

УДК 004.8

**Автоматизированный системно-когнитивный
анализ силы и направления влияния
характеристик и особенностей героев игры
Overwatch на их принадлежность к
определенной игровой роли**

Огарышев Герман Андреевич
студент
reuneix5599@mail.ru

*Кубанский государственный аграрный
университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар,
Россия*

Целью данной работы является изучение силы и направления влияния характеристик и особенностей героев игры Overwatch на их принадлежность к определенной игровой роли. Достижение данной цели представляет интерес для игроков и разработчиков. Это позволяет выявить закономерности, благодаря которым герой оказался в той или иной игровой роли, что можно использовать для описания этих ролей. Для достижения поставленной цели применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ (ACK-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

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

Automated system-cognitive analysis of the strength and the direction of the influence of characteristics and features of the Overwatch heroes on their belonging to certain game role

Ogaryshev German Andreevich'
student
reuneix5599@mail.ru

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

The aim of this work is to study the strength and the direction of the influence of characteristics and features of the Overwatch heroes on their belonging to certain game class. Achieving this goal is of interest for gamers and developers. This allows to reveal trends that lead heroes to be in one game role or another, and they can help to describe the roles. To achieve this goal, we use automated system- cognitive analysis (ASC-analysis) and its software toolwhich is the intelligent system called "Eidos".

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	5
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ.....	14
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	20
Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация).....	20
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ).....	23
Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.....	30
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов.....	30
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов	31
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов.....	33
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов.....	34
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	36
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты	38
4.3.7. Когнитивные функции.....	38
4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на принадлежность к игровым ролям.....	43
4.3.9. Степень детерминированности принадлежности героев к игровым ролям значениями их свойств.	47
4.3.10. Устойчивость принадлежности к игровым ролям от значений обуславливающих их характеристик и особенностей	48
7. ВЫВОДЫ.....	50
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	50

Введение

Целью данной работы является изучение силы и направления влияния характеристик и особенностей героев игры Overwatch на их принадлежность к определенной игровой роли.

Достижение данной цели представляет интерес для игроков и разработчиков. Это позволяет выявить закономерности, благодаря которым герой оказался в той или иной игровой роли, что можно использовать для описания этих классов.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие **задачи**, которые получаются путем декомпозиции цели и являются этапами ее достижения:

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей, и выбор наиболее достоверной модели.

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели:

- подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация);
- подзадача 4.2. Поддержка принятия решений;
- подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и

значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции).

Эти задачи по сути представляют собой **этапы** Автоматизированного системно-когнитивный анализа (АСК-анализ), который и поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный проф. Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до **инновационного** уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-Х++» (система «Эйдос») [1].

Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt);

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

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

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время 31 и более 309, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 44 языках. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

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

- 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;

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

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

Всем этим и обусловлен выбор АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» в качестве метода и инструмента решения поставленной проблемы (рисунок 1).

Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос-Х++»

