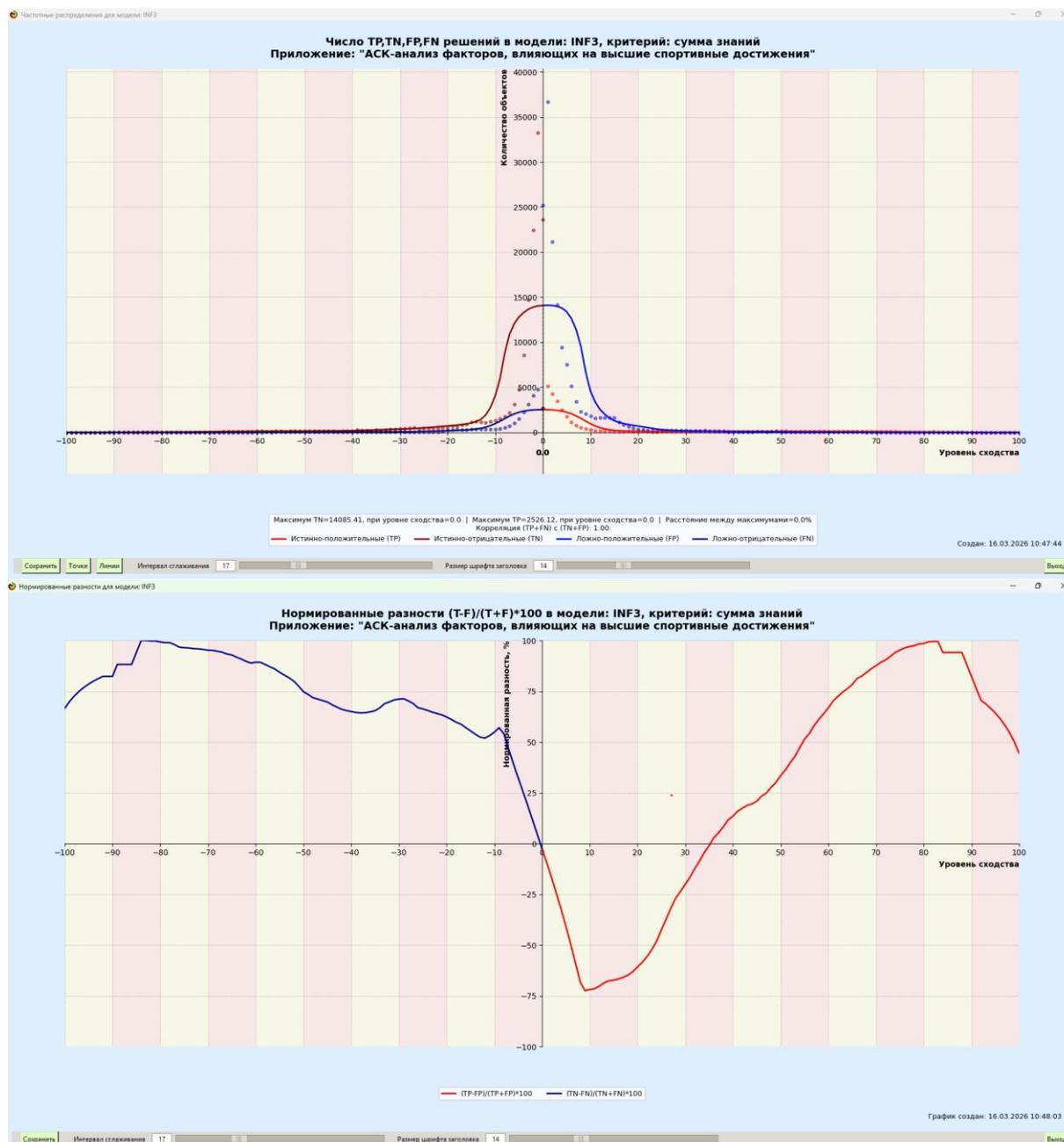


Рисунок 13. Частотные распределения количества истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной по L1-мере проф.Е.В.Луценко СК-модели INF3 [9]

Из этих частотных распределений видно, что в наиболее достоверной СК-модели INF3:

– Отрицательные ложные решения (когда модель ошибочно предсказывает отсутствие медали у реального чемпиона или рекордсмена) в данной задаче практически не встречаются или встречаются в ничтожно малом количестве при очень низких уровнях различия. Это говорит о высокой чувствительности модели к значимым факторам успеха: если у спортсмена есть сочетание характеристик, ведущее к победе, модель с высокой вероятностью это распознает.

– Положительные ложные решения (ошибочное предсказание победы там, где её не было) также минимизированы при высоких порогах сходства. Это означает, что уровень сходства, выдаваемый системой, является адекватной внутренней мерой уверенности в прогнозе. Если система выдает высокий уровень сходства с классом «Золотая медаль», то вероятность ошибки крайне мала.

Таким образом, подтверждена адекватность модели для выявления сложных нелинейных зависимостей между характеристиками атлетов (пол, возраст, рост, вес, опыт участия, история страны) и их итоговыми результатами. Модель успешно справляется с задачей распознавания паттернов, ведущих к высшим спортивным достижениям, несмотря на несбалансированность данных (преобладание спортсменов без медалей над призерами).

На рисунках 14 приведены экранные формы хелпов режима 3.4, в которых подробно объясняется смысл этого режима. Эти формы приводятся в данной работе вместо более детального описания данного режима, так как они содержат исчерпывающую методологическую справку.

Помощь по режиму 3.4. (С) Система "ЭЙДОС-Х++"

Режим: 3.4. РАСЧЕТ И ГРАФИЧЕСКАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ЧАСТОТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ УРОВНЕЙ СХОДСТВА:

По нажатию кнопок: [TP,TN,FP,FN], [(TP-FP),(TN-FN)], [(T-F)/(T+F)*100] отображаются графики частотных распределений для модели и интегрального критерия той строки, на которой в экранной форме 3.4 стоит курсор. По клику на кнопку: [(T-F)/(T+F)*100] выводятся графики частотных распределений: $(TP-FP)/(TP+FP)*100$ и $(TN-FN)/(TN+FN)*100$.

где:
 TP-True-Positive; TN-True-Negative; FP-False-Positive; FN-False-Negative, количество истинных и ложных положительных и отрицательных решений.

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

Примерные графики TP,TN,FP,FN, а также F-меры и критериев L1, L2 при увеличении объема выборки:

The left graph, titled 'Количество решений' (Number of decisions) vs 'Объем выборки' (Sample size), shows four linear trends: TN (black), TP (red), FP (blue), and FN (green). The right graph, titled 'Динамика F-меры Ван Ризбергено и L1- и L2- мер проф.Е.В.Луценко в зависимости от объема выборки RND-модели' (Dynamics of F-measure, L1, and L2 measures of Prof. E.V. Lucenko depending on the volume of the RND-model sample), shows three curves: L2-MERA (black), L1-MERA (magenta), and F-MERA (yellow). All curves start at 1.0 for a sample size of 0 and decrease, stabilizing around 0.65-0.70 for sample sizes above 1000.



Рисунок 14. Экранные формы хелпов режима измерения достоверности моделей

3.5. Задача-5. Выбор наиболее достоверной модели

3.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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.

3.6. Задача-6. Системная идентификация и прогнозирование

3.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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 класса об этом конкретном объекте *по аналогии становится известно все, что известно об объектах этого класса, по крайней мере, самое существенное о них, т.е. чем они отличаются от объектов других классов.*

Задачи идентификации и прогнозирования взаимосвязаны и мало чем отличаются друг от друга. Главное различие между ними в том, что при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему (рисунок 3).

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

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

3.6.1.1. 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.

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

3.6.1.2. Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

Интегральный критерий «Семантический резонанс знаний»

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

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

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

где:

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

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

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

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

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).

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

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

Поэтому по своей сути он также является скалярным произведением двух стандартизированных (единичных) векторов класса и объекта. Существуют и много других способов нормирования, например, путем применения вейвлетов и сплайнов, в частности линейной интерполяции: $I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - I_j^{\min}}{I_j^{\max} - I_j^{\min}}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - L^{\min}}{L^{\max} - L^{\min}}$. Это позволяет предложить неограниченное количество других видов интегральных критериев. Но результаты их применения едва ли они будут существенно отличаться от уже существующих, поэтому они не реализованы в системе «Эйдос».

3.6.1.3. Важные математические свойства интегральных критериев

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

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

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

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

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

В-пятых, по сути, при распознавании происходит расчет коэффициентов I_j разложения функции объекта L_i в ряд по функциям классов I_{ij} , т.е. определяется **вес** каждого обобщенного образа класса в образе объекта, что подробнее описано в работах [2, 3, 4].

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

3.6.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

Для решения задачи системной идентификации и прогнозирования спортивных достижений был запущен режим 4.1.2 системы «Эйдос». В качестве распознаваемой выборки использовались данные спортсменов из исходного файла Inp_data.xlsx, а в качестве эталонных образов классов выступали обобщенные портреты групп атлетов, сформированные на предыдущих этапах (золотые, серебряные, бронзовые призеры и участники без медалей).

По результатам решения задачи идентификации и прогнозирования в системе «Эйдос» выдается большое количество разнообразных выходных форм (в настоящее время их более 14). Для данной работы, с целью анализа факторов успеха и проверки точности модели, были выбраны и проанализированы следующие ключевые формы:

1. Табличные отчеты с уровнями сходства каждого спортсмена с каждым классом достижений.

2. Графические представления наиболее вероятных исходов для конкретных групп спортсменов.

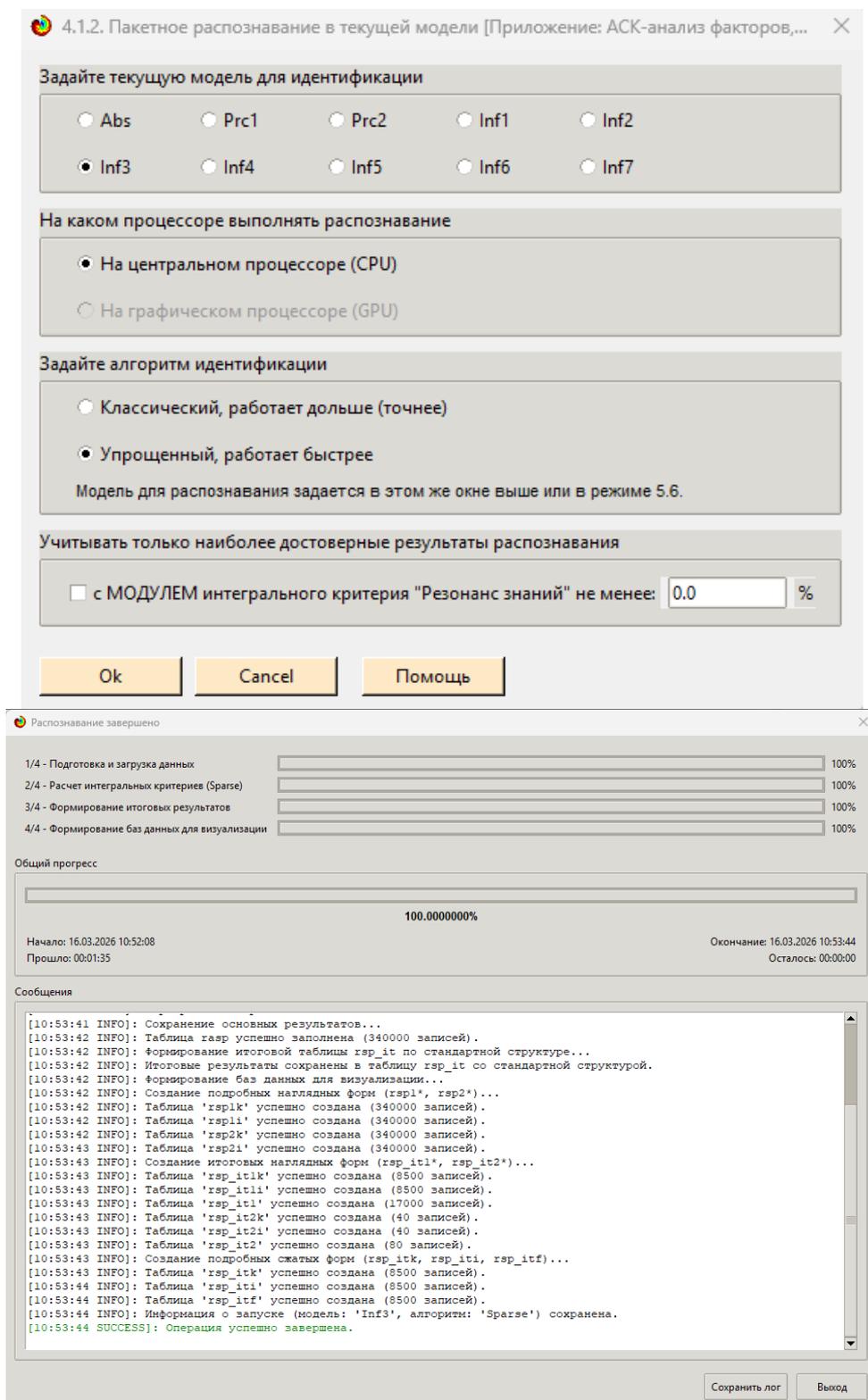


Рисунок 15. Экранные формы режима 4.1.2 идентификации и прогнозирования

На рисунке 16 видно меню выбора параметров распознавания, где в качестве текущей модели выбрана наиболее достоверная модель INF3 (выбранная в разделе 3.5), а в качестве распознаваемой выборки загружен файл с данными спортсменов. Система автоматически сравнивает вектор признаков каждого атлета (пол, возраст, рост, вес, вид спорта, опыт участия и др.) с векторами обобщенных образов классов («Золото», «Серебро», «Бронза», «Нет медали») и рассчитывает интегральный критерий сходства («Семантический резонанс знаний»).

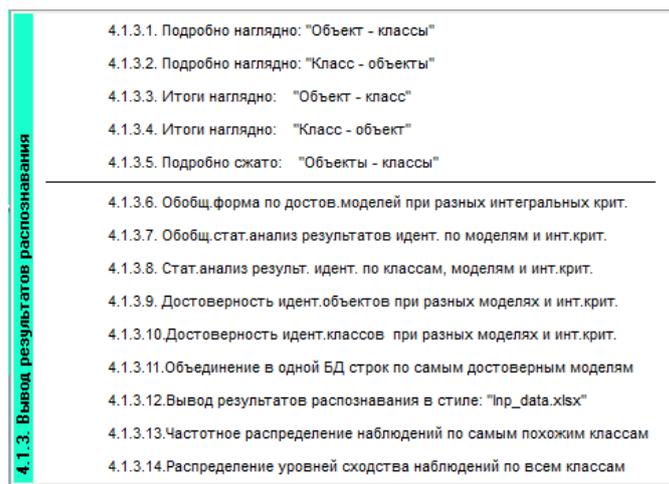


Рисунок 16. Меню подсистемы 4.1.3 системы «Эйдос», обеспечивающей вывод форм по результатам решения задачи идентификации и прогнозирования

Из всего массива выходных данных наибольший интерес для исследования представляют таблицы, показывающие распределение спортсменов по классам достижений с указанием степени уверенности прогноза. Пример такой таблицы для фрагмента выборки приведен ниже.

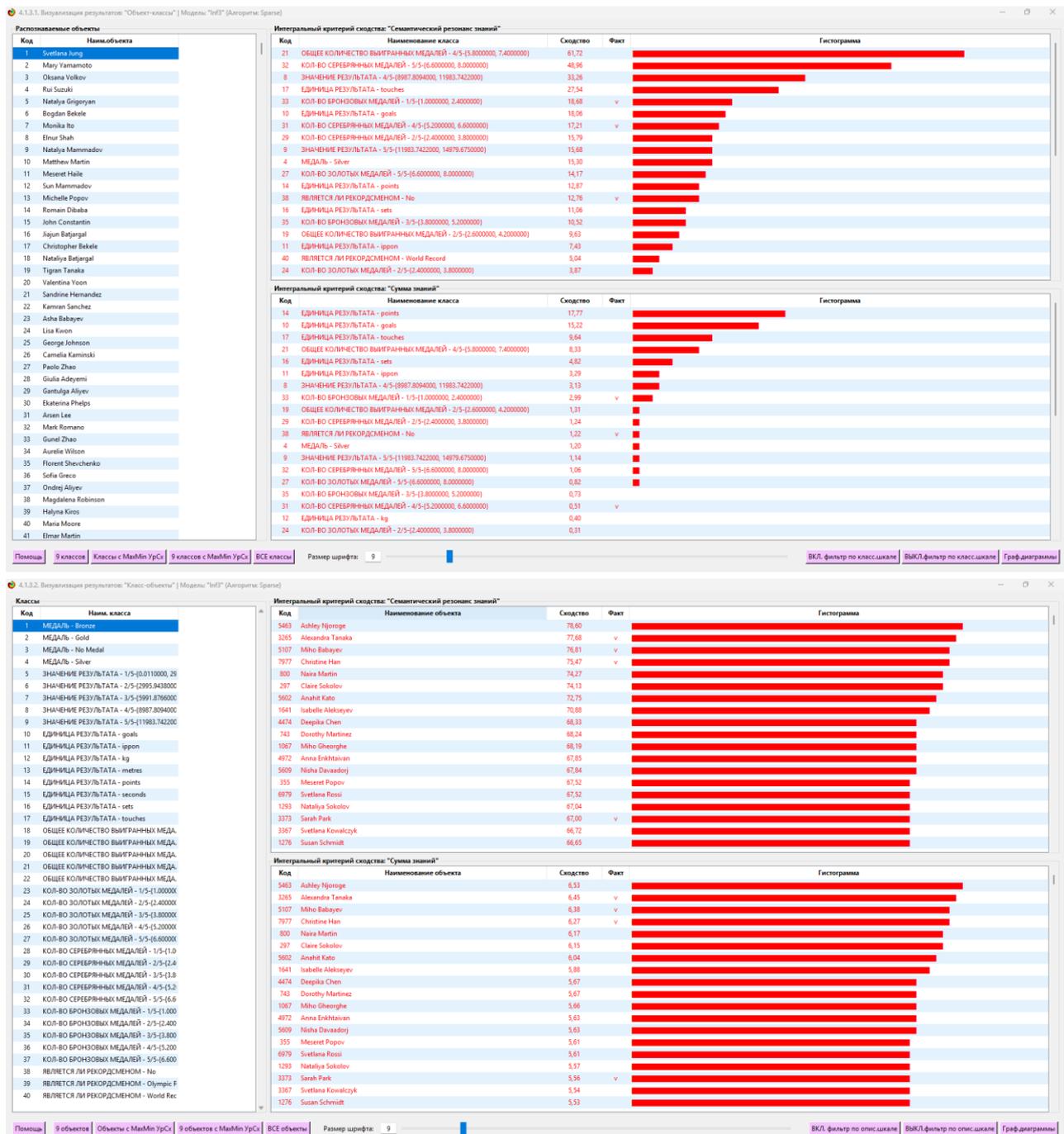


Рисунок 17. Некоторые экранные формы результатов идентификации и прогнозирования 4.1.3 системы «Эйдос»

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

3.7. Задача-7. Поддержка принятия решений

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

3.7.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

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

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

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

Необходимо подчеркнуть, что в системе «Эйдос» SWOT-диаграммы формируются автоматически на основе статистических и системно-когнитивных моделей, созданных непосредственно на основе эмпирических данных, а не как обычно не формализуемым экспертным путем на основе

интуиции, опыта и профессиональной компетенции, т.е. практически «на глазок», а в некоторых случаях и вообще «от фонаря».