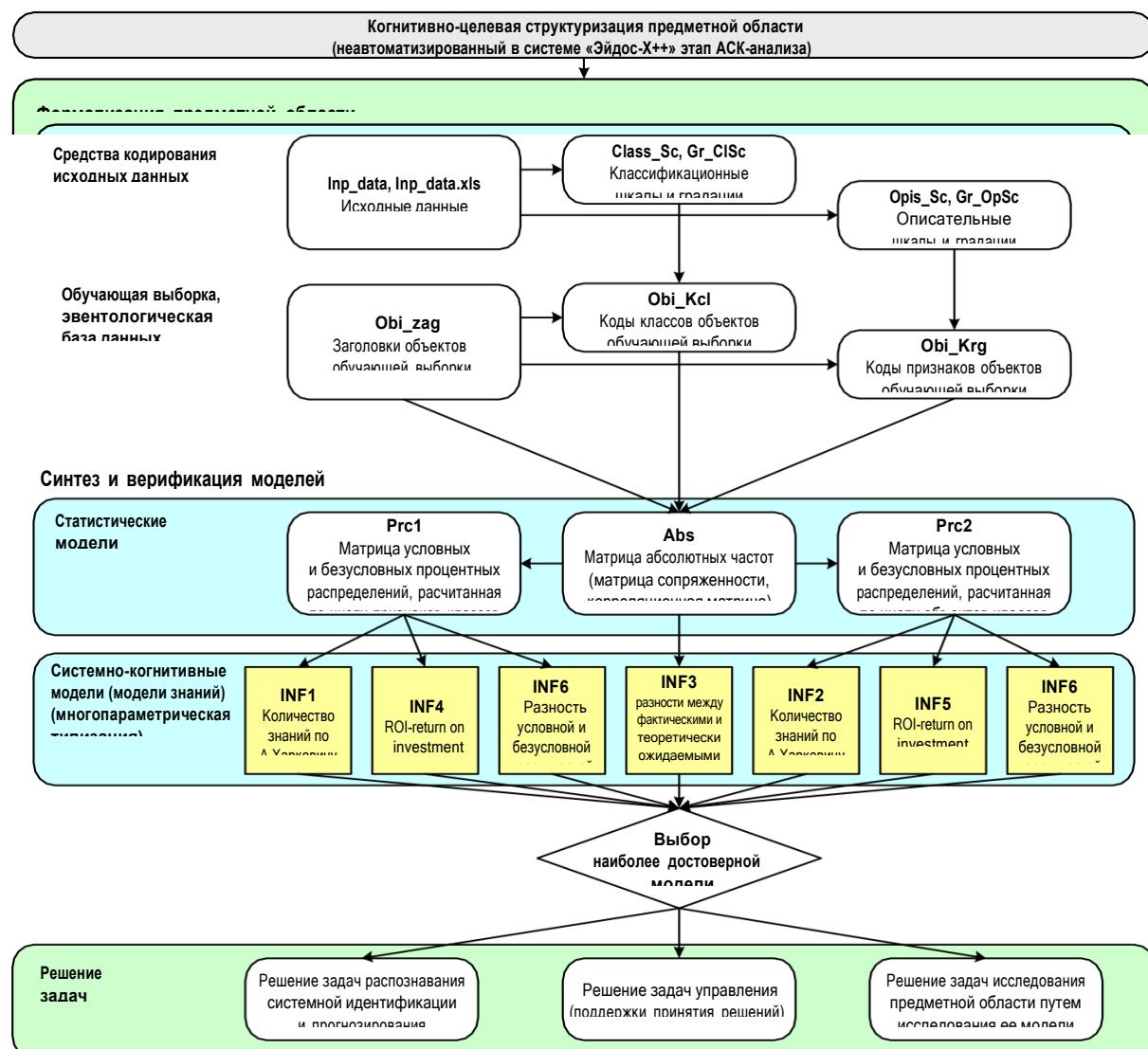


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в численном примере.

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

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

При этом необходимо отметить, что системно-когнитивные модели (СК-модели) отражают лишь сам факт наличия зависимостей между значениями факторов и результатами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого влияния. Это значит, что содержательная интерпретация СК-моделей – это компетенция специалистов-экспертов хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается ситуация, когда и то, что на первый взгляд являются причинами, и то, что казалось бы является их последствиями, на самом деле является последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем игровые роли (таблица 1), а в качестве факторов – различные характеристики особенностей героев (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	РОЛЬ

Таблица 2 – Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	УРОН
2	ЖИВУЧЕСТЬ
3	МОБИЛЬНОСТЬ
4	СЛОЖНОСТЬ
5	ПОПУЛЯРНОСТЬ
6	ОРУЖИЕ
7	ТИР ГЕРОЯ

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (таблица 3) получены из лаунчера Овервотч:

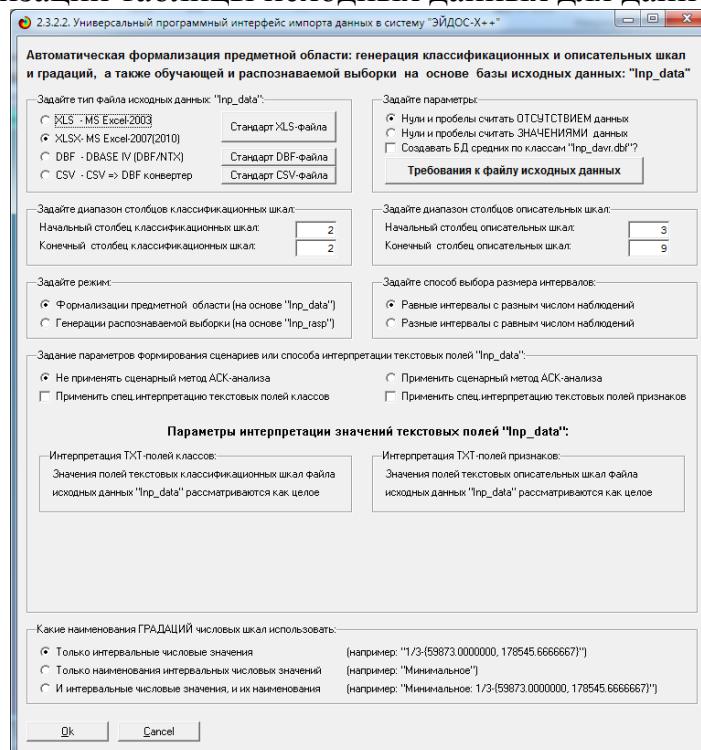
Имя героя	Роль	Урон	Живучесть	Мобильность	Сложность	Популярность	Оружие	Тир героя
D.Va	Танк	Средний	Высокая	Высокоая	Средняя	Высокая	Атомные пушки	S
Ана	Поддержка	Низкий	Низкая	Низкая	Высокая	Высокая	Бластер	S
Ангел	Поддержка	Низкий	Низкая	Средняя	Низкая	Высокая	Винтовка	A
Бастион	Урон	Высокий	Средняя	Низкая	Низкая	Низкая	Пулемёт	S
Батист	Поддержка	Средний	Средняя	Средняя	Высокая	Высокая	Автомат	S
Брилита	Поддержка	Средний	Средняя	Низкая	Низкая	Средняя	Цеп	C
Гандзи	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Высокая	Средняя	Сюрикены и катана	B
Дзенъятта	Поддержка	Средний	Низкая	Низкая	Высокая	Средняя	Сфера	S
Жнец	Урон	Высокий	Средняя	Средняя	Низкая	Низкая	Дробовики	B
Заря	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Высокая	Высокая	Лучевая пушка	A
Крысавчик	Урон	Высокий	Низкая	Высокоая	Средняя	Средняя	Ракетомёт	B
Кулак Смерти	Урон	Высокий	Низкая	Высокоая	Высокая	Низкая	Протез	B
Лусио	Поддержка	Низкий	Средняя	Высокоая	Средняя	Высокая	Звуковая пушка	B
Маккри	Урон	Высокий	Низкая	Низкая	Средняя	Высокая	Револьвер	S
Мойра	Поддержка	Низкий	Средняя	Низкая	Средняя	Средняя	Биотическая энергия	C
Мэй	Урон	Высокий	Низкая	Низкая	Высокая	Низкая	Морозная пушка	B
Ориса	Танк	Низкий	Средняя	Низкая	Средняя	Низкая	Энергетическая пушка	A
Райнхардт	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Низкая	Высокая	Молот	C
Роковая вдова	Урон	Высокий	Низкая	Высокоая	Средняя	Низкая	Винтовка	A
Сигма	Танк	Средний	Средняя	Низкая	Высокая	Средняя	Сфера	A
Симметра	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Средняя	Низкая	Лучевая пушка	B
Солдат-76	Урон	Высокий	Средняя	Средняя	Низкая	Высокая	Автомат	A
Сомбра	Урон	Средний	Низкая	Средняя	Высокая	Низкая	Пистолет-пулемёт	A
Таран	Танк	Средний	Средняя	Высокоая	Высокая	Средняя	Пулемёты	S
Торбьорн	Урон	Средний	Средняя	Низкая	Средняя	Низкая	Гвоздестрел	B
Трейсер	Урон	Высокий	Низкая	Высокоая	Средняя	Средняя	Пистолеты-пулемёты	S
Турбосвин	Танк	Средний	Высокая	Низкая	Низкая	Высокая	Металломёт	A
Уинстон	Танк	Низкий	Средняя	Высокоая	Средняя	Средняя	Пушка Тесла	A
Фарра	Урон	Высокий	Низкая	Высокоая	Низкая	Низкая	Ракетомёт	S
Хандзо	Урон	Высокий	Низкая	Высокоая	Высокая	Средняя	Лук	A
Эхо	Урон	Высокий	Низкая	Средняя	Средняя	Низкая	Бластеры	S
Эш	Урон	Высокий	Низкая	Низкая	Средняя	Средняя	Винтовка	A

Рисунок 2. Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»

Затем с параметрами, показанными на рисунке 2, запустим режим

2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа. На рисунке 2 приведены реально использованные параметры.

На рисунке 4 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима



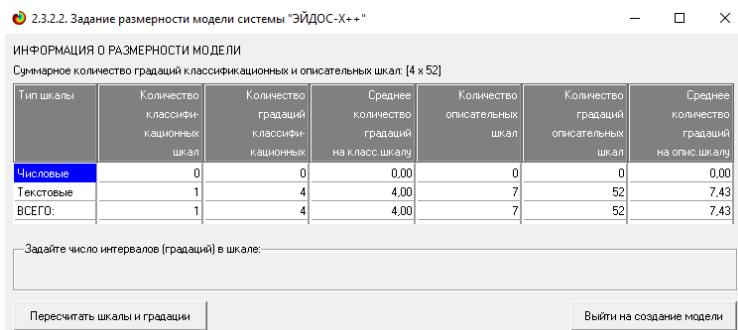


Рисунок 3. Экранные формы программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls" в систему "Эйдос-X++" и формализации предметной области.

- Данный программный интерфейс обеспечивает формализацию предметной области, т.е. анализ файла исходных данных Inp_data.xls[x], формирование классификационных и описательных шкал и градаций, а затем кодирование файла исходных с их использованием.
- Файл исходных данных должен иметь имя: Inp_data.xls[x], а файл распознаваемой выборки имя: Inp_rasp.xls[x]. Файлы Inp_data.xls[x] и Inp_rasp.xls[x] должны находиться в папке ./AIDOS_X/AID_DATA/Inp_data/. Эти файлы имеют совершенно одинаковую структуру.
- 1-я строка этого файла должна содержать наименования колонок на любом языке, в т.ч. и русском. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к. они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо обязательно указывать единицы измерения и числовые знаки после запятой в колонке должно быть одинаковое.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длиннее: до 255 символов.
- Каждая строка этого файла, начиная со 2-й, содержит данные об одном объекте обучающей выборки или одном наблюдении. В MS Excel-2003 в листе может быть до 65536 строк и до 256 колонок. В листе MS Excel-2010 и более поздних возможно до 1048576 строк и 16384 колонок.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (с десятичными знаками после запятой).
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым [не числом, в т.ч. пробелом], то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
- Столбцы со 2-го по N-й являются классификационными шкалами [выходными параметрами] и содержат данные о классах [будущих состояниях объекта управления], к которым принадлежат объекты обучающей выборки.
- Столбцы с N+1 по последний являются описательными шкалами [свойствами или факторами] и содержат данные о признаках (т.е. значениях свойств или значениях факторов), характеризующих объекты обучающей выборки.
- В результате работы режима формируется файл INP_NAME.TXT стандарта MS DOS (кириллица), в котором наименования классификационных и описательных шкал являются СТРОКАМИ. Система формирует классификационные и описательные шкалы и градации. Для этого в каждом числовом столбце система находит минимальное и максимальное числовые значения и формирует заданное количество числовых интервалов, после чего числовые значения заменяются их интервальными значениями. В текстовых столбцах система находит уникальные текстовые значения. Каждое УНИКАЛЬНОЕ интервальное число или текстовое значение считается градацией классификационной или описательной шкалы, характеризующей объект. В каждой шкале ее градации сортируются по алфавиту. С использованием шкал и градаций кодируются исходные данные в результате чего генерируется обучающая выборка, каждый объект которой соответствует одной строке файла исходных данных NP_DATA и содержит коды классов, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений классов с градациями классификационных шкал и коды признаков, соответствующие фактам совпадения числовых или уникальных текстовых значений признаков с градациями описательных шкал.
- Распознаваемая выборка формируется на основе файла INP_RASP аналогично, за исключением того, что классификационные и описательные шкалы и градации не создаются, а используются ранее созданные в модели, и базы распознаваемой выборки могут не включать коды классов, если столбцы классов в файле INP_RASP были пустыми. Структура файла INP_RASP должна быть такая же, как INP_DATA, т.е. они должны ПОЛНОСТЬЮ совпадать по наименованию столбцов, но могут иметь разное количество строк с различными значениями в них.

Принцип организации таблицы исходных данных:						
Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	...	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	...
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
...