3.7.1.2. Конкретное решение задачи идентификации и прогнозирования в данной работе в системе «Эйдос»

В контексте спорта высших достижений задача принятия решений формулируется как поиск комплекса управляемых факторов (подбор вида спорта, коррекция тренировочного процесса, тактика), обеспечивающих переход спортсмена в целевое состояние («Золотая медаль», «Рекорд»).

Для решения использован режим автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8). Система формирует позитивный и негативный информационные портреты класса победителей на основе эмпирических данных, а не экспертных догадок.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами АСК-анализа

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция	Н объектов (абс.)	Н объектов (%)
1	[1]-медаль-[1]-Bronze		0	
2	[1]-медаль-[2]-Gold		0	
3	[1]-медаль-[3]-No Medal		0	
4	[1]-медаль-[4]-Silver		0	
5	[2]-значение результата-[5]-1/5-[0.010000, 2995.9438000]		0	
6	[2]-значение результата-[6]-2/5-[2995.9438000, 5991.8766000]		0	
7	[2]-значение результата-[7]-3/5-[5991.8766000, 8987.8094000]		0	
8	[2]-значение результата-[8]-4/5-[8987.8094000, 11983.7422000]		0	
9	[2]-значение результата-[9]-5/5-[11983.7422000, 14979.6750000]		0	
10	[3]-единица результата-[10]-goals		0	
11	[3]-единица результата-[11]-tppon		0	
12	[3]-единица результата-[12]-kg		0	
13	[3]-единица результата-[13]-metres		0	
14	[3]-единица результата-[14]-points		0	

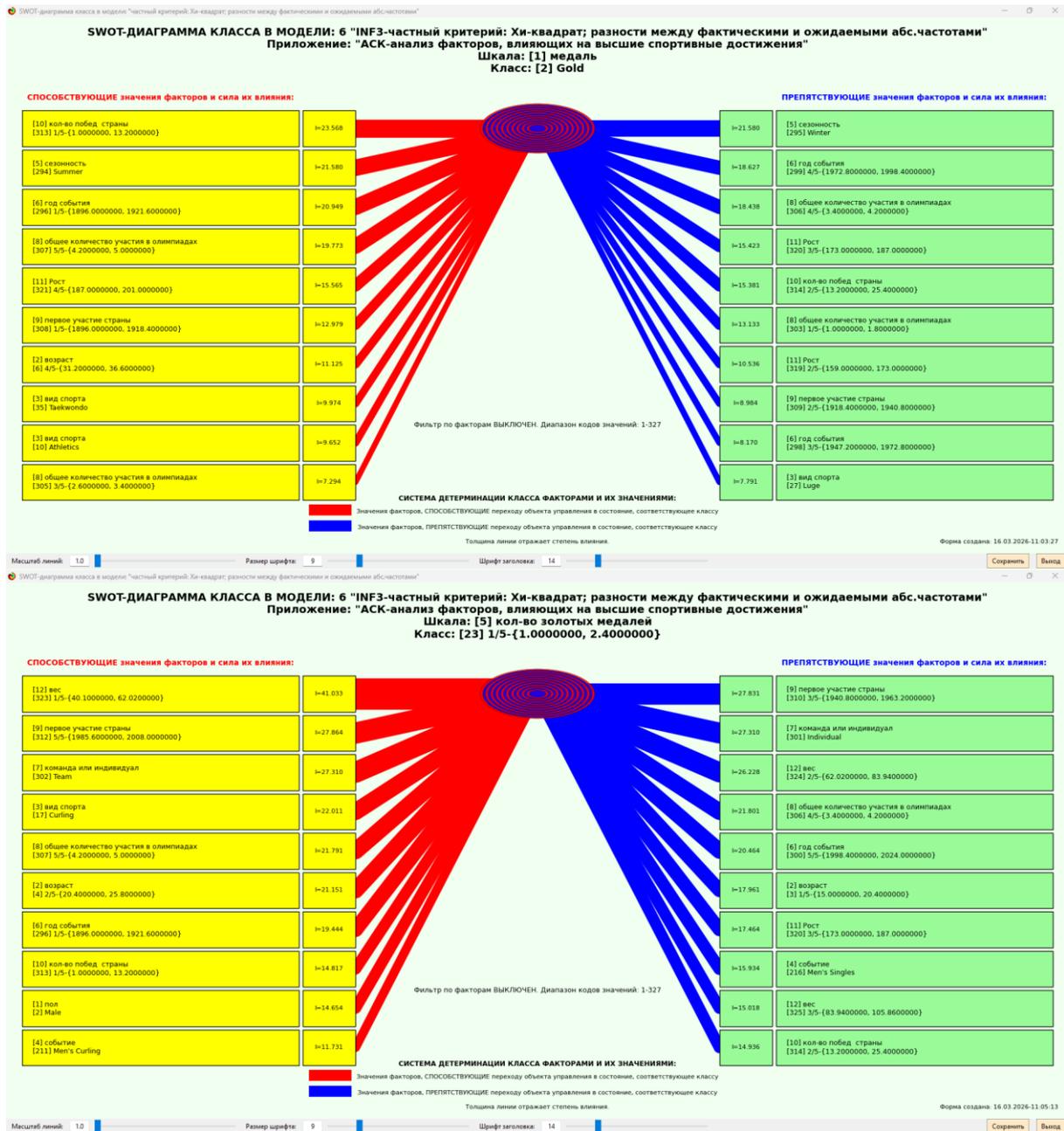
SWOT-анализ класса: 1 "МЕДАЛЬ-Bronze" в модели: 6 "INF3-частный критерий: Хи-квадрат: разности фактическими и ожидаемыми абс. частотами"

Способствующие факторы и сила их влияния			Препятствующие факторы и сила их влияния		
Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния	Код	Наименование фактора и его значения	Сила влияния
300	[6]-год события-[300]-5/5-[1998.4000000, 2024.0000000]	18.708	296	[6]-год события-[296]-1/5-[1998.0000000, 1921.6000000]	-18.608
304	[8]-общее количество участия в олимпиадах-[304]-2/5-[1.8000000, 2.4000000]	14.285	303	[8]-общее количество участия в олимпиадах-[303]-1/5-[1.0000000, 1.8000000]	-16.117
306	[8]-общее количество участия в олимпиадах-[306]-4/5-[3.4000000, 4.2000000]	12.273	5	[2]-возраст-[5]-3/5-[25.8000000, 31.2000000]	-15.720
4	[2]-возраст-[4]-2/5-[20.4000000, 25.8000000]	12.199	321	[11]-Пост-[321]-4/5-[187.0000000, 201.0000000]	-15.039
313	[10]-кол-во побед страны-[313]-1/5-[1.0000000, 13.2000000]	11.916	2	[1]-пол-[2]-Male	-11.877
1	[1]-пол-[1]-Female	11.877	323	[12]-вес-[323]-1/5-[40.1000000, 62.0200000]	-11.596
324	[12]-вес-[124]-2/5-[62.0200000, 83.9400000]	10.380	294	[5]-сезонность-[294]-Summer	-9.760
7	[2]-возраст-[7]-5/5-[36.6000000, 42.0000000]	10.348	314	[10]-кол-во побед страны-[314]-2/5-[13.2000000, 25.4000000]	-9.192
295	[3]-сезонность-[295]-Winter	9.760	317	[10]-кол-во побед страны-[317]-5/5-[49.8000000, 62.0000000]	-7.601
9	[3]-вид спорта-[9]-Archeley	9.562	305	[8]-общее количество участия в олимпиадах-[305]-3/5-[2.6000000, 3.4000000]	-7.042
299	[6]-год события-[299]-4/5-[1972.8000000, 1998.4000000]	8.542	213	[4]-событие-[213]-Men's Football	-6.949
308	[9]-первое участие страны-[308]-1/5-[1896.0000000, 1918.4000000]	8.299	6	[2]-возраст-[6]-4/5-[31.2000000, 36.6000000]	-6.912
207	[4]-событие-[207]-Mass Start M	7.868	310	[9]-первое участие страны-[310]-3/5-[1940.8000000, 1963.2000000]	-6.460
319	[11]-Пост-[319]-2/5-[159.0000000, 173.0000000]	7.783	37	[3]-вид спорта-[37]-Triathlon	-6.236
33	[3]-вид спорта-[33]-Speed Skating	6.696	297	[6]-год события-[297]-2/5-[1921.6000000, 1947.2000000]	-5.539
322	[11]-Пост-[322]-5/5-[201.0000000, 215.0000000]	5.783	39	[3]-вид спорта-[39]-Weightlifting	-5.181
288	[4]-событие-[288]-Women's Football	5.781	24	[3]-вид спорта-[24]-Gymnastics (Artistic)	-5.022
316	[10]-кол-во побед страны-[316]-4/5-[37.6000000, 49.8000000]	5.730	34	[3]-вид спорта-[34]-Swimming	-4.978

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

Помощь ABS PRC1 PRC2 INF1 INF2 **INF3** INF4 INF5 INF6 INF7 Размер шрифта: 9

SWOT-диаграмма заданного класса SWOT-диаграммы всех классов



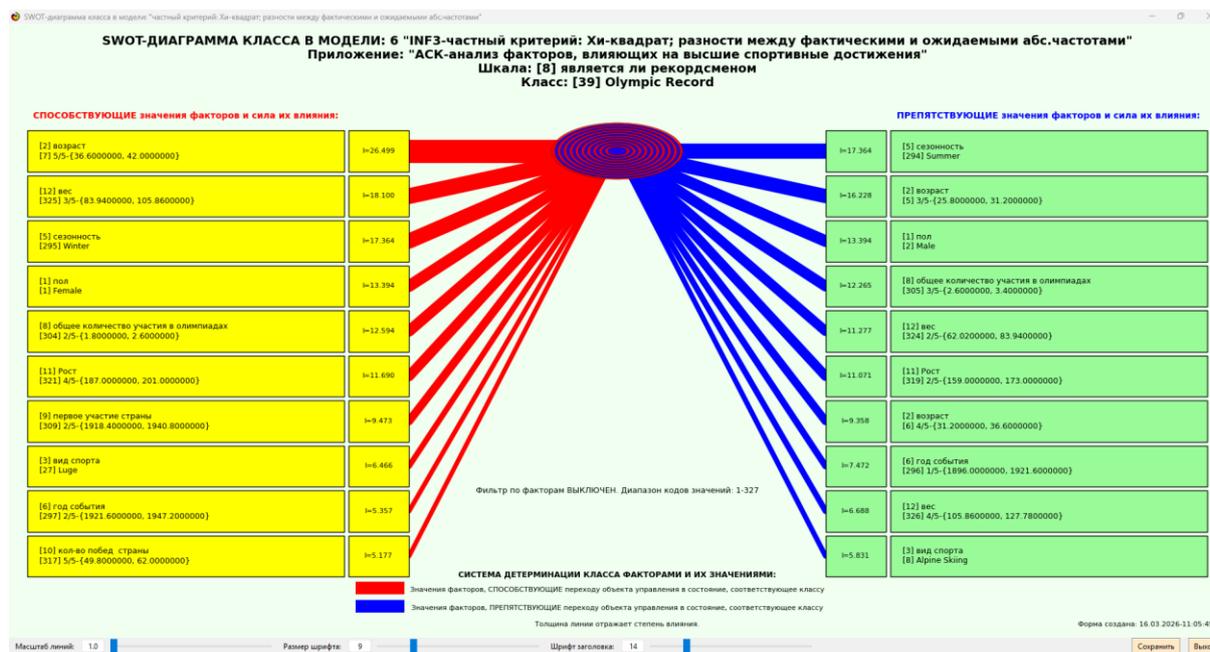


Рисунок 18. Примеры экранной формы режима автоматизированного SWOT-анализа (режим 4.4.8 системы «Эйдос»)

На диаграмме наглядно отображены:

- Знак влияния: Зеленый сектор – факторы, повышающие вероятность победы (Strengths/Opportunities); красный – снижающие её (Weaknesses/Threats).
- Сила влияния: Толщина сектора, пропорциональная количеству информации, которое несет данный фактор о наступлении события.

Анализ позволяет выявить критические параметры успеха. Например, модель может показать высокую значимость градаций «Возраст 23–27 лет», «Рост > 190 см» или «Опыт участия > 2 олимпиад» для конкретных видов спорта, одновременно указывая на факторы-угрозы (например, «Возраст > 35 лет» для спринтерских дисциплин). Это дает тренерам конкретные ориентиры для управления подготовкой атлетов.

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

3.7.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

Однако SWOT-анализ (режим 4.4.8 системы «Эйдос») имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, целевые состояния могут быть недостижимыми одновременно

(альтернативными) или совместимыми по системе обуславливающих их значений факторов, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать и возможно надо искать им замену, примерно так же влияющую на объект моделирования.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений (режим 6.3) в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области. Этот алгоритм описан в работах [11, 12, 13] и в ряде других работ.

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

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

Шаг 2-й (см.реж.6.4). Когнитивно-целевая структуризация и формализация предметной области (реж.2.3.2.2), синтез и верификация моделей (реж.3.5), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергера и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко (реж.3.4) [9]. Повышение уровня системности и адекватности модели объекта управления (принцип Уильяма Росса Эшби) [14, 15].

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

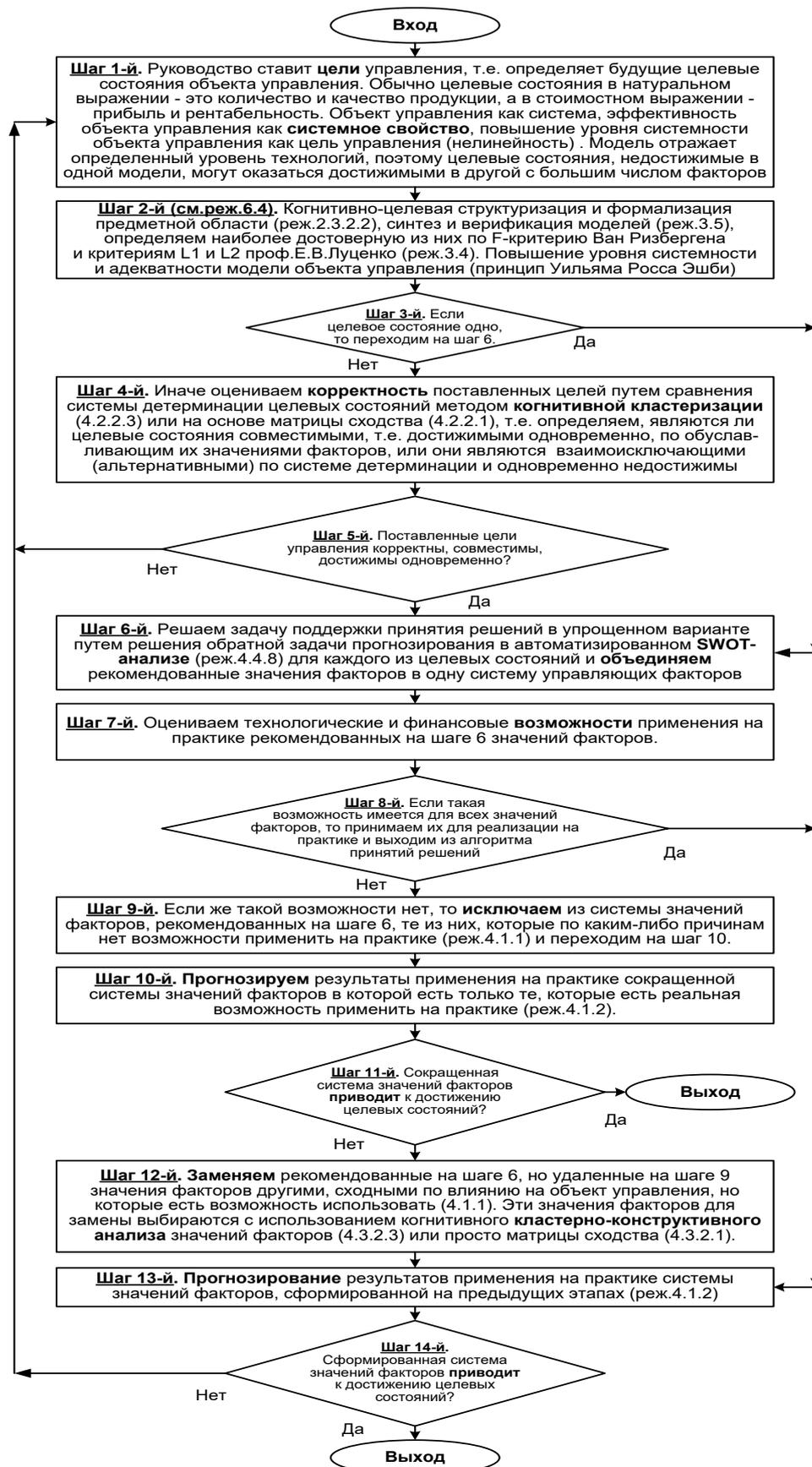


Рисунок 19. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

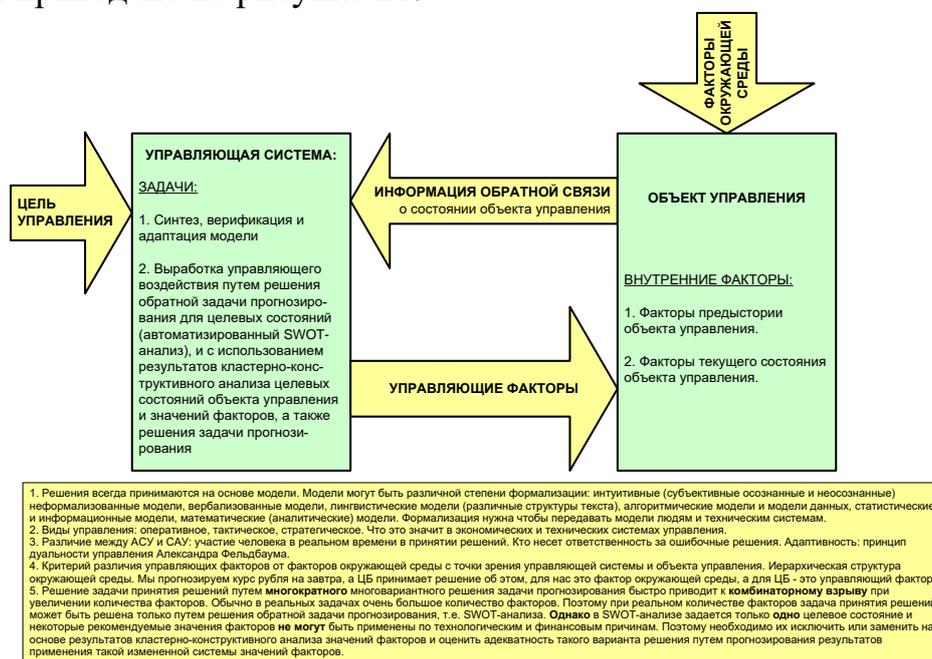


Рисунок 20. Принципиальная схема адаптивной интеллектуальной системы управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