Определения основных терминов и профилактика типичных ошибок при подготовке Excel-файла исходных данных

Рисунок 4. Экранные формы HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформирована 1 классификационная шкала с суммарным количеством градаций (классов) 6 (рисунок 5) и 7 описательных шкал с суммарным числом градаций 77. С использованием классификационных и описательных шкал и градаций (рисунки 5 и 6) исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (рисунок 7):

KOD_CLS	NAME_CLS
1	РОЛЬ-Поддержка
2	РОЛЬ-Танк
3	РОЛЬ-Урон

Рисунок 5. Классификационные шкалы и градации(Различные игровые классы)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	УРОН-Высокий
2	УРОН-Низкий
3	УРОН-Средний
4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая
5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая
6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя
13	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Высокая
14	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Низкая
15	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Средняя
16	ОРУЖИЕ-Автомат
17	ОРУЖИЕ-Атомные пушки
18	ОРУЖИЕ-Биотическая энергия
19	ОРУЖИЕ-Бластер
20	ОРУЖИЕ-Бластеры
21	ОРУЖИЕ-Винтовка
22	ОРУЖИЕ-Гаэздстрел
23	ОРУЖИЕ-Дробовики
24	ОРУЖИЕ-Эзуковая пушка
25	ОРУЖИЕ-Лук
26	ОРУЖИЕ-Лучевая пушка
27	ОРУЖИЕ-Металломёт
28	ОРУЖИЕ-Молот
29	ОРУЖИЕ-Морозная пушка
30	ОРУЖИЕ-Пистолет-пулемёт
31	ОРУЖИЕ-Пистолеты-пулемёты
32	ОРУЖИЕ-Протез
33	ОРУЖИЕ-Пулемёт
34	ОРУЖИЕ-Пулемёты
35	ОРУЖИЕ-Пушка Тесла
36	ОРУЖИЕ-Ракетомёт
37	ОРУЖИЕ-Револьвер
38	ОРУЖИЕ-Сфера
39	ОРУЖИЕ-Скорикены и катана
40	ОРУЖИЕ-Цеп
41	ОРУЖИЕ-Энергетическая пушка
42	ТИР ГЕРОЯ-А
43	ТИР ГЕРОЯ-В
44	ТИР ГЕРОЯ-С
45	ТИР ГЕРОЯ-З

Рисунок 6. Описательные шкалы и градации(Характеристики и особенности чемпионов)

Герон	Коды градаций классификационных шкал	Коды градаций описательных шкал				
D.Va	2	3	4	7	12	13
Аид	1	2	5	8	10	13
Ангел	1	2	5	9	11	13
Бастлон	3	1	6	8	11	14
Батист	1	3	6	9	10	13
Бригитта	1	3	6	8	11	15
Гандзи	3	1	5	9	10	15
Джемпетта	1	3	5	8	10	15
Жиоц	3	1	6	9	11	14
Заря	2	3	6	8	10	13
Крысачик	3	1	5	7	12	15
Кулаик Смерти	3	1	5	7	10	14
Лусно	1	2	6	7	12	13
Макхри	3	1	5	8	12	13
Мойра	1	2	6	8	12	15
Май	3	1	5	8	10	14
Орина	2	2	6	8	12	14
Райкодадт	2	3	6	8	11	13
Роковая ядовка	3	1	5	7	12	14
Сигма	2	3	6	8	10	15
Симметра	3	1	5	9	12	14
Солдат-76	3	1	6	9	11	13
Сомбра	3	3	5	9	10	14
Таран	2	3	6	7	10	15
Торбьюин	3	3	6	8	12	14
Трейкор	3	1	5	7	12	15
Турбослин	2	3	4	8	11	13
Уинстон	2	2	6	7	12	15
Фарра	3	1	5	7	11	14
Хандзо	3	1	5	7	10	15
Эхо	3	1	5	9	12	14
Эш	3	1	5	8	12	15

Рисунок 7. Обучающая выборка

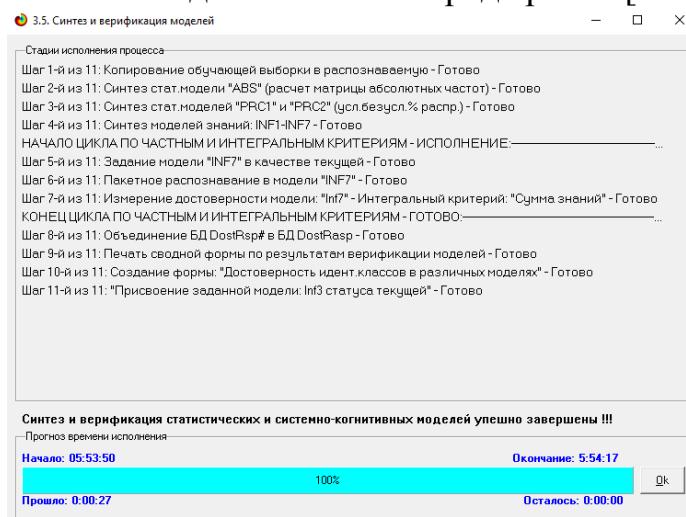
Обучающая выборка (рисунок 7) по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 3), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (рисунки 5 и 6).

Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной из них для решения задач

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 4).

Сами эти модели описаны в ряде работ [1-8].



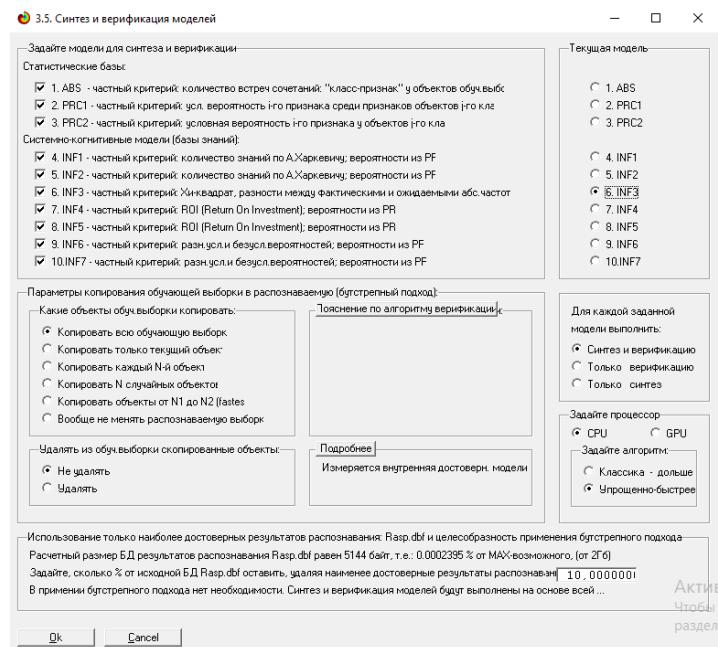


Рисунок 8. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 8 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессоре (GPU)».

Из рисунка 8 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 11 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз дольше). Таким образом, неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения.

Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 5, 6, 7:

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. РОЛЬ ПОДДЕРЖКА	2. РОЛЬ ТАНК	3. РОЛЬ УРОН	Сумма	Среднее	Средн. квадр.
1	УРОН-Высокий			15	15	5.00	8.66
2	УРОН-Низкий	4	2		6	2.00	2.00
3	УРОН-Средний	3	6	2	11	3.67	2.08
4	ЖИВЧЕСТЬ-Высокая			2	2	0.67	1.15
5	ЖИВЧЕСТЬ-Низкая	3		13	16	5.33	6.81
6	ЖИВЧЕСТЬ-Средняя	4	6	4	14	4.67	1.15
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	1	3	6	10	3.33	2.52
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	4	5	5	14	4.67	0.58
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	2		6	8	2.67	3.06
10	СЛОХНОСТЬ-Высокая	3	3	5	11	3.67	1.15
11	СЛОХНОСТЬ-Низкая	2	2	4	8	2.67	1.15
12	СЛОХНОСТЬ-Средняя	2	3	8	13	4.33	3.21
13	ПОПУЛАРНОСТЬ-Высокая	4	4	2	10	3.33	1.15
14	ПОПУЛАРНОСТЬ-Низкая		1	10	11	3.67	5.51
15	ПОПУЛАРНОСТЬ-Средняя	3	3	5	11	3.67	1.15
16	ОРУЖИЕ-Автомат	1		1	2	0.67	0.58
17	ОРУЖИЕ-Атомные пушки		1	1	0.33	0.58	
18	ОРУЖИЕ-Биотехническая энергия	1		1	0.33	0.58	
19	ОРУЖИЕ-Бластер	1		1	0.33	0.58	
20	ОРУЖИЕ-Бластеры			1	0.33	0.58	
21	ОРУЖИЕ-Винтовка	1		2	3	1.00	1.00
22	ОРУЖИЕ-Геодестрел			1	1	0.33	0.58
23	ОРУЖИЕ-Дроубинки			1	1	0.33	0.58
24	ОРУЖИЕ-Зенитовая пушка	1			1	0.33	0.58
25	ОРУЖИЕ-Лук			1	1	0.33	0.58
26	ОРУЖИЕ-Лучевая пушка		1	1	2	0.67	0.58
27	ОРУЖИЕ-Металломёт			1	1	0.33	0.58

Рисунок 9. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. РОЛЬ ПОДДЕРЖКА	2. РОЛЬ ТАНК	3. РОЛЬ УРОН	Сумма	Среднее	Средн. квадр.
1	УРОН-Высокий			0.185	0.185	0.062	0.107
2	УРОН-Низкий	0.326	0.084		0.411	0.137	0.169
3	УРОН-Средний	0.065	0.228	-0.314	-0.021	-0.007	0.278
4	ЖИВЧЕСТЬ-Высокая		0.406		0.406	0.135	0.234
5	ЖИВЧЕСТЬ-Низкая	-0.045		0.124	0.079	0.026	0.088
6	ЖИВЧЕСТЬ-Средняя	0.078	0.158	-0.182	0.054	0.018	0.178
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	-0.229	0.053	0.036	-0.140	-0.047	0.158
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	0.078	0.104	-0.116	0.066	0.022	0.121
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	0.039		0.101	0.140	0.047	0.051
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	0.065	0.025	-0.046	0.044	0.015	0.056
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	0.039		-0.018	0.021	0.007	0.029
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	-0.103	-0.023	0.043	-0.083	-0.028	0.073
13	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Высокая	0.177	0.138	-0.286	0.028	0.009	0.257
14	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Низкая		-0.296	0.157	-0.139	-0.046	0.230
15	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Средняя	0.065	0.025	-0.046	0.044	0.015	0.056
16	ОРУЖИЕ-Автомат	0.242		-0.018	0.224	0.075	0.145
17	ОРУЖИЕ-Атомные пушки		0.406		0.406	0.135	0.234
18	ОРУЖИЕ-Биотическая энергия	0.445			0.445	0.148	0.257
19	ОРУЖИЕ-Бластер	0.445			0.445	0.148	0.257
20	ОРУЖИЕ-Бластеры			0.185	0.185	0.062	0.107
21	ОРУЖИЕ-Винтовка	0.123		0.067	0.190	0.063	0.062
22	ОРУЖИЕ-Гаубица			0.185	0.185	0.062	0.107
23	ОРУЖИЕ-Дробовики			0.185	0.185	0.062	0.107
24	ОРУЖИЕ-Зенковская пушка	0.445			0.445	0.148	0.257
25	ОРУЖИЕ-Лук			0.185	0.185	0.062	0.107
26	ОРУЖИЕ-Лучевая пушка		0.203	-0.018	0.185	0.062	0.123
27	ОРУЖИЕ-Металломёт		0.406		0.406	0.135	0.234