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

3.7.2.2. Конкретное решение задачи управления в данной работе в системе «Эйдос»

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

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

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

3.8.1.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

3.8.1.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Для исследования семантического потенциала конкретных значений факторов (градаций описательных шкал) в контексте спортивных достижений был использован режим 4.4.9 системы «Эйдос». Данный режим позволяет построить инвертированные SWOT-диаграммы, которые показывают силу и направление влияния одного конкретного значения фактора (например, «Возраст 25 лет» или «Рост > 190 см») на переход спортсмена во все возможные целевые состояния (классы: «Золото», «Серебро», «Бронза», «Нет медали») одновременно.

Это дает возможность увидеть полный «портрет влияния» каждого параметра. Например, мы можем оценить, является ли высокий рост универсальным преимуществом для всех видов спорта или же он способствует победе только в конкретных дисциплинах (баскетбол, гребля), становясь препятствием в других (гимнастика, скачки).

4.4.9. Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов средствами АСК-анализа

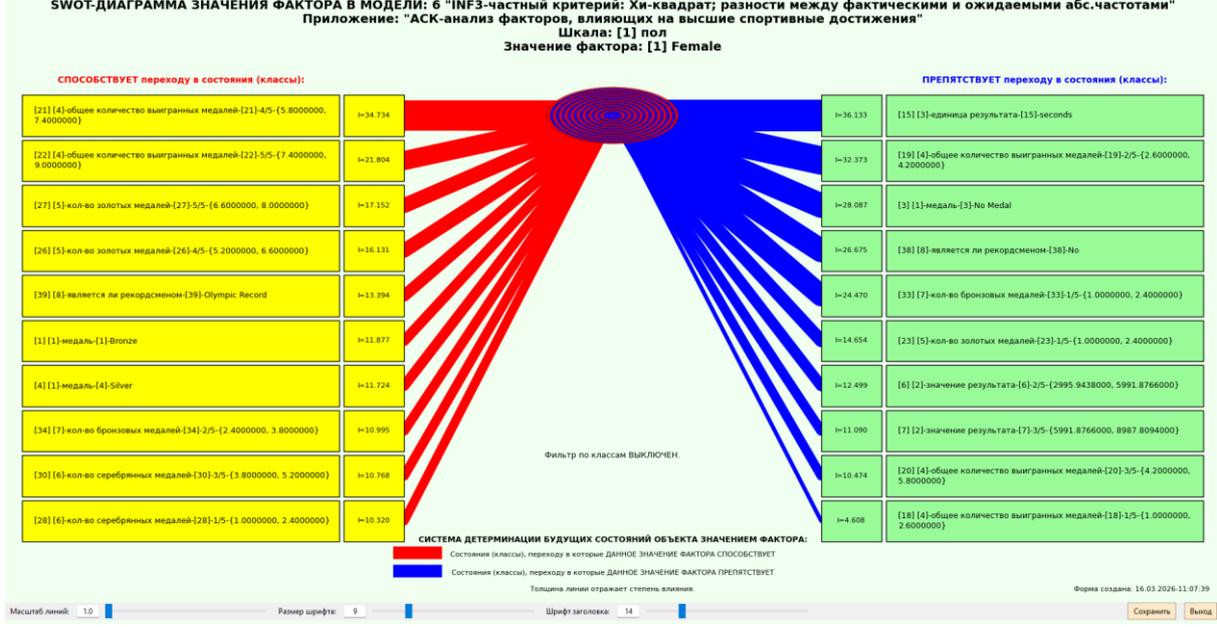
Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущее состояние

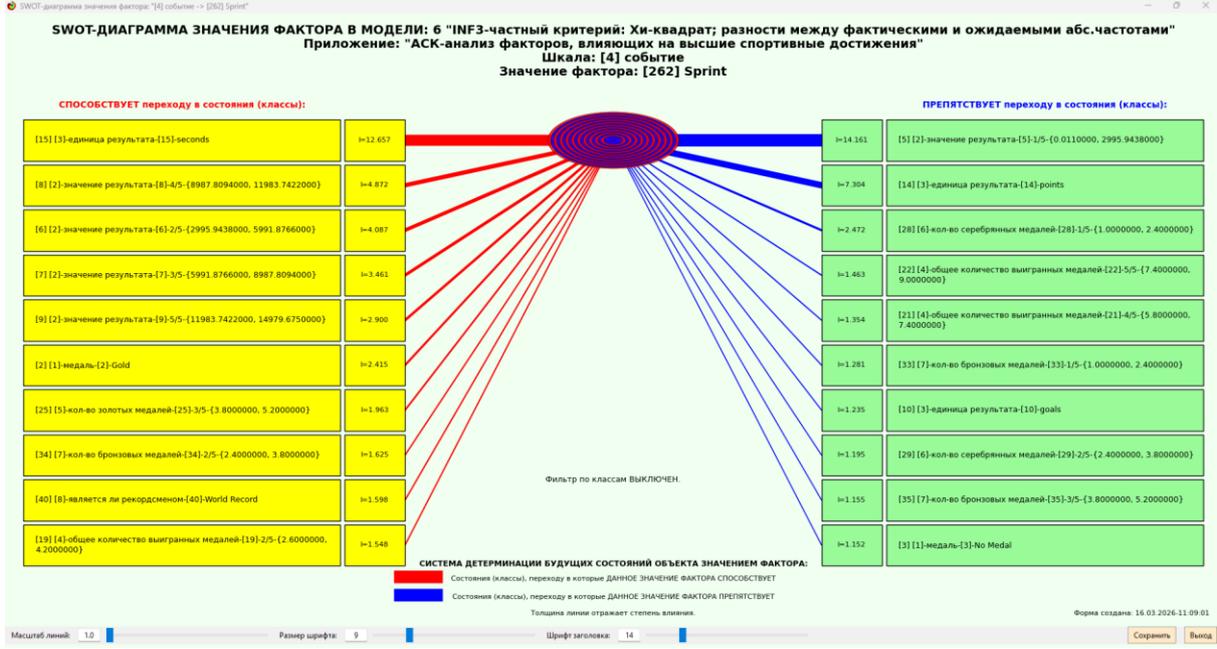
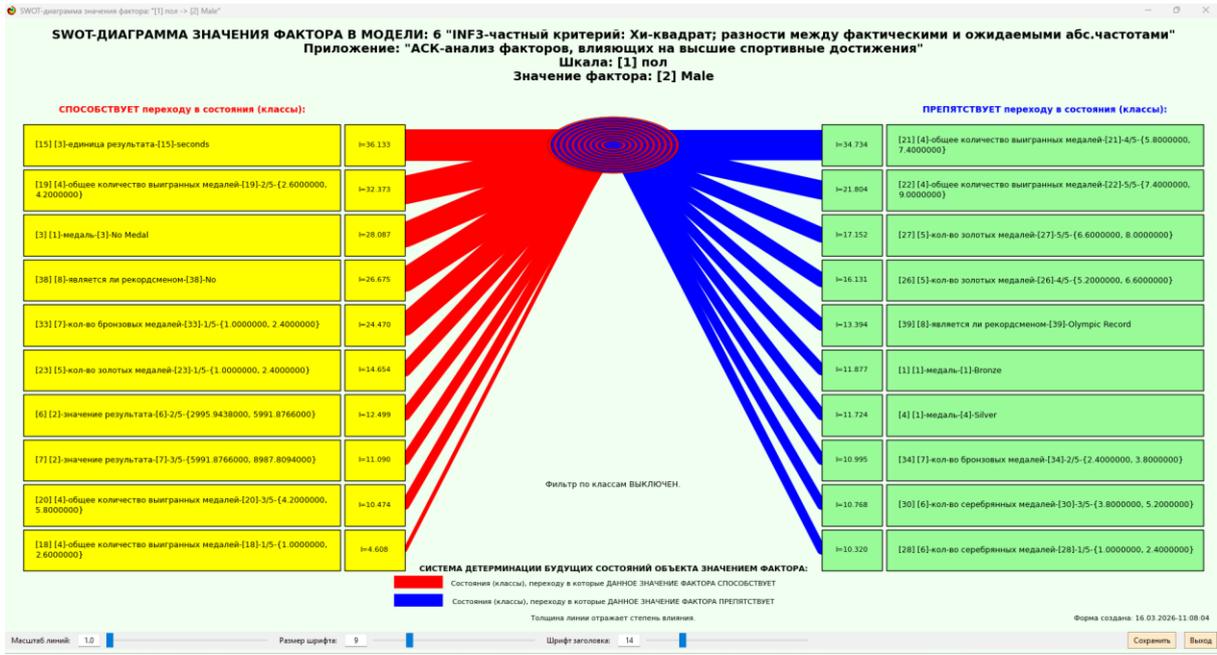
Код	Наименование значитель фактора	Редукция	Н объектов (абс.)	Н объектов (%)
1	[1] пол -> [1] Female			
2	[1] пол -> [2] Male			
3	[2] возраст -> [3] 1/5-(15.000000, 20.400000)			
4	[2] возраст -> [4] 2/5-(20.400000, 25.800000)			
5	[2] возраст -> [5] 3/5-(25.800000, 31.200000)			
6	[2] возраст -> [6] 4/5-(31.200000, 36.600000)			
7	[2] возраст -> [7] 5/5-(36.600000, 42.000000)			
8	[3] вид спорта -> [8] Alpine Skiing			
9	[3] вид спорта -> [9] Archery			
10	[3] вид спорта -> [10] Athletics			
11	[3] вид спорта -> [11] Basketball			
12	[3] вид спорта -> [12] Biathlon			
13	[3] вид спорта -> [13] Bobsled			
14	[3] вид спорта -> [14] Boring			

SWOT-анализ значения фактора: 1 "ПОЛ Female" в модели: 6 "INF3-частный критерий: Хи-квадрат; разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"

Способствует переходу в состояния (классы):			Препятствует переходу в состояния (классы):		
Код	Наименование класса	Сила влияния	Код	Наименование класса	Сила влияния
21	[4]-общее количество выигранных медалей-[21]-4/5-(5.800000, 7.400000)	34.734	15	[3]-единица результата-[15]-seconds	-36.133
22	[4]-общее количество выигранных медалей-[22]-5/5-(7.400000, 9.000000)	21.804	19	[4]-общее количество выигранных медалей-[19]-2/5-(2.600000, 4.200000)	-32.373
27	[3]-кол-во золотых медалей-[27]-5/5-(6.600000, 8.000000)	17.152	3	[1]-медаль-[3]-No Medal	-28.087
26	[5]-кол-во золотых медалей-[26]-4/5-(5.200000, 6.600000)	16.131	38	[8]-является ли рекордсменом-[38]-No	-26.875
39	[8]-является ли рекордсменом-[39]-Olympic Record	13.394	33	[7]-кол-во бронзовых медалей-[33]-1/5-(1.000000, 2.400000)	-24.470
1	[1]-медаль-[1]-Bronze	11.877	23	[5]-кол-во золотых медалей-[23]-1/5-(1.000000, 2.400000)	-14.654
4	[1]-медаль-[4]-Silver	11.724	6	[2]-значение результата-[6]-2/5-(2995.9438000, 5991.8766000)	-12.499
34	[7]-кол-во бронзовых медалей-[34]-2/5-(2.400000, 3.800000)	10.995	7	[2]-значение результата-[7]-3/5-(5991.8766000, 8987.8094000)	-11.090
30	[6]-кол-во серебряных медалей-[30]-3/5-(3.800000, 5.200000)	10.768	20	[4]-общее количество выигранных медалей-[20]-3/5-(4.200000, 5.600000)	-10.474
28	[6]-кол-во серебряных медалей-[28]-1/5-(1.000000, 2.400000)	10.320	18	[4]-общее количество выигранных медалей-[18]-1/5-(1.000000, 2.400000)	-4.608
5	[2]-значение результата-[5]-1/5-(0.0110000, 2995.9438000)	10.119	2	[1]-медаль-[2]-Gold	-4.235
12	[3]-единица результата-[12]-kg	5.910	31	[6]-кол-во серебряных медалей-[31]-4/5-(5.200000, 6.600000)	-3.743
10	[3]-единица результата-[10]-goals	5.148	36	[7]-кол-во бронзовых медалей-[36]-4/5-(5.200000, 6.600000)	-3.261
13	[3]-единица результата-[13]-metres	4.828	24	[5]-кол-во золотых медалей-[24]-2/5-(2.400000, 3.800000)	-3.244
40	[8]-является ли рекордсменом-[40]-World Record	4.560	29	[6]-кол-во серебряных медалей-[29]-2/5-(2.400000, 3.800000)	-3.108
14	[3]-единица результата-[14]-points	4.504			
9	[2]-значение результата-[9]-5/5-(11983.7422000, 14979.6750000)	4.390			
17	[3]-единица результата-[17]-Touches	3.407			

SWOT-диаграмма значения фактора: [1] пол -> [1] Female





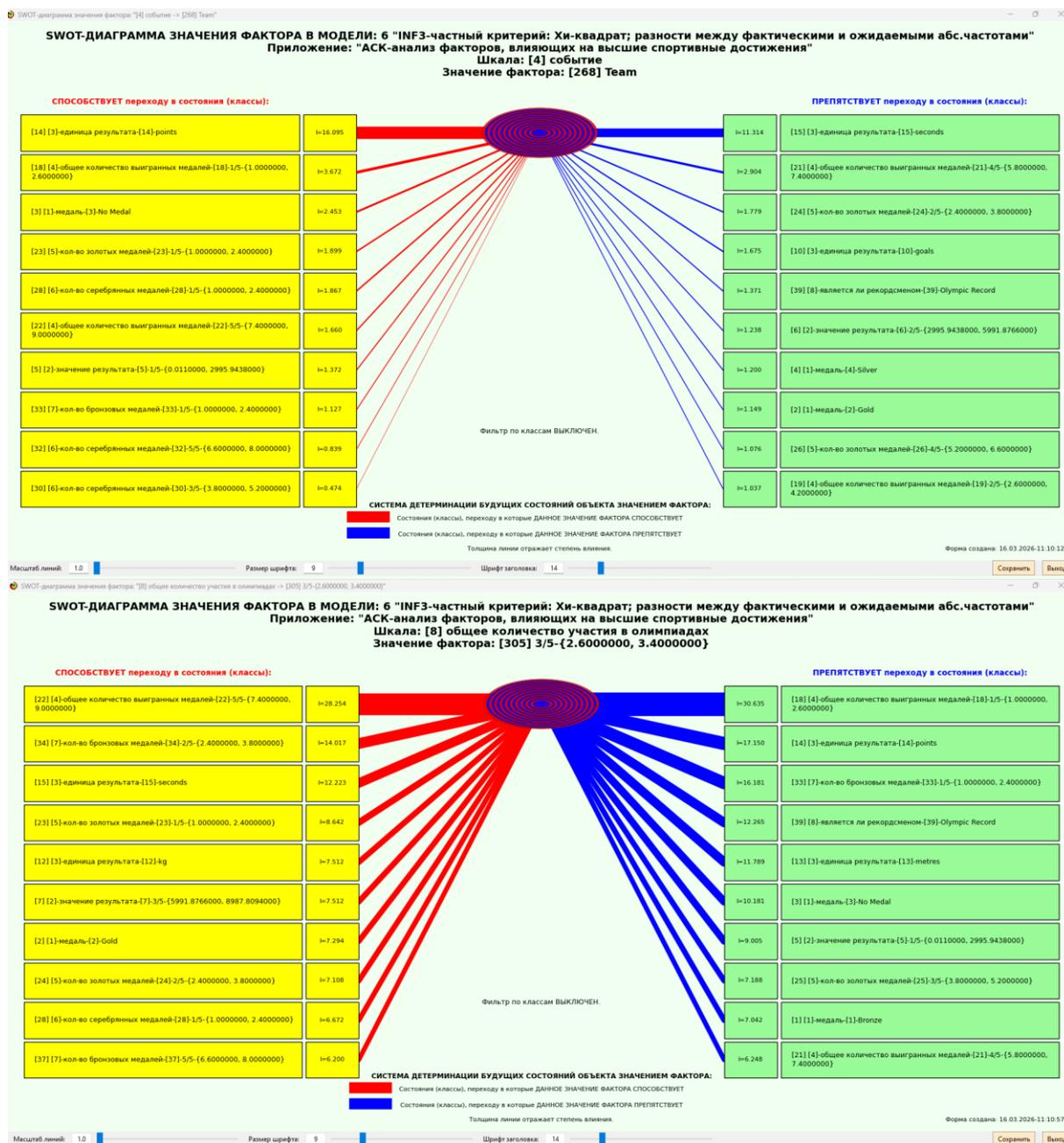


Рисунок 21. Примеры инвертированных SWOT-диаграмм влияния значений факторов на переход объекта моделирования в будущие состояния, соответствующие классам

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

Таким образом, инвертированные SWOT-диаграммы позволили перейти от общих статистических зависимостей к детальному анализу роли каждого конкретного параметра. Мы увидели, какие именно сочетания возраста, роста, веса и опыта являются наиболее информативными

предикторами высших спортивных достижений, а какие факторы выступают ограничителями. Это составляет основу для формирования научно обоснованных критериев спортивного отбора и прогнозирования потенциала атлетов.

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

3.8.2.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

Таблица 13 – Матрица сходства классов в СК-модели INF3 (полностью)

	A	B	C	D	E	F	G
1	[1]-медаль-[1]-Bronze	[1]-медаль-[2]-Gold	[1]-медаль-[3]-No Medal	[1]-медаль-[4]-Silver	[2]-значение результата-[5]-1/5-[0.0110000, 2995.8438000]	[2]-значение результата-[6]-2/5-[2995.9438000, 5991.8766000]	
2	[1]-медаль-[2]-Gold	1					
3	[1]-медаль-[3]-No Medal	-0.205279335	1				
4	[1]-медаль-[4]-Silver	-0.473882363	-0.434673294	1			
5	[2]-значение результата-[5]-1/5-[0.0110000, 2995.8438000]	0.092728509	-0.334541575	-0.438673356	1		
6	[2]-значение результата-[6]-2/5-[2995.9438000, 5991.8766000]	0.128117794	-0.110978729	-0.101813405	0.1349952184	1	
7	[3]-единица результата-[15]-goals	-0.0890536	-0.113496056	0.187106133	-0.113413174	-0.925810833	1
8	[3]-единица результата-[11]-kg	-0.101804142	0.109076721	0.111123375	-0.131598402	-0.95111766	0.885802
9	[3]-единица результата-[13]-metres	-0.15956983	0.213935785	0.100697402	-0.579663797	-0.579663797	0.291989
10	[3]-единица результата-[14]-points	-0.155786799	0.224037879	0.024357455	-0.127770511	-0.565307349	0.262864
11	[3]-единица результата-[16]-sets	0.0151612	-0.150994877	-0.07973429	0.201228236	0.309192658	-0.242553
12	[3]-единица результата-[11]-kg	-0.107702617	0.273288313	-0.083972738	-0.055004041	-0.100655807	-0.005513
13	[3]-единица результата-[12]-kg	-0.180778314	0.284052166	0.059147629	-0.186514491	-0.050236069	-0.049197
14	[3]-единица результата-[13]-metres	0.123357183	-0.331402454	-0.066637495	0.372041739	0.118858602	-0.004203
15	[3]-единица результата-[14]-points	-0.057934607	0.385734444	-0.116227259	-0.181136137	0.051453748	-0.175043
16	[3]-единица результата-[16]-sets	-0.130697495	-0.403393293	0.186946054	0.067165024	-0.175664052	0.31088
17	[3]-единица результата-[16]-sets	-0.171351952	0.285957885	0.091494234	-0.282759245	-0.129121689	0.023589
18	[3]-единица результата-[11]-kg	-0.084156466	0.178394567	-0.107110464	-0.020606089	0.026745552	-0.121258
19	[4]-общее количество выигранных медалей-[18]-1/5-[1.0000000, 2.6000000]	0.122190621	0.114168954	0.019943089	-0.061501151	0.018884352	0.064999
20	[4]-общее количество выигранных медалей-[19]-2/5-[2.0000000, 4.2000000]	-0.448456431	0.326670796	0.186900668	-0.216766812	-0.222875107	0.172027
21	[4]-общее количество выигранных медалей-[20]-3/5-[3.0000000, 5.8000000]	-0.143627502	-0.178321207	0.197489417	0.009742335	0.051938492	-0.030174
22	[4]-общее количество выигранных медалей-[21]-4/5-[4.0000000, 7.4000000]	0.195745847	0.180840026	-0.297005026	-0.046450585	-0.045109252	-0.0884
23	[4]-общее количество выигранных медалей-[22]-5/5-[5.0000000, 9.0000000]	0.233577584	-0.348862988	-0.162108367	0.241478938	0.145663987	-0.068880
24	[5]-кол-во золотых медалей-[23]-1/5-[1.0000000, 2.4000000]	-0.24515734	0.28145467	-0.236493933	0.185843716	0.1213182175	-0.140566
25	[5]-кол-во серебряных медалей-[24]-2/5-[1.4000000, 3.8000000]	-0.080393247	-0.104454416	0.097781755	0.010052768	-0.103318027	0.141118
26	[5]-кол-во золотых медалей-[25]-3/5-[1.8000000, 5.2000000]	0.020957587	0.28088501	-0.053953523	-0.244597247	-0.032994164	-0.042858
27	[5]-кол-во серебряных медалей-[26]-4/5-[2.0000000, 6.0000000]	0.385783447	-0.405165857	-0.18953663	0.340483234	0.071043796	-0.043995
28	[5]-кол-во золотых медалей-[27]-5/5-[6.0000000, 8.0000000]	0.189577638	0.036233896	-0.137465632	-0.058892355	-0.145773045	0.15513
29	[6]-кол-во серебряных медалей-[28]-1/5-[1.0000000, 2.4000000]	-0.18226931	0.235857791	-0.261209179	0.2174800109	-0.049512164	0.00892
30	[6]-кол-во серебряных медалей-[29]-2/5-[1.4000000, 3.8000000]	0.079122954	-0.11779616	0.202431934	-0.077410559	0.067598311	-0.014952
31	[6]-кол-во серебряных медалей-[30]-3/5-[1.8000000, 5.2000000]	-0.111256389	-0.168468837	0.085837327	0.052731167	-0.061724822	0.043579
32	[6]-кол-во серебряных медалей-[31]-4/5-[2.0000000, 6.0000000]	-0.088873252	0.028003304	-0.053606551	0.131348488	0.065984677	-0.101057
33	[6]-кол-во серебряных медалей-[32]-5/5-[6.0000000, 8.0000000]	-0.13256544	0.049221599	-0.063294706	0.093805782	-0.050417339	-0.035795
34	[7]-кол-во бронзовых медалей-[33]-1/5-[1.0000000, 2.4000000]	0.010805588	0.058407744	-0.215605211	0.078927621	0.080425731	-0.138376
35	[7]-кол-во бронзовых медалей-[34]-2/5-[1.4000000, 3.8000000]	0.211673829	-0.209152135	0.046005826	-0.149386693	0.142549157	-0.184510
36	[7]-кол-во бронзовых медалей-[35]-3/5-[1.8000000, 5.2000000]	0.263646602	-0.236626485	-0.220939416	0.246331818	0.30434542	-0.192714

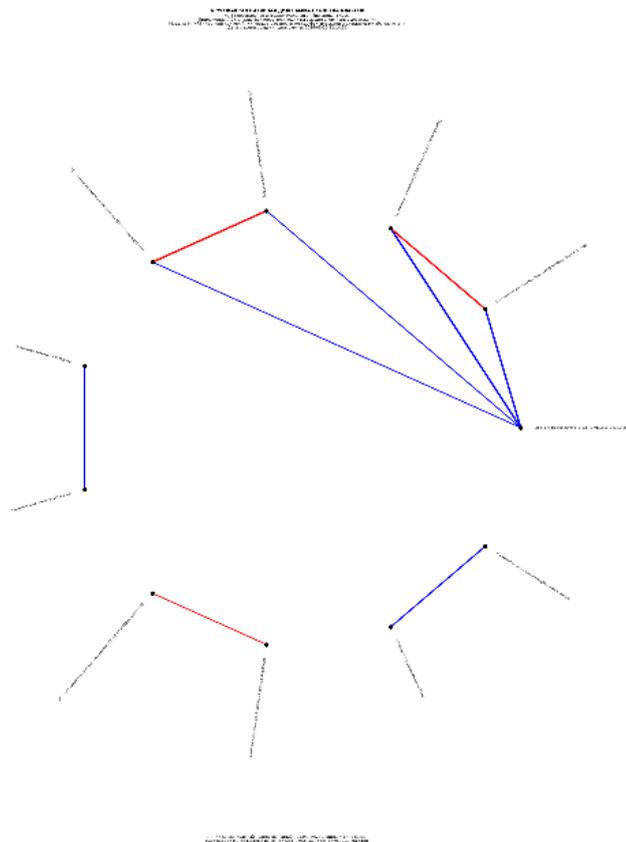


Рисунок 22. Круговая 2d-когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (КЛАССЫ)

Приложение: АСК-анализ факторов, влияющих на высшие спортивные достижения
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
 Метод кластеризации: median

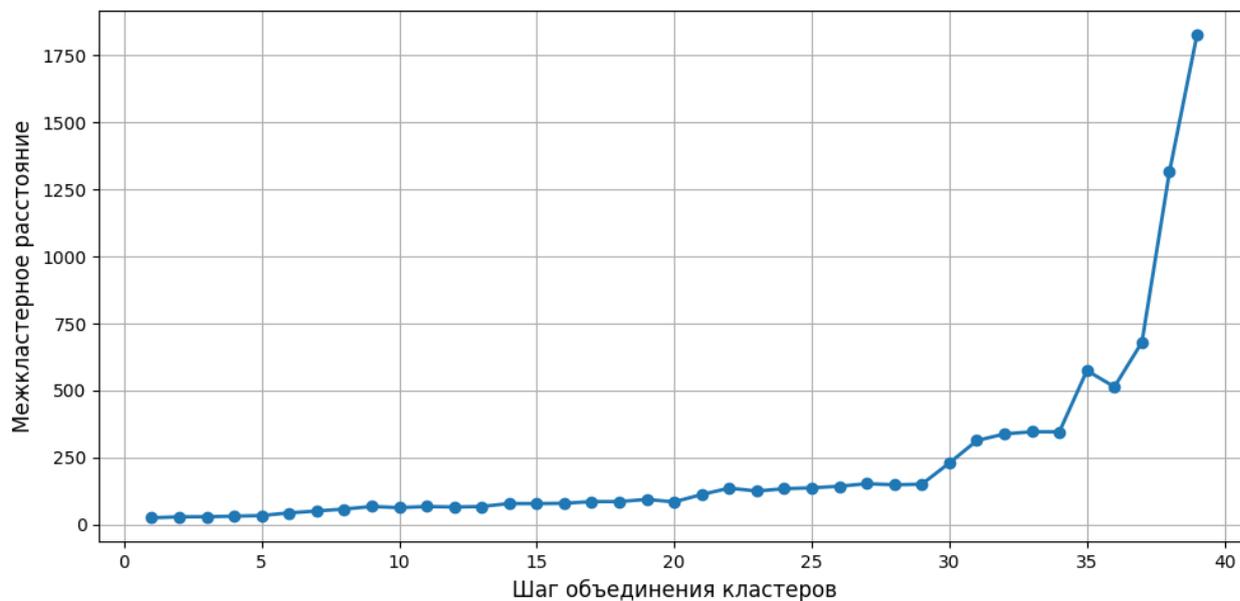


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

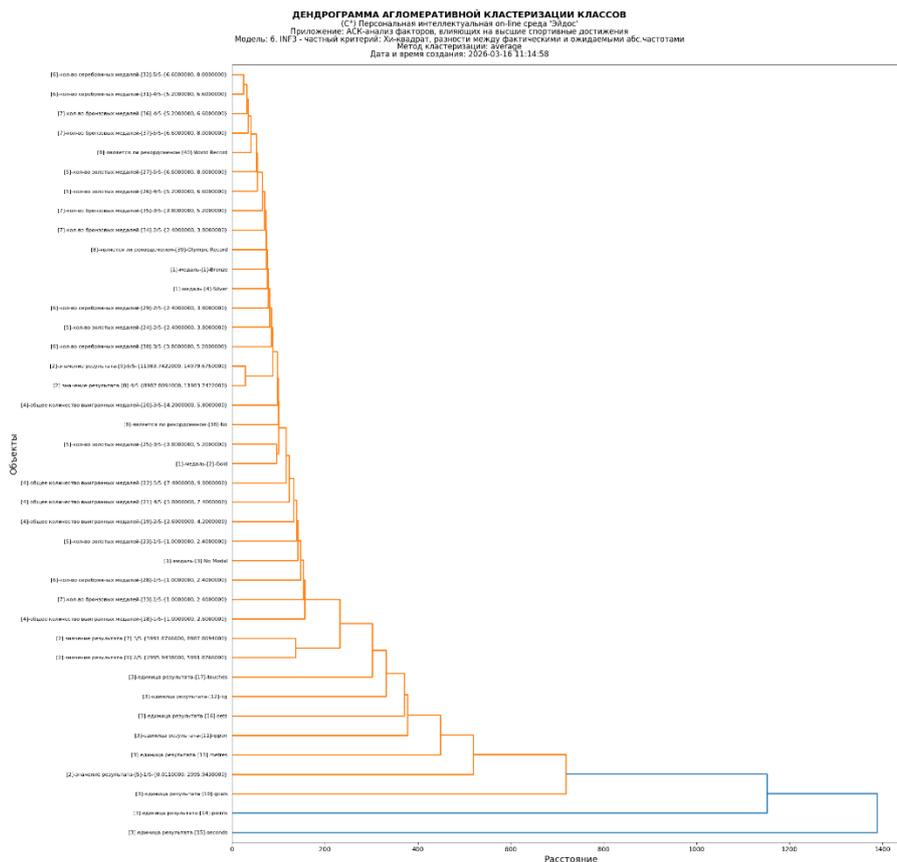


Рисунок 24. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации классов (режим 4.2.2.3)

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений описательных шкал

3.8.3.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

- круговая 2d-когнитивная диаграмма признаков (режим 4.3.2.2) рисунок 28);

- агломеративные дендрограммы, полученные в результате *когнитивной (истинной) кластеризации признаков* (предложена автором в 2011 году в работе [16]) (режим 4.3.2.3) рисунок 29);

- график изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3) рисунок 30).

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

3.8.3.2. Конкретное решение задачи в данной работе

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

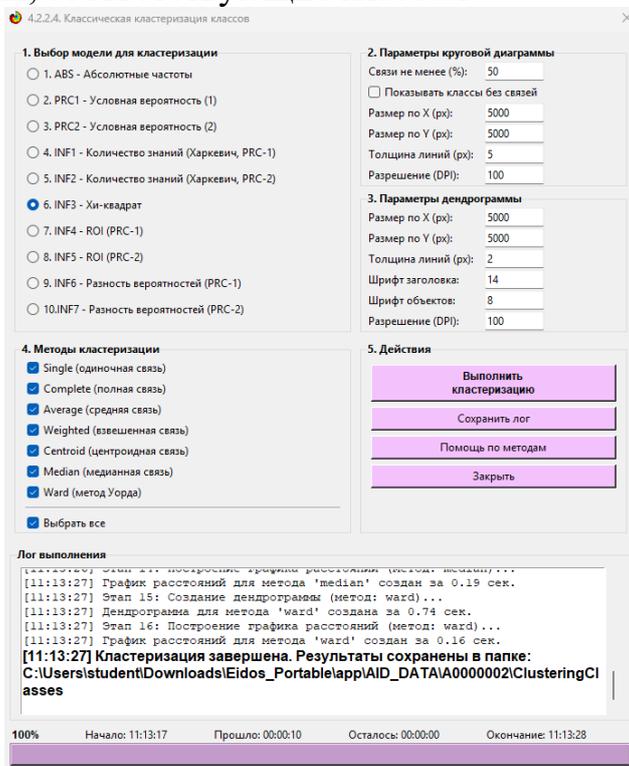


Рисунок 25. Экранные формы режима 4.3.2.1, обеспечивающего расчет матриц сходства значений факторов

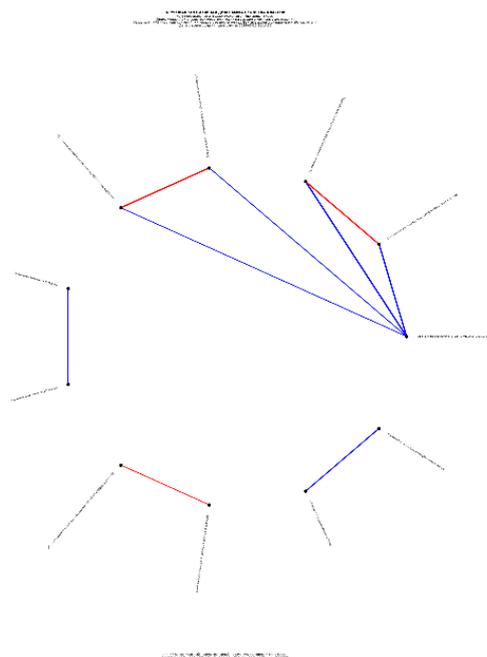


Рисунок 26. Круговая 2d-когнитивная диаграмма значений факторов в СК-модели INF3 (режим 4.3.2.2)