Рисунок 10. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. РОЛЬ ПОДДЕРЖКА	2. РОЛЬ ТАНК	3. РОЛЬ УРОН	Сумма	Среднее	Средн. квадр.
1	УРОН-Высокий	-3.281	-3.750	7.031			6.094
2	УРОН-Низкий	2.688	0.500	-3.188			2.969
3	УРОН-Средний	0.594	3.250	-3.844			3.584
4	ЖИВЧЕСТЬ-Высокая	-0.438	1.500	-1.063			1.336
5	ЖИВЧЕСТЬ-Низкая	-0.500	-4.000	4.500			4.272
6	ЖИВЧЕСТЬ-Средняя	0.938	2.500	-3.438			3.078
7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	-1.188	0.500	0.688			1.033
8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	0.938	1.500	-2.438			2.130
9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	0.250	-2.000	1.750			1.887
10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	0.594	0.250	-0.844			0.751
11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	0.250		-0.250			0.250
12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	-0.844	-0.250	1.094			0.993
13	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Высокая	1.813	1.500	-3.313			2.873
14	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Низкая	-2.406	-1.750	4.156			3.614
15	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Средняя	0.594	0.250	-0.844			0.751
16	ОРУЖИЕ-Автомат	0.563	-0.500	-0.063			0.534
17	ОРУЖИЕ-Атомные пушки	-0.219	0.750	-0.531			0.668
18	ОРУЖИЕ-Биотическая энергия	0.781	-0.250	-0.531			0.691
19	ОРУЖИЕ-Бластер	0.781	-0.250	-0.531			0.691
20	ОРУЖИЕ-Бластеры	-0.219	-0.250	0.469			0.406
21	ОРУЖИЕ-Винтовка	0.344	-0.750	0.406			0.650
22	ОРУЖИЕ-Гаубица	-0.219	-0.250	0.469			0.406
23	ОРУЖИЕ-Дробовики	-0.219	-0.250	0.469			0.406
24	ОРУЖИЕ-Зенковская пушка	0.781	-0.250	-0.531			0.691
25	ОРУЖИЕ-Лук	-0.219	-0.250	0.469			0.406
26	ОРУЖИЕ-Лучевая пушка	-0.438	0.500	-0.063			0.472
27	ОРУЖИЕ-Металломёт	-0.219	0.750	-0.531			0.668

Рисунок 11. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных черт игрового класса рассматривается с одной единственной точки зрения: какое **количество информации** содержится в них о том, какими характеристиками и особенностями обладает персонаж [2]. Поэтому не играет никакой роли в каких единицах измерения измеряются те или иные характеристики героев [2]. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и

отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергена, а также по критериям L1- L2- мерам проф.Е.В.Луценко, смягчающие и преодолевающие недостатки F- меры [3]. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 12).

3.4. Общая форма по достоверности моделей при различн. крит. Текущая модель: "INF4"										
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модуля друженой сход... истино-поло... и решений (STP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтаний: "класс..."	Корреляция abs. частот с обр...	32	32		6		0.842	1.000	0.914	23.545
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтаний: "класс..."	Сумма abs. частот по признак...	32	32		6		0.842	1.000	0.914	20.000
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл. отн. частот с о...	32	32		6		0.842	1.000	0.914	23.545
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл. отн. частот по при...	32	32		6		0.842	1.000	0.914	25.378
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл. отн. частот с о...	32	32		6		0.842	1.000	0.914	23.545
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл. отн. частот по при...	32	32		6		0.842	1.000	0.914	25.378
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	32	24	6		8	1.000	0.750	0.857	9.328
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	32	30	3	3	2	0.909	0.938	0.923	14.642
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	32	24	6		8	1.000	0.750	0.857	9.328
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	32	30	3	3	2	0.909	0.938	0.923	14.642
6. INF3 - частный критерий: Хинкаладзе, разности между фактами...	Семантический резонанс зна...	32	31	5	1	1	0.969	0.969	0.969	17.546
6. INF3 - частный критерий: Хинкаладзе, разности между фактами...	Сумма знаний	32	31	5	1	1	0.969	0.969	0.969	14.383
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	32	23	6		9	1.000	0.719	0.836	8.633
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	32	31	2	4	1	0.886	0.969	0.925	13.634
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	32	23	6		9	1.000	0.719	0.836	8.633
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	32	31	2	4	1	0.886	0.969	0.925	13.634
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	32	30	3	3	2	0.909	0.938	0.923	16.860
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	32	31	2	4	1	0.886	0.969	0.925	17.313
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	32	30	3	3	2	0.909	0.938	0.923	16.860
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	32	31	2	4	1	0.886	0.969	0.925	17.313

Рисунок 12. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Из рисунка 12 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергена наиболее достоверными являются СК-модели INF3 с интегральным критерием «Резонанс знаний» ($F=0,969$ при максимуме 1,000) и INF3 с интегральным значением «Сумма знаний» ($F=0,969$ при максимуме 1,000), что неплохо, а по критерию L1 проф.Е.В.Луценко [3] наиболее достоверными также являются СК-модели INF4 и INF5 ($L1=0,856$ при максимуме 1,000 в обоих случаях), что является очень хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели сильной причинно-следственной зависимости между характеристиками и особенностями чемпионов и игровыми классами.