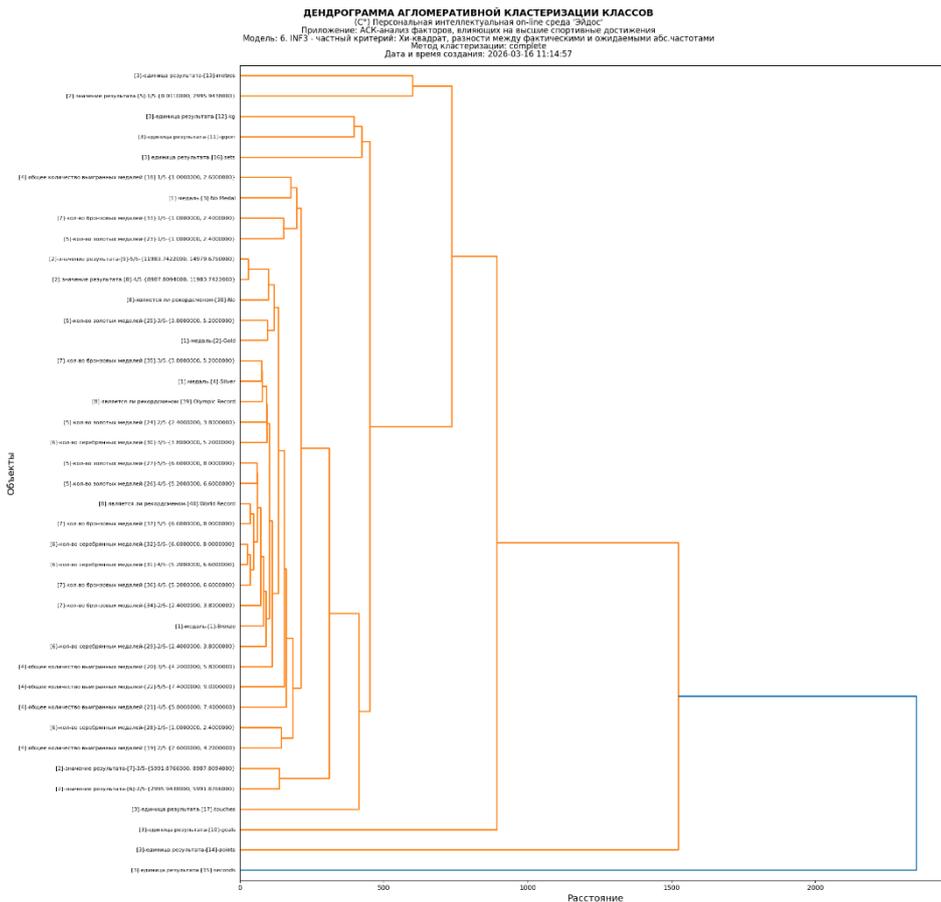


Рисунок 27. Агломеративная дендрограмма, полученная в результате когнитивной (истинной) кластеризации признаков (режим 4.3.2.3)

ЗАВИСИМОСТЬ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ОТ УРОВНЯ ИЕРАРХИИ (КЛАССЫ)

Приложение: АСК-анализ факторов, влияющих на высшие спортивные достижения
 Модель: 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами
 Метод кластеризации: centroid

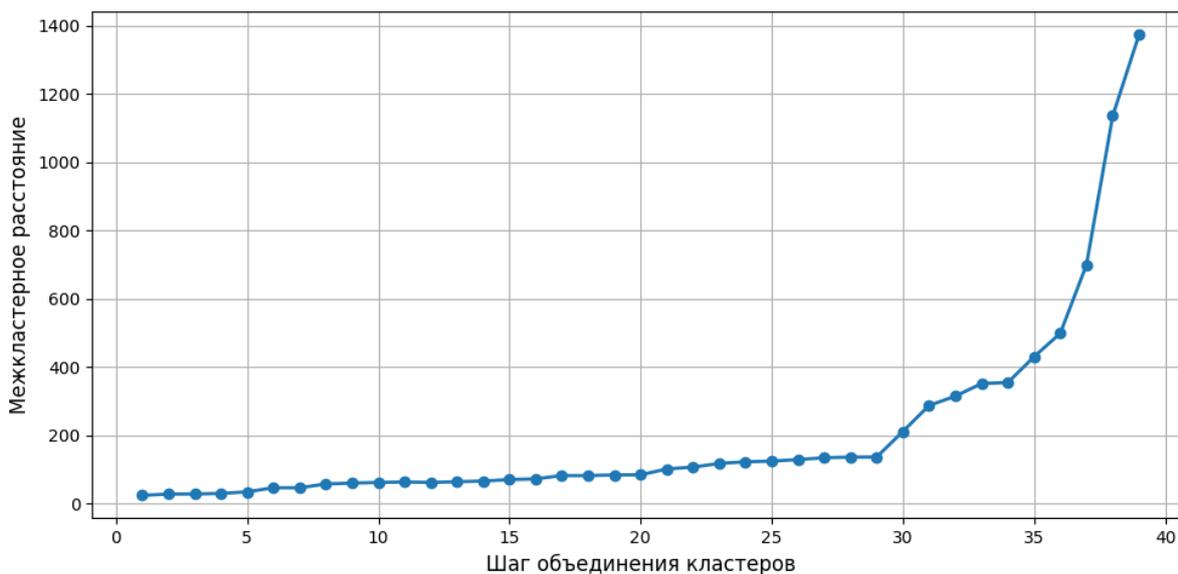


Рисунок 28. График изменения межкластерных расстояний (режим 4.3.2.3)

3.8.4. Модель знаний системы «Эйдос» и нелокальные нейроны

3.8.4.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

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

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

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

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

3.8.4.2. Конкретное решение задачи в данной работе

В контексте исследования спортивных высших достижений модель знаний системы «Эйдос» представляет собой совокупность нелокальных нейронов, каждый из которых соответствует определенному классу результатов (например, «Золотая медаль», «Серебряная медаль», «Бронзовая медаль», «Без медали»).

Каждый такой нейрон является «нелокальным» (полносвязным), так как он связан со всеми признаками (градациями описательных шкал), присутствующими в модели: полом, возрастом, ростом, весом, видом спорта, опытом участия и историческими показателями страны. Сила связи (весовой коэффициент) между конкретным признаком (рецептором) и классом (нейроном) рассчитана методом прямого счета на основе количества информации, которое несет этот признак о наступлении данного спортивного результата.

Для наглядного анализа структуры знаний был использован режим 4.4.10 системы «Эйдос», обеспечивающий визуализацию нелокальных нейронов. На графических выходных формах степень активации или торможения нейрона под воздействием конкретных факторов отображается цветом и толщиной дендритов (связей):

- **Цвет связи:** Зеленый оттенок обозначает позитивное влияние фактора (повышает вероятность победы), красный – негативное (снижает вероятность).
- **Толщина связи:** Пропорциональна силе влияния (количеству информации в битах). Толстые линии указывают на ключевые детерминанты успеха для данного класса.

4.4.10. Графическое отображение нелокальных нейронов в системе «Эйдос»

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	[1]-МЕДАЛЬ-[1]-bronze
2	[1]-МЕДАЛЬ-[2]-gold
3	[1]-МЕДАЛЬ-[3]-no medal
4	[1]-МЕДАЛЬ-[4]-silver
5	[2]-ЗНАЧЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА-[3]-1/5-(0.010000, 2993.9430000)
6	[2]-ЗНАЧЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА-[6]-2/5-(2995.943000, 5991.876000)
7	[2]-ЗНАЧЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА-[7]-3/5-(2997.876000, 8987.809000)
8	[2]-ЗНАЧЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА-[9]-4/5-(2998.809000, 11983.742000)
9	[2]-ЗНАЧЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТА-[9]-5/5-(11983.742000, 14979.675000)
10	[3]-ЕДИНИЦА РЕЗУЛЬТАТА-[10]-goals
11	[3]-ЕДИНИЦА РЕЗУЛЬТАТА-[11]-ppon
12	[3]-ЕДИНИЦА РЕЗУЛЬТАТА-[12]-kg
13	[3]-ЕДИНИЦА РЕЗУЛЬТАТА-[13]-metres
14	[3]-ЕДИНИЦА РЕЗУЛЬТАТА-[14]-points

Подготовка визуализации нейрона: 1 '11 МЕДАЛЬ (1) bronze' и модели: 6 'INF3'

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния		
Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
300	[6] год события -> [300] 5/5-(1998.400000, 2024.000000)	18.7030
304	[8] общее количество участия в олимпиадах -> [304] 2/5-(1.800000, 2.600000)	14.2952
306	[8] общее количество участия в олимпиадах -> [306] 4/5-(3.400000, 4.200000)	12.2734
4	[2] возраст -> [4] 2/5-(20.400000, 25.800000)	12.1987
313	[10] кол-во побед, страны -> [313] 1/5-(1.000000, 13.200000)	11.9190
1	[1] пол -> [1] female	11.8773
324	[12] вес -> [324] 2/5-(0.200000, 83.840000)	10.3623
7	[2] возраст -> [7] 5/5-(36.600000, 42.000000)	10.3485
295	[5] сезонность -> [295] Winter	9.7597
9	[3] вид спорта -> [9] Archery	9.5621
299	[6] год события -> [299] 4/5-(1972.800000, 1998.400000)	8.5417
308	[9] первое участие, страны -> [308] 1/5-(1.000000, 1918.400000)	8.2988
207	[4] событие -> [207] Mens Start M	7.8625
319	[13] Рост -> [319] 2/5-(159.000000, 173.000000)	7.7620
33	[3] вид спорта -> [33] Speed Skating	6.6650
322	[11] Рост -> [322] 5/5-(201.000000, 215.000000)	5.7633
288	[4] событие -> [288] Women's Football	5.7070

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния		
Код	Наименование описательной шкалы и градации	Сила
296	[6] год события -> [296] 1/5-(1896.000000, 1921.600000)	-18.6662
303	[8] общее количество участия в олимпиадах -> [303] 1/5-(1.000000, 1.800000)	-16.1173
5	[2] возраст -> [5] 3/5-(25.800000, 31.200000)	-16.7200
321	[11] Рост -> [321] 4/5-(187.000000, 201.000000)	-15.0386
2	[1] пол -> [2] Male	-11.8773
323	[12] вес -> [323] 1/5-(0.100000, 62.020000)	-11.9598
284	[5] сезонность -> [284] Summer	-8.7597
314	[10] кол-во побед, страны -> [314] 2/5-(11.200000, 25.400000)	-8.1915
317	[10] кол-во побед, страны -> [317] 5/5-(48.800000, 62.000000)	-7.8011
305	[8] общее количество участия в олимпиадах -> [305] 3/5-(2.600000, 3.400000)	-7.0416
213	[4] событие -> [213] Men's Football	-6.9494
6	[2] возраст -> [6] 4/5-(31.200000, 36.600000)	-6.9123
310	[9] первое участие, страны -> [310] 3/5-(1.940.800000, 1963.200000)	-6.4600
37	[3] вид спорта -> [37] Weightlifting	-6.2357
297	[6] год события -> [297] 2/5-(1921.600000, 1947.200000)	-5.5380
39	[3] вид спорта -> [39] Weightlifting	-5.1813
24	[3] вид спорта -> [24] Gymnastics (Artistic)	-5.0224

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь ABS PRС1 PRС2 INF1 INF2 INF3 INF4 INF5 INF6 INF7

СТАРТ Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999 Минимальный вес. коэфф. отображаемых рецепторов: 0.000

Сортировать рецепторы: по информативности по значимости информативности

Отображать рецепторы: с наименованиями только с кодами

Размер изображения: по оси X: 1620 по оси Y: 1020

Размер шрифта графической формы: Заголовки: 14 Рецепторы: 6 Легенда: 6

Размер шрифта в таблице данных формы: 9

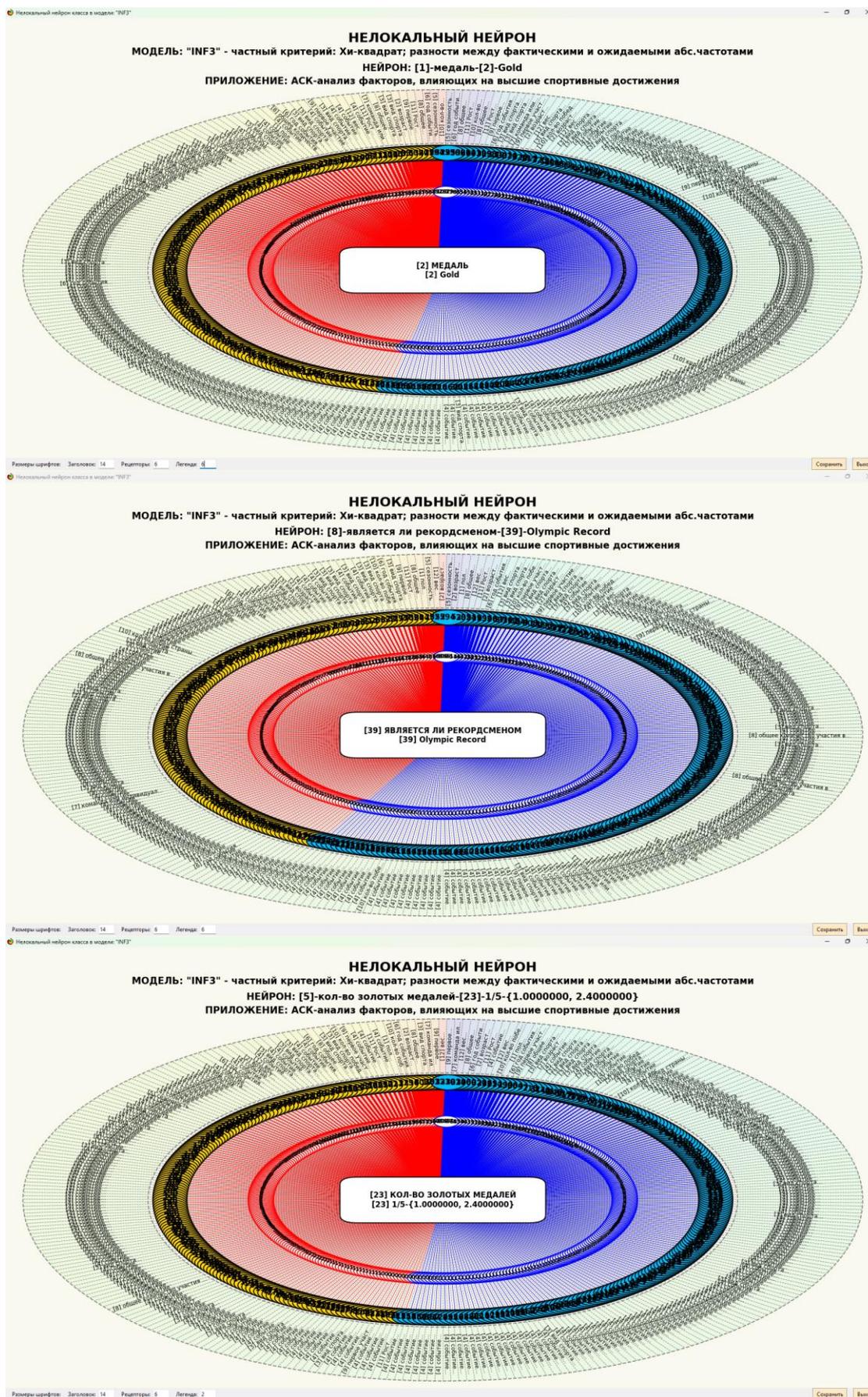


Рисунок 29. Примеры нелокальных нейронов, соответствующие классам

Такая визуализация позволяет исследователю мгновенно оценить «портрет чемпиона» и «портрет аутсайдера» в терминах значимости каждого фактора. Мы видим не просто список признаков, а целостную систему взаимосвязей, где каждый элемент вносит свой вклад в итоговый результат. Это подтверждает, что модель знаний системы «Эйдос» эффективно аккумулирует эмпирические закономерности из данных файла Inp_data.xlsx, преобразуя их в интерпретируемую структуру, пригодную для глубокого анализа механизмов формирования спортивных достижений.

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

3.8.5.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

3.8.5.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Для анализа структуры взаимосвязей между факторами подготовки спортсменов и их итоговыми результатами была использована возможность системы «Эйдос» по визуализации слоя нелокальной нейронной сети в режиме **4.4.11**. Данный режим позволяет отобразить полный слой сети, где нейроны соответствуют классам спортивных достижений («Золото», «Серебро», «Бронза», «Без медали»), а рецепторы – градациям описательных шкал (пол, возраст, рост, вес, вид спорта, опыт и др.).

Нейроны на изображении слоя расположены слева направо в порядке убывания модуля суммарной силы их детерминации рецепторами. Это означает, что слева находятся классы результатов, которые наиболее жестко и однозначно обусловлены набором характеристик спортсмена (наиболее предсказуемые исходы), а справа – менее жестко обусловленные (где велика роль случайности или неучтенных факторов).

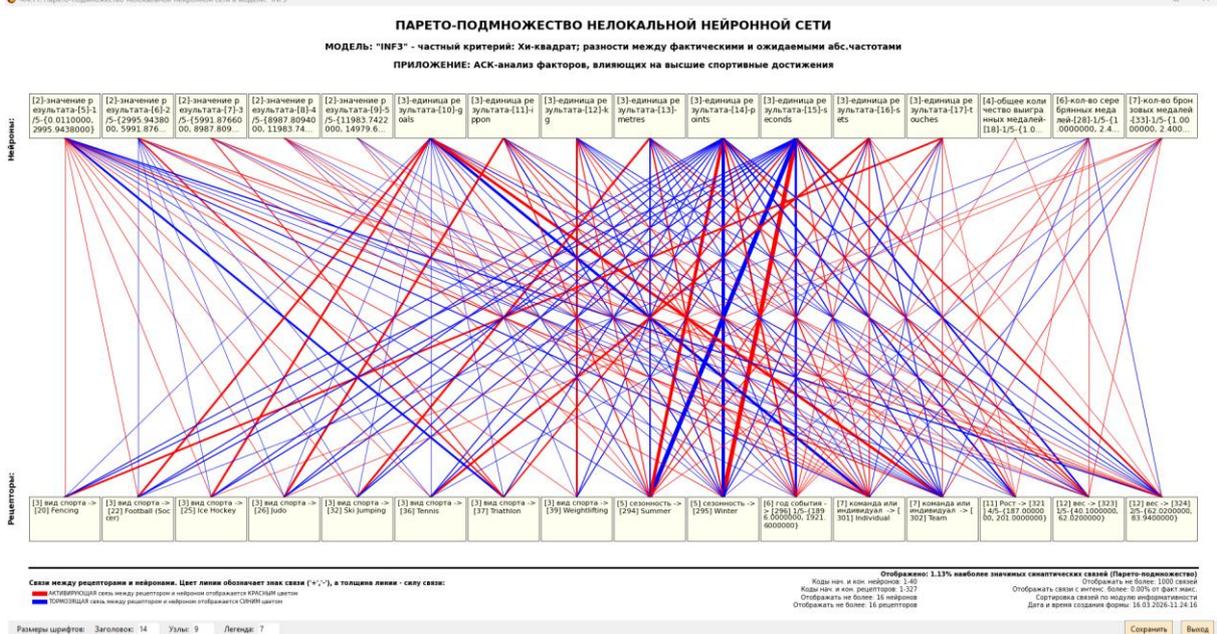
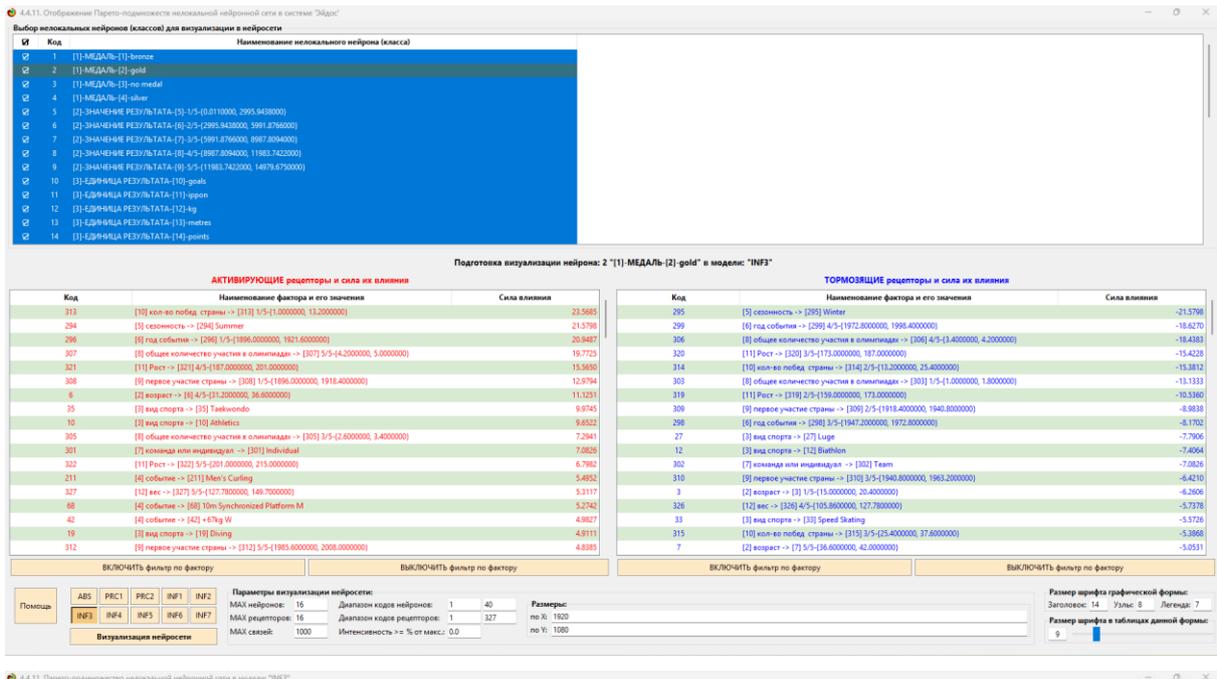


Рисунок 30. Нейронная сеть в СК-модели INF3

Анализ слоя нейронной сети подтверждает, что модель успешно выявила нелинейные закономерности: один и тот же фактор (например, высокий рост) может быть мощным драйвером для одного класса (баскетбол, гребля) и блокатормом для другого (гимнастика), что корректно отражено в топологии связей сети.

Таким образом, визуализация нелокальной нейронной сети предоставила целостную картину того, как комплекс разнородных факторов формирует вероятность того или иного спортивного результата, выделив наиболее устойчивые и значимые причинно-следственные цепочки в подготовке олимпийского резерва.

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

3.8.6.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

3.8.7.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

Пример опосредованных правдоподобных рассуждений.

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

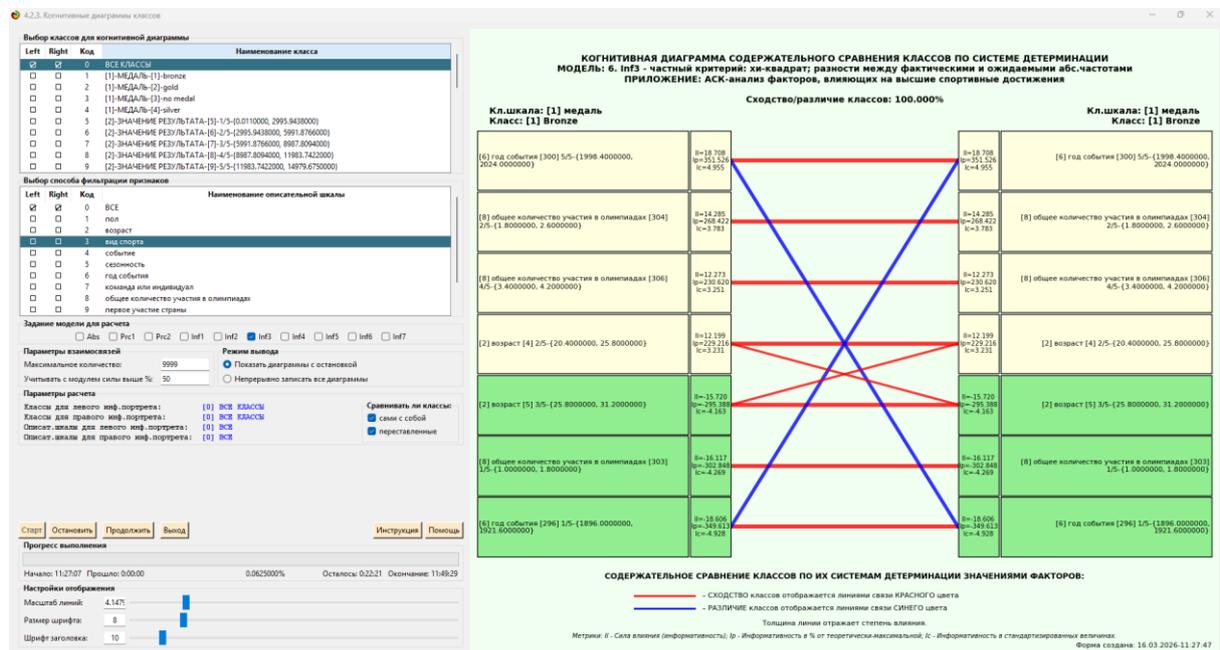
¹¹ https://www.elibrary.ru/download/elibrary_18632909_64818704.pdf, Таблица 7. 17, стр. 521

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

3.8.7.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Для проведения содержательного сравнения классов спортивных достижений был использован режим 4.2.3 системы «Эйдос». В отличие от простой кластеризации, которая лишь показывает степень близости классов, 2D-интегральные когнитивные карты позволяют увидеть *структуру* этого сходства или различия: за счет каких конкретно факторов (признаков) один класс похож на другой или отличен от него.

Это реализует механизм опосредованных нечетких правдоподобных рассуждений: система автоматически выявляет цепочки связей типа «Если класс А и класс Б имеют общие сильные позитивные факторы X и Y, то они сходны по этим параметрам; если же у класса А фактор Z является сильным драйвером, а у класса Б – сильным блокатором, то они различны по этому параметру».



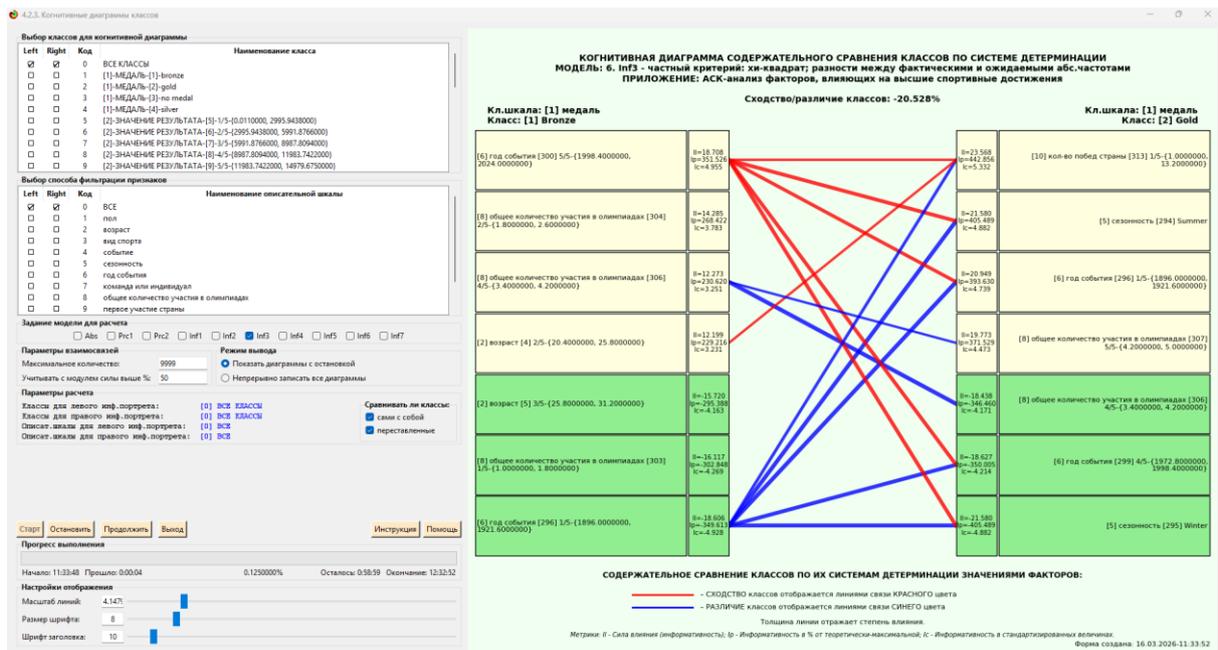


Рисунок 31. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения классов по их системе детерминации в СК-модели INF3

Такой формат представления знаний позволяет исследователю делать выводы не только о том, насколько отличаются группы спортсменов, но и почему они отличаются. Например, мы видим, что различие между медалистами и немедальщиками обусловлено не одним фактором, а комплексом взаимосвязанных характеристик, каждая из которых вносит свой вклад в итоговый результат. Это и есть суть опосредованных правдоподобных рассуждений: система агрегирует знания о влиянии сотен признаков и выдает интегральную картину сходства/различия классов в наглядном графическом виде.

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

3.8.8.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

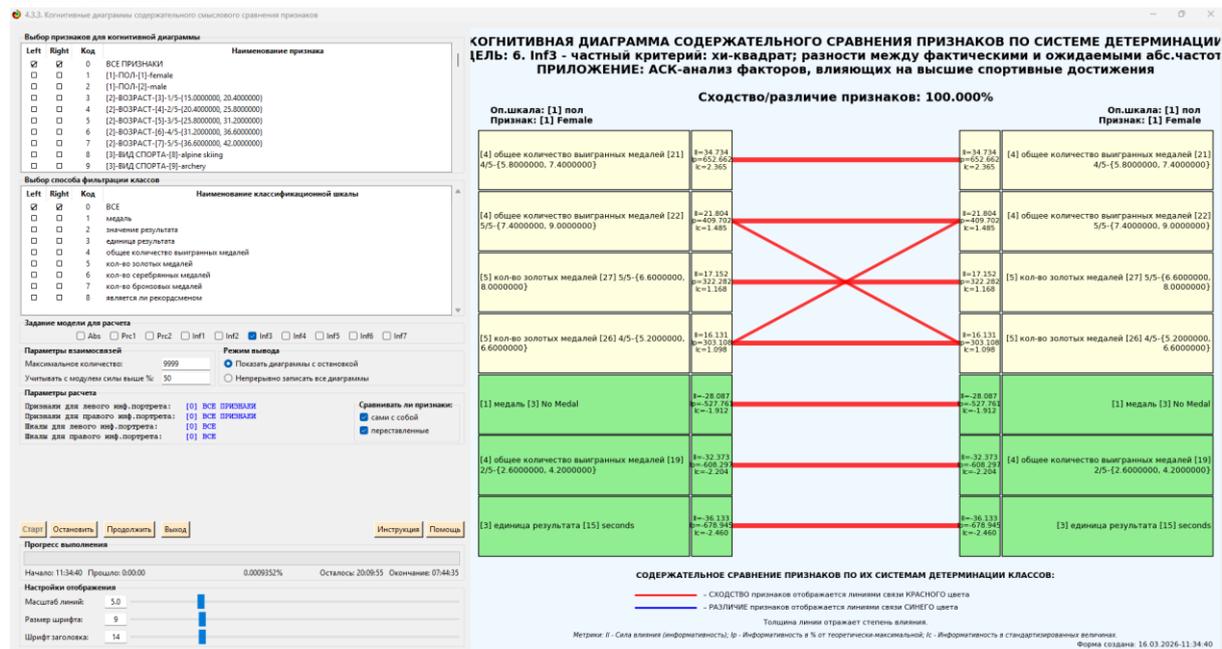
Однако из этой диаграммы не видно, чем именно конкретно содержательно сходны или отличаются значения факторов по их смыслу.

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

3.8.8.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Для проведения содержательного сравнения значений факторов (градаций описательных шкал) был использован режим 4.3.3 системы «Эйдос». В отличие от простого кластерного анализа признаков, который группирует их по формальному сходству, данный метод позволяет увидеть *смысловое* сходство: два различных фактора считаются близкими, если они оказывают одинаковое влияние на вероятность перехода спортсмена в целевые состояния (классы «Золото», «Серебро», «Бронза», «Нет медали»).

Это реализует механизм опосредованных нечетких правдоподобных рассуждений: система автоматически выявляет цепочки связей типа «Если признак А (например, "Рост > 200 см") и признак Б (например, "Вид спорта: Баскетбол") одинаково сильно повышают вероятность класса "Золото" и снижают вероятность класса "Нет медали", то они семантически близки и могут рассматриваться как эквивалентные драйверы успеха в данном контексте».



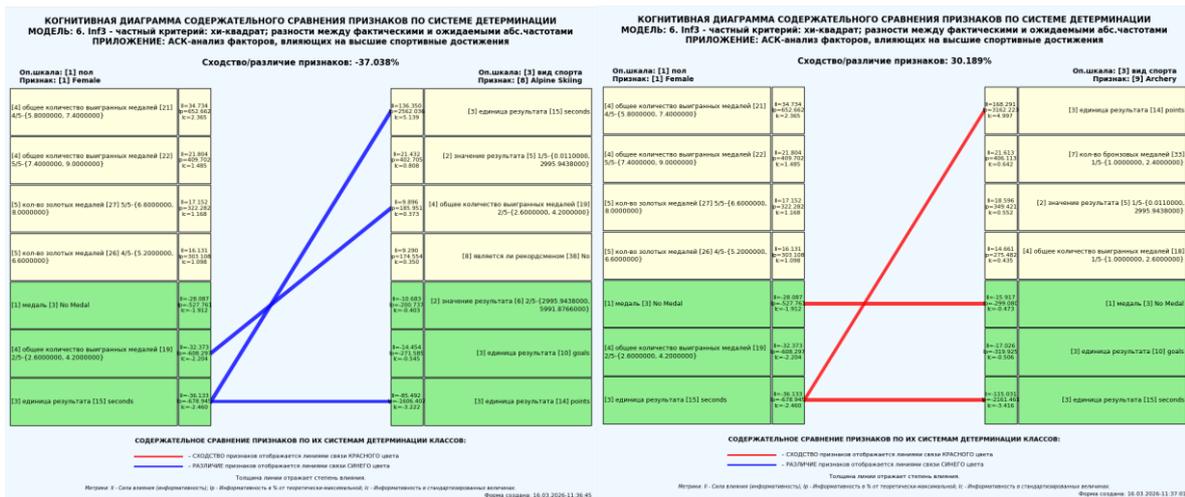


Рисунок 32. Примеры 2d-интегральных когнитивных карт содержательного сравнения значений факторов по их влиянию на переход объекта моделирования в состояние, соответствующие классам в СК-модели INF3

Всего системой в данной модели генерируется

M^2 подобных диаграмм (где M – количество значимых градаций факторов) (те более 40000 подобных диаграмм содержательного сравнения значений факторов), позволяющих провести попарное сравнение всех характеристик спортсменов. Для нашей задачи наиболее информативными являются карты, сравнивающие антропометрические данные с требованиями конкретных видов спорта, а также факторы опыта с возрастными группами.

Такой формат представления знаний позволяет исследователю делать выводы о скрытых резервах и альтернативных путях к успеху. Например, если для конкретного атлета недоступен один фактор (например, он не может изменить свой рост), система показывает семантически близкий фактор (например, выбор специфической техники или вида программы внутри дисциплины), который окажет схожее положительное влияние на результат. Это и есть суть опосредованных правдоподобных рассуждений: переход от жесткой логики «если-то» к гибкому поиску эквивалентных условий успеха на основе анализа всей совокупности эмпирических данных.

Таким образом, использование 2D-интегральных когнитивных карт сравнения значений факторов позволило выявить глубинные семантические связи между разнородными характеристиками олимпийцев, показав, какие параметры являются взаимодополняющими, а какие – взаимоисключающими в контексте борьбы за высшие спортивные награды.