На рисунке 9 приведено частотное распределение числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования принадлежности героев к игровым ролям на основе их характеристик и особенностей в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

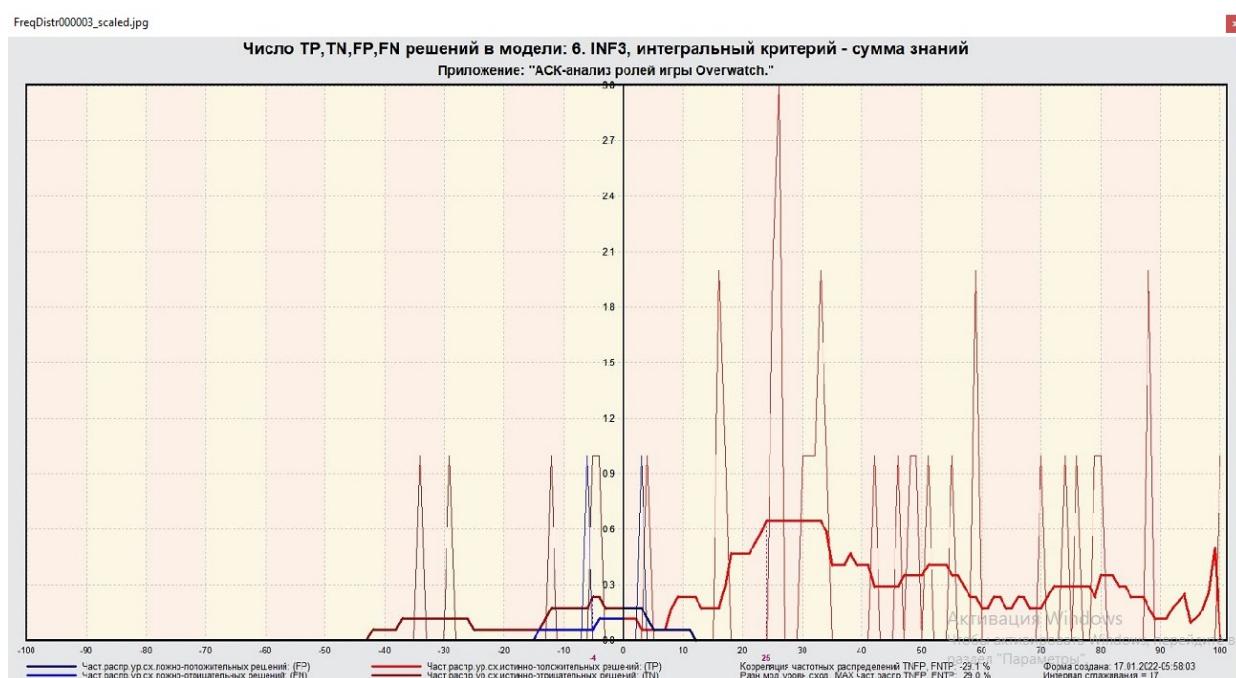


Рисунок 13. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их суммы в СК-модели Inf3

Рисунок 13 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

Левое распределение, большее по амплитуде включает истинно-отрицательные и ложно-положительные решения, а правое, меньшее по амплитуде, включает ложные отрицательные и истинно-положительные решения.

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу прогнозирования и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда значительно превосходит количество ложных решений, причем при уровнях различия больше примерно 95% ложные отрицательные решения вообще отсутствуют.

Видно также, что для положительных решений картина более сложная и включает 3 диапазона уровней сходства

- 1) при уровнях сходства от 0% до примерно 5% количество ложных решений больше числа истинных;
- 2) при уровнях сходства от 5% до примерно 63% есть и истинные и ложные положительные решения, но число истинных больше числа ложных и их доля возрастает при увеличении уровня сходства;
- 3) при уровнях сходства выше 63% встречаются только истинные положительные решения.

На рисунке 10 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»:

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

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.

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

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.

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

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает две варианты нормировки: (-1, +1) и (0, 1):

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

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

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

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):

$$F_{\text{мера}} = 2(Precision \cdot Recall) / (Precision + Recall) \quad \text{- достоверность модели}$$

Precision = $TP / (TP + FP)$ - точность модели;

Recall = $TP / (TP + FN)$ - полнота модели;

L1-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

$$L1_{\text{мера}} = 2(SPrecision \cdot SRecall) / (SPrecision + SRecall) \quad \text{- достоверность модели}$$

SPrecision = $STP / (STP + SFP)$ - точность с учетом суммы уровней сходства;

SRecall = $STP / (STP + SFN)$ - полнота с учетом суммы уровней сходства;

STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;

SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

$$L2_{\text{мера}} = 2(APrecision \cdot ARecall) / (APrecision + ARecall) \quad \text{- достоверность модели}$$

APrecision = $ATP / (ATP + AFP)$ - точность с учетом средних уровней сходства;

ARecall = $ATP / (ATP + AFN)$ - полнота с учетом средних уровней сходства;

ATP=STP/TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;

AFP=SFP/FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN=SFN/FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и степени уверенности системы в этом решении. Поэтому система "Эйдос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отфильтровать заведомо ложные решения.

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 // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02[126]. С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>. 2 уп.л.