3.8.9. Когнитивные функции

3.8.9.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

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

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

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

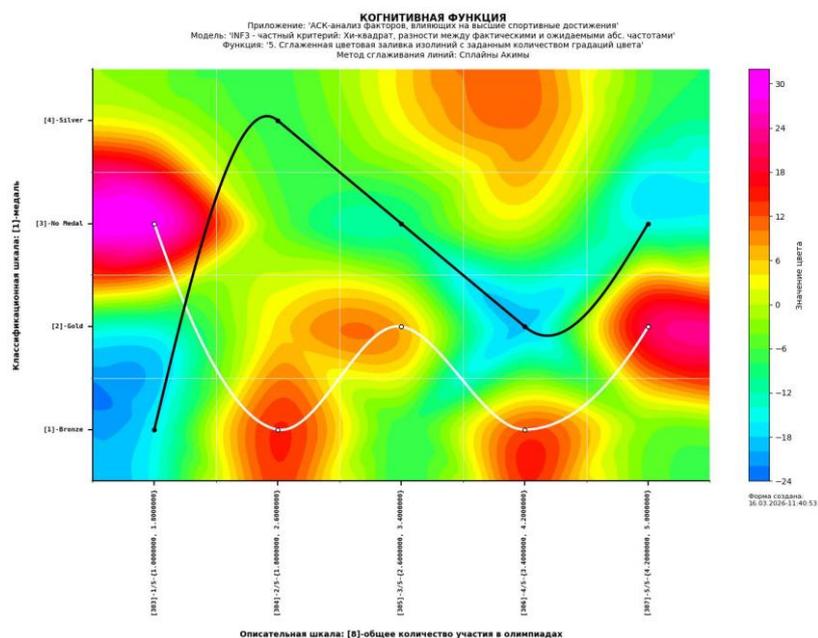
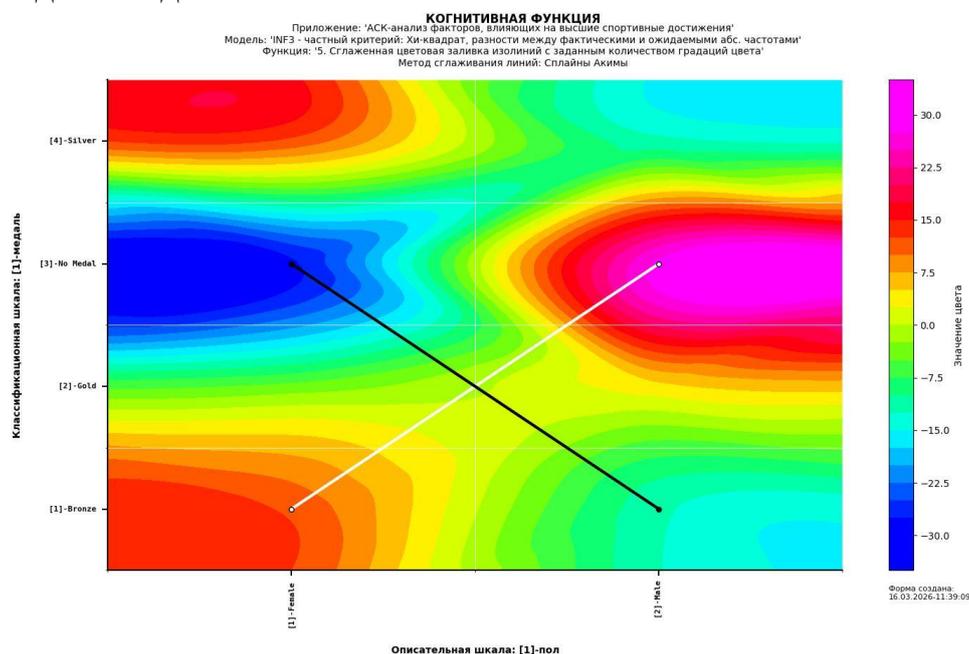
3.8.9.2. Конкретное решение задачи в данной работе

Для визуализации силы и направления влияния каждого значения фактора (градации описательной шкалы) на переход спортсмена в различные целевые состояния (классы достижений) был использован режим 4.5 системы «Эйдос», строящий когнитивные функции.

В контексте данной работы когнитивная функция отображает, какое количество информации (в битах) содержится в конкретной характеристике

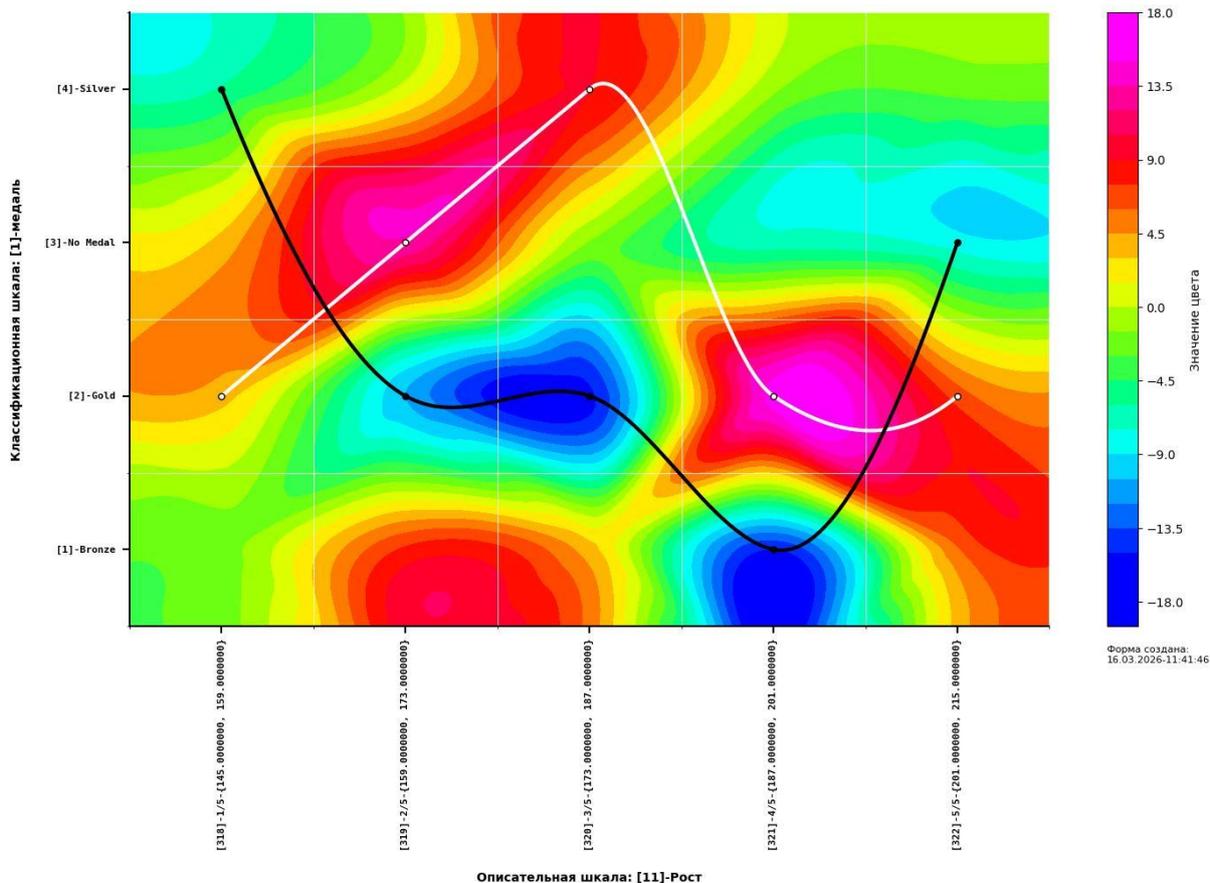
спортсмена (например, «Возраст 25 лет», «Рост 185 см», «Вид спорта: Плавание») о вероятности завоевания им золотой, серебряной, бронзовой медали или отсутствия награды. При этом каждому значению аргумента соответствуют сразу все значения функции (все классы результатов), но с разной степенью выраженности и знаком (позитивным или негативным влиянием).

Количество построенных когнитивных функций равно количеству сочетаний описательных шкал и классификационных шкал. В нашей модели, где выделены ключевые группы факторов (демография, антропометрия, спортивная специализация, опыт) и одна интегральная шкала результатов (тип медали/достижения), система генерирует набор функций для каждой значимой описательной шкалы.



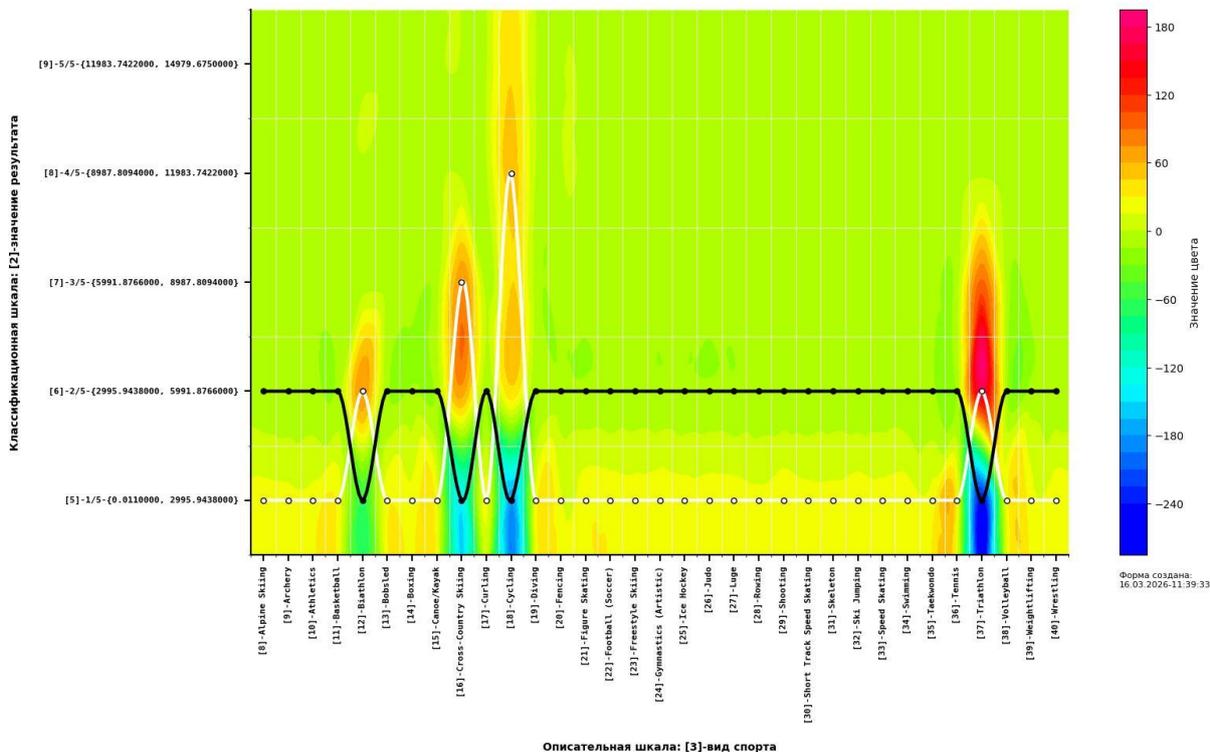
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на высшие спортивные достижения'
 Модель: 'INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
 Метод сглаживания линий: Сплаины Акимы



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ

Приложение: 'АСК-анализ факторов, влияющих на высшие спортивные достижения'
 Модель: 'INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами'
 Функция: '5. Сглаженная цветовая заливка изолиний с заданным количеством градаций цвета'
 Метод сглаживания линий: Сплаины Акимы



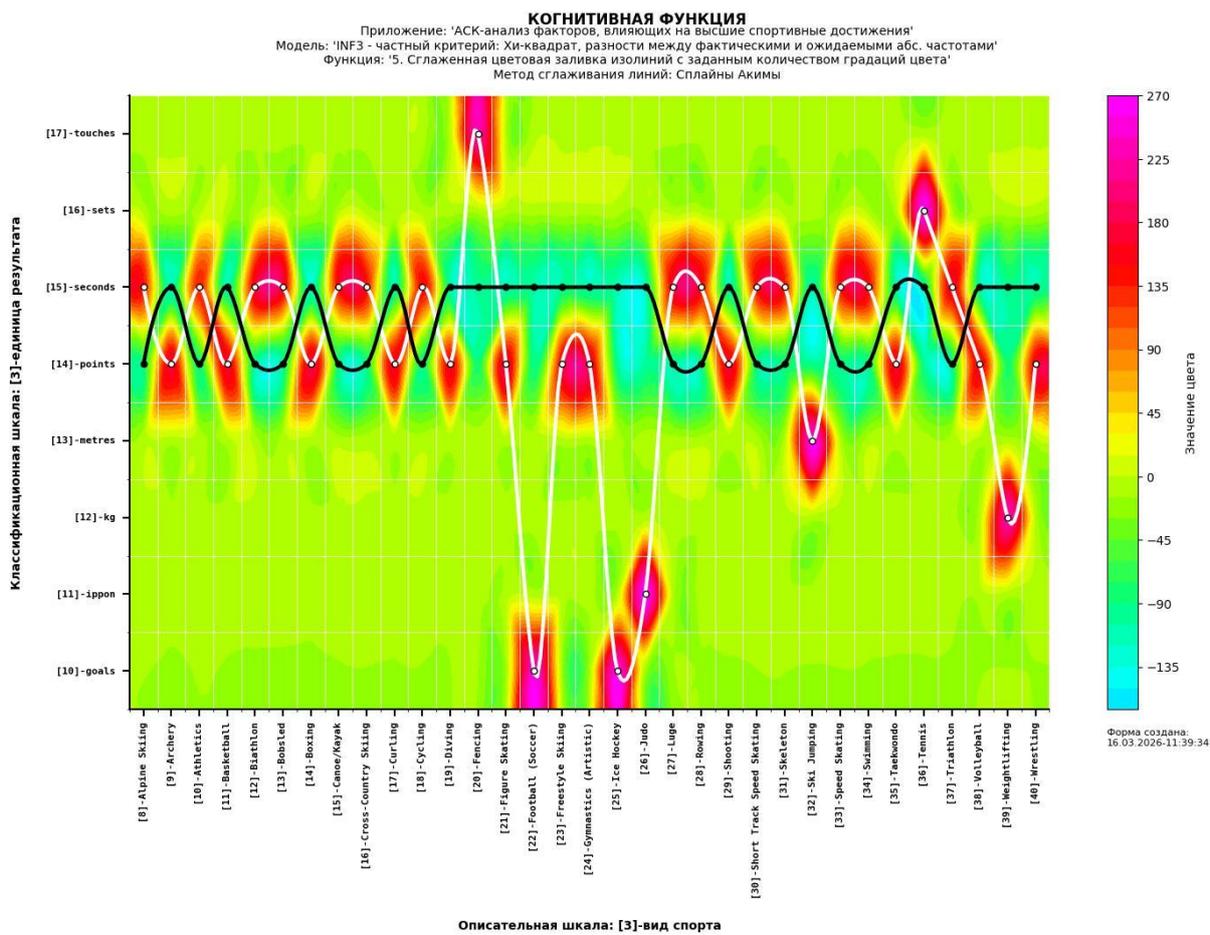


Рисунок 33. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3

Таким образом, когнитивные функции предоставили детальную картину механизмов влияния индивидуальных характеристик атлетов на их спортивные результаты, количественно оценив вклад каждого параметра в вероятность достижения высших спортивных достижений.

3.8.10. Значимость описательных шкал и их градаций

3.8.10.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

Значимость (селективная сила) градаций описательных шкал в АСК-анализе – это вариабельность частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели $Inf1$, это

вариабельность информативностей (режим 3.7.5 системы «Эйдос») (рисунок 37):

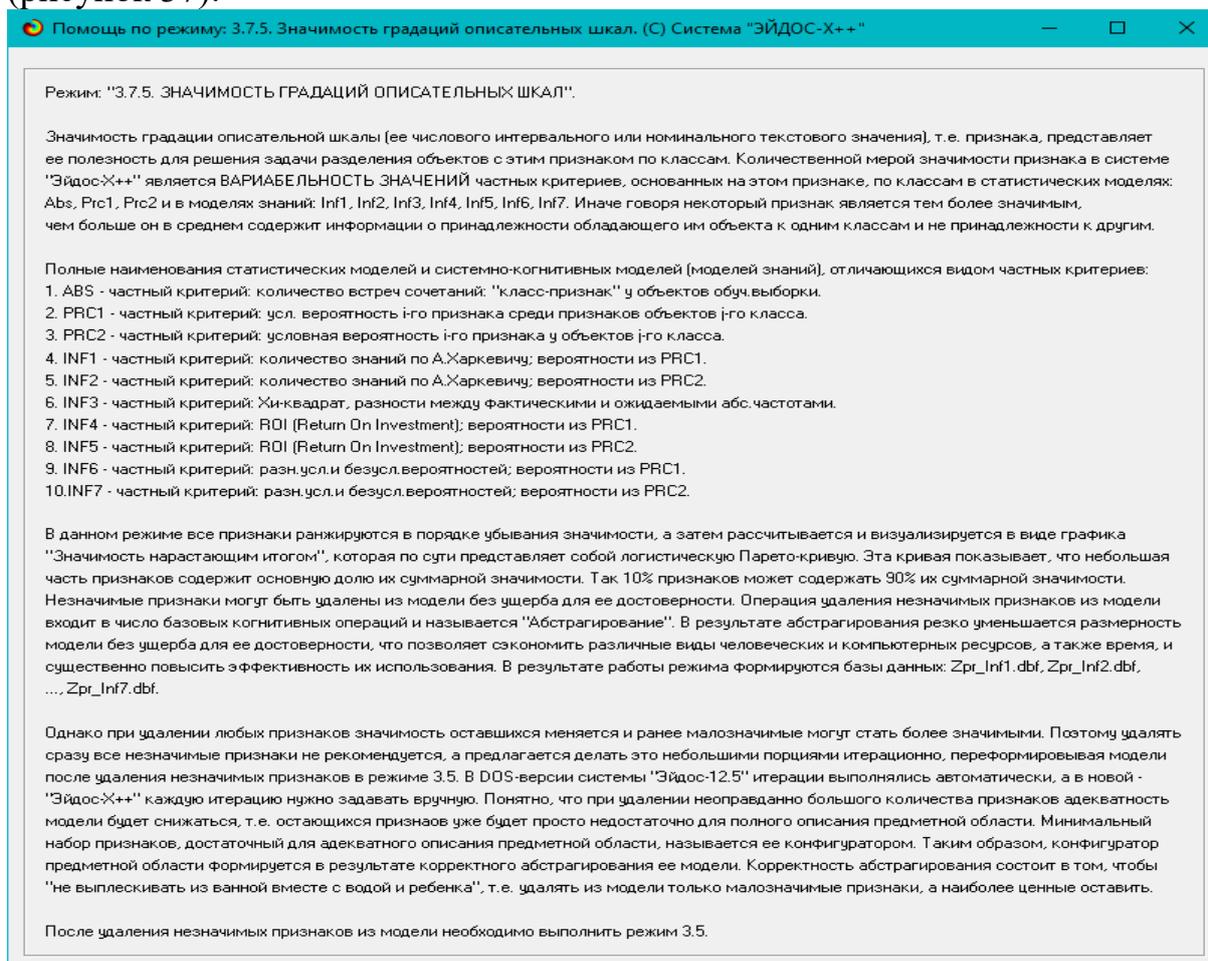


Рисунок 34. Help режима 3.7.5, поясняющий смысл значимости градаций описательных шкал

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

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

3.8.10.2. Конкретное решение задачи в данной работе

На рисунке 38 приведена Парето-кривая силы влияния значений факторов на поведение объекта моделирования в СК-модели INF1:

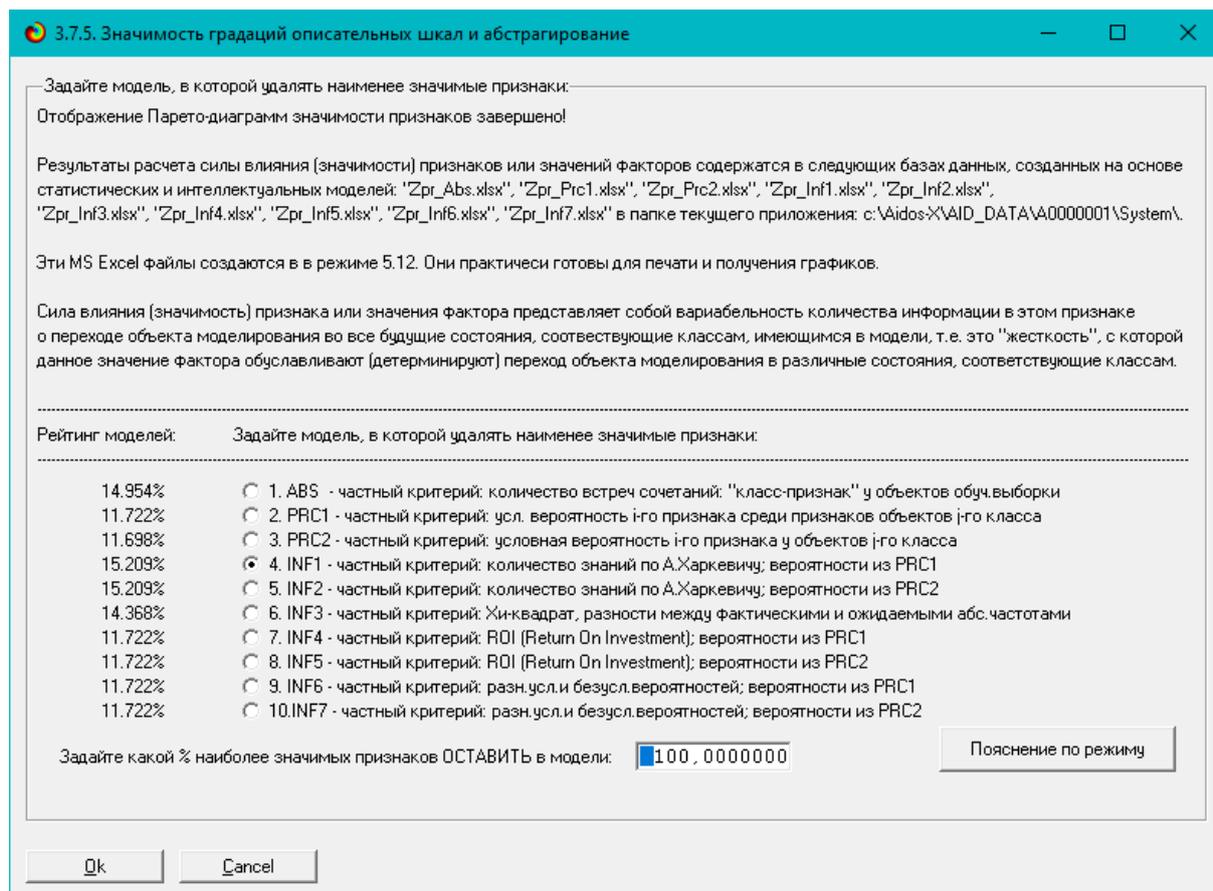


Рисунок 36. Рейтинг качества статистических и системно-когнитивных моделей и имена Excel-файлов с информацией о силе и направлении влияния значений факторов в этих моделях

Таким образом, количественная оценка значимости позволила ранжировать факторы влияния на высшие спортивные достижения, выделив группу критических параметров, учет которых обязателен при формировании прогнозов и принятии управленческих решений в подготовке олимпийского резерва.

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

3.8.11.1. Универсальная постановка задачи, не зависящая от предметной области

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

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

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени

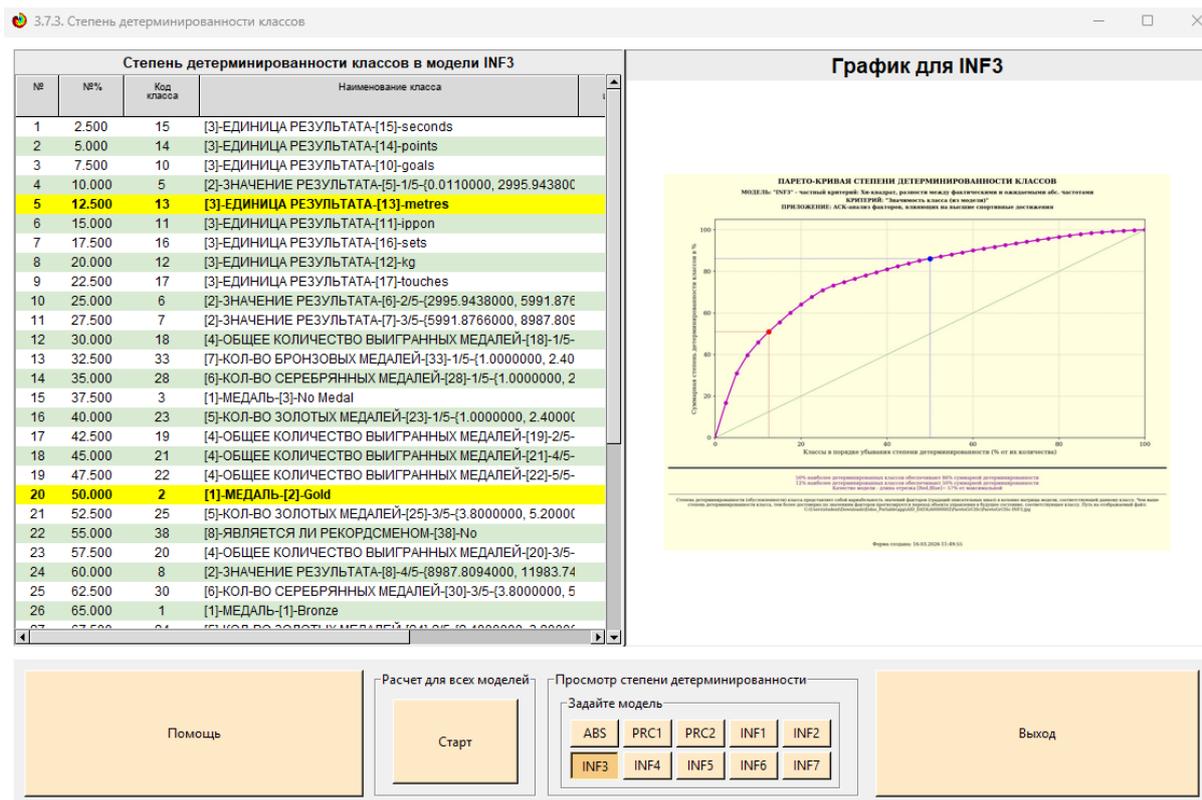


Рисунок 37. Экранные формы режимов 3.7.2 и 3.7.3 системы «Эйдос»

Степень детерминированности классификационных шкал представлена в таблицах, наименования которых приведены на третьем рисунке 42. Но поскольку в данном приложении одна классификационная шкала, то рейтинг шкал по силе детерминированности состоит из одной шкалы и поэтому эти таблицы здесь не приводятся.

4. DISCUSSION (ОБСУЖДЕНИЕ)

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

Анализ полученных результатов, проведенный в данной работе, полностью согласуется с результатами современных исследований в области спортивной аналитики, подтверждающими многофакторную природу спортивных достижений. С другой стороны, применение АСК-анализа и системы «Эйдос» весьма существенно расширяет возможности решения задач прогнозирования результатов спортсменов, принятия решений по формированию сборных команд и исследования скрытых закономерностей в подготовке олимпийского резерва, по сравнению с традиционными статистическими методами, применяемыми в аналогичных работах. Поэтому есть все основания рекомендовать применение АСК-

анализа и системы «Эйдос» для проведения дальнейших углубленных исследований в области спорта высших достижений.

Достижением данной работы является:

1. Возможность корректного построения сопоставимых системно-когнитивных моделей предметной области на основе исходных данных, содержащих как лингвистические переменные (вид спорта, тип медали, страна), так и числовые переменные в различных единицах измерения (возраст, рост, вес, время, очки).
2. Возможность применения синтезированных системно-когнитивных моделей для решения задач прогнозирования потенциала спортсменов, поддержки принятия решений тренерами и менеджерами, а также для глубокого исследования моделируемой предметной области путем анализа её когнитивной модели.

В качестве перспективы продолжения исследований можно было бы рекомендовать существенно увеличить объем исходных данных (включая исторические данные за несколько олимпийских циклов), количество исследуемых факторов (например, психологические показатели, данные биомеханики, медицинские параметры), а также количество классификационных шкал и их градаций (классов) для более детального описания будущих состояний объекта моделирования (спортсмена).

Например, можно было бы исследовать в создаваемых системно-когнитивных моделях не только индивидуальные характеристики атлета, но и технологические факторы подготовки (методики тренировок, экипировка) и природно-климатические факторы места проведения соревнований (часовой пояс, высота над уровнем моря, температура).

Рекомендуется ввести дополнительные классификационные шкалы, отражающие влияние исследуемых факторов на объект моделирования не только в натуральном выражении (тип медали, занятое место, личный рекорд), но и в стоимостном или рейтинговом выражении (призовые деньги, вклад в общекомандный зачет страны, рост популярности вида спорта, коммерческая эффективность спортсмена).

Перспективность и ценность результатов подобных исследований и разработок для теории и практики спортивного менеджмента не вызывает особых сомнений, что подтверждается работами в этой области [1-49].

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

Для этого надо скачать систему с сайта разработчика по ссылке на странице: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений (режим 1.3) установить интеллектуальное облачное Эйдос-приложение №393 (или создать собственное на основе данных

Inp_data.xlsx). По различным аспектам применения данной технологии есть большое количество видео-занятий (около 300), с которыми можно ознакомиться по ссылкам, приведенным на странице: <http://lc.kubagro.ru/aidos/How to make your own cloud Eidos-application.pdf>.

5. CONCLUSIONS (ВЫВОДЫ)

В условиях глобальной конкуренции и высокой плотности результатов на современных Олимпийских играх важно выявлять и анализировать ключевые факторы, влияющие на высшие спортивные достижения. Однако этому процессу препятствует многомерность и нелинейность взаимосвязей между характеристиками спортсменов и их итоговыми результатами. В ряде научных работ обосновывается перспективность использования системно-когнитивных методов для анализа эмпирических данных в области спорта. Для анализа эмпирических данных в данной работе использованы традиционные методы статистики в сочетании с АСК-анализом. Эти исследования показали, что различные комбинации факторов (пол, возраст, антропометрия, вид спорта, опыт) по-разному влияют на вероятность достижения спортивных успехов, причем различные виды спорта реагируют на эти факторы неодинаково.

В данной статье для анализа эмпирических данных в области спорта высших достижений предлагается использовать Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос». Приводится подробный численный пример на основе данных об олимпийских атлетах (Inp_data.xlsx). Этот пример содержит много разнообразных наглядных табличных и графических выходных форм и может использоваться для обучения применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для научных исследований в области спортивной аналитики, для выработки практических рекомендаций тренерам и обоснования научных положений о механизмах действия причинно-следственных связей в данной предметной области.

Спецификой данной задачи является то, что независимые переменные (факторы влияния) являются как лингвистическими (категориальными) переменными (вид спорта, событие, сезонность), так и числовыми переменными, измеряемыми в различных единицах измерения (секунды, метры, килограммы, годы). Поэтому для решения данной задачи применяется АСК-анализ, обеспечивающий построение гибридных моделей, включающих как номинальные (текстовые), так и числовые шкалы, причем в различных единицах измерения.

Сопоставимость обработки данных разных типов, представленных в разных типах шкал и разных единицах измерения, обеспечивается путем метризации номинальных шкал, т.е. повышения их степени формализации

до уровня числовых шкал [8]. Это достигается путем вычисления количества информации, содержащегося в градациях номинальных шкал о наступлении того или иного спортивного результата (завоевании медали определенного достоинства).

В работе приводится краткое описание АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос». Показано, что наиболее достоверной моделью для данной предметной области является модель INF3 (критерий хи-квадрат), позволившая выявить значимые зависимости между факторами и результатами.

Работа может быть основой для лабораторных работ и научных исследований по применению систем искусственного интеллекта, в частности лингвистического АСК-анализа для решения задач в области когнитивной спортологии, управления спортивным резервом и подготовки олимпийских сборных [48, 49].

REFERENCES (ЛИТЕРАТУРА)

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

10. Луценко, Е. В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос-Х++" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2014. – № 101. – С. 1367-1409. – EDN SZVWRV.

11. Луценко, Е. В. Сценарный и спектральный автоматизированный системно-когнитивный анализ / Е. В. Луценко. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2021. – 288 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.22981.37608. – EDN ZQLITW.

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

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

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

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

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

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

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

19. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://ic.kubagro.ru/aidos/Works_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

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

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

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

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

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

25. Влияние сроков применения борной кислоты на генеративную деятельность косточковых культур / Т. Н. Дорошенко, Л. Г. Рязанова, Н. В. Захарчук, Д. В. Максимцов // Плодоводство и виноградарство Юга России. – 2016. – № 41(5). – С. 121-130. – EDN WKBFHT, <https://journalkubansad.ru/pdf/16/05/12.pdf>

26. Монографии по АСК-анализу: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746370>

27. Некоторые учебники и учебные пособия проф.Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746372>.

28. Свидетельства Роспатента на систему «Эйдос» и ее подсистемы: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm#Toc128746371>.

29. Тематические подборки публикаций по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» в различных предметных областях: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>

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

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

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

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

34. Работы по выявлению, представлению и использованию знаний, логике и методологии научного познания: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_identification_presentation_and_use_of_knowledge.htm

35. Работы по экологии, климатологии и изучению влияния космической среды на различные глобальные процессы на Земле: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_study_of_the_influence_of_the_space_environment_on_various_processes_on_Earth.htm

36. Работы по современным информационно-коммуникационным технологиям в научно-исследовательской деятельности и образовании: http://lc.kubagro.ru/aidos/Information_and_communication_technologies_in_research_activities_and_education.htm

37. Работы по виртуальной реальности: http://lc.kubagro.ru/aidos/Virtual_reality_publications.htm
38. Работы по когнитивной ветеринарии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Publications_on_cognitive_veterinary_medicine.htm
39. Работы по когнитивной агрономии и когнитивной ампелографии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_agronomy.htm
40. Работы по тематике, связанной с АПК: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_with_agricultural.htm
41. Работы по наукометрии: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_scientometrics.htm
42. Работы о высших формах сознания, перспективах человека, технологии и общества: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_higher_forms_of_consciousness.htm
43. Работы по разработке и применению профиограмм и тестов (психологических, профориентационных, медицинских и ветеринарных): http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_the_development_and_application_tests.htm
44. Работы по сценарному автоматизированному системно-когнитивному анализу (сценарный АСК-анализ): http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_Scenario_ASC-analysis.htm
45. MVP-проект «Внедрение технологий АСК-анализа и системы «Эйдос» для решения задач АПК»: <http://lc.kubagro.ru/aidos/MVP-projects.htm>
46. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»: http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf
47. Ссылки на видео-занятия и проф.Е.В.Луценко в Пермском национальном университете: <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/w3y-2ir-ukd-bqn> (2021), <https://bigbluebutton.pstu.ru/b/3kc-n8a-gon-tjz> (2022), в Кубанском государственном университете и Кубанском государственном аграрном университете: <https://disk.yandex.ru/d/knISAD5qzV83Ng?w=1>
48. Луценко, Е. В. Революция начала XXI века в искусственном интеллекте: глубинные механизмы и перспективы / Е. В. Луценко, Н. С. Головин. – Краснодар: Кубанский государственный аграрный университет им. И.Т. Трубилина, 2024. – 394 с. – DOI 10.13140/RG.2.2.17056.56321. – EDN OMIPII.
49. Луценко Е.В. Системы искусственного интеллекта как системы автоматизации процесса научного познания и удвоение номенклатуры научных специальностей путем применения этих систем для исследований в различных направлениях науки / Е.В. Луценко, Н.С. Головин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2024. – №01(195). С. 74 – 111. – IDA [article ID]: 1952401009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2024/01/pdf/09.pdf>, 2,375 у.п.л.