Рисунок 14. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1- и L2-критериям проф. Е.В.Луценко [3]

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF3 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 15):

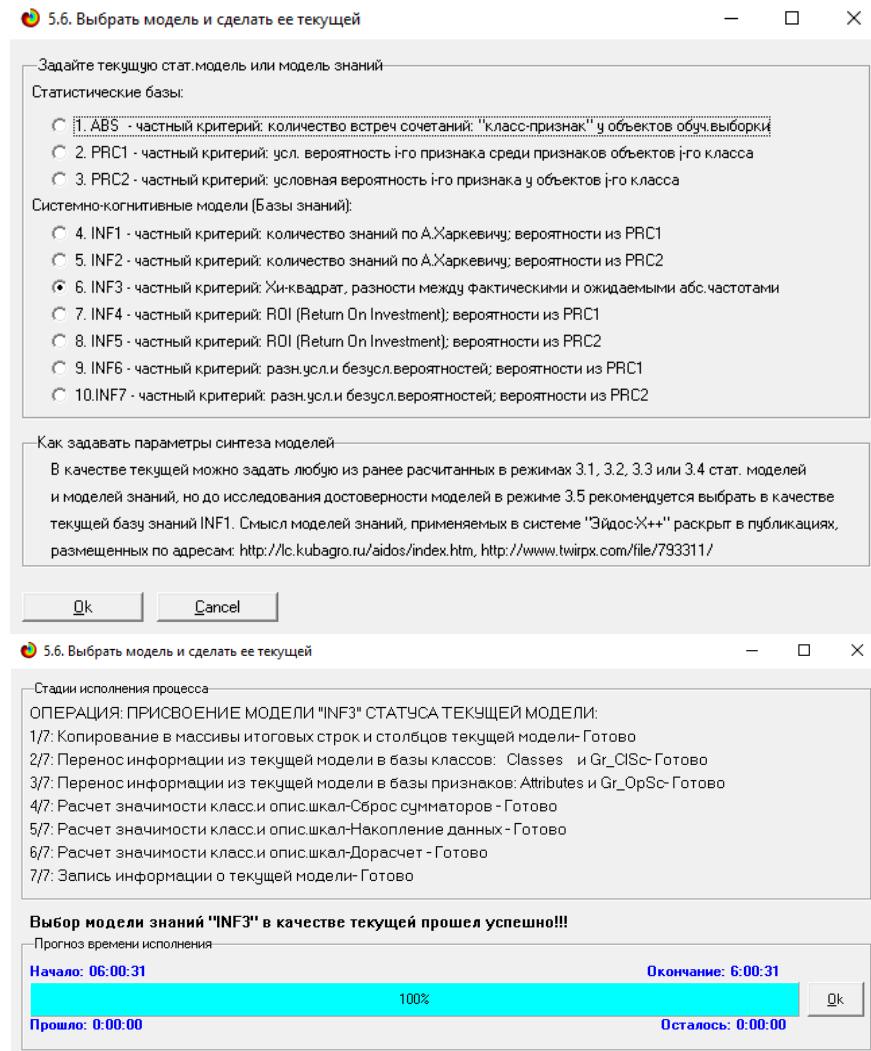


Рисунок 15. Экранные формы придания наиболее достоверной по L2-критерию СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)

Решим задачу прогнозирования принадлежности героя к определенной игровой роли на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на CPU. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 16).

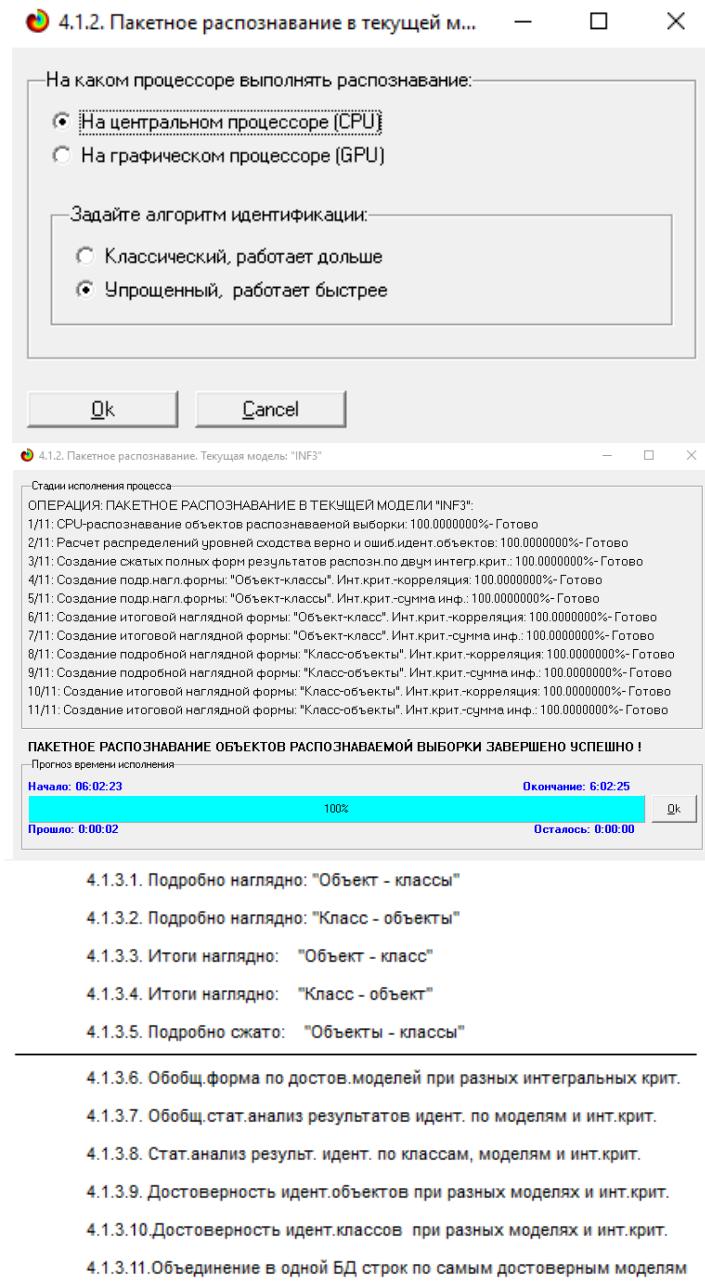


Рисунок 16. Экранные формы отображения процесса решения задачи прогнозирования в текущей модели

Из рисунка 16 видно, что прогнозирование заняло 2 секунды. Отметим, что 99,999% этого времени заняло не само прогнозирование на CPU, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 17).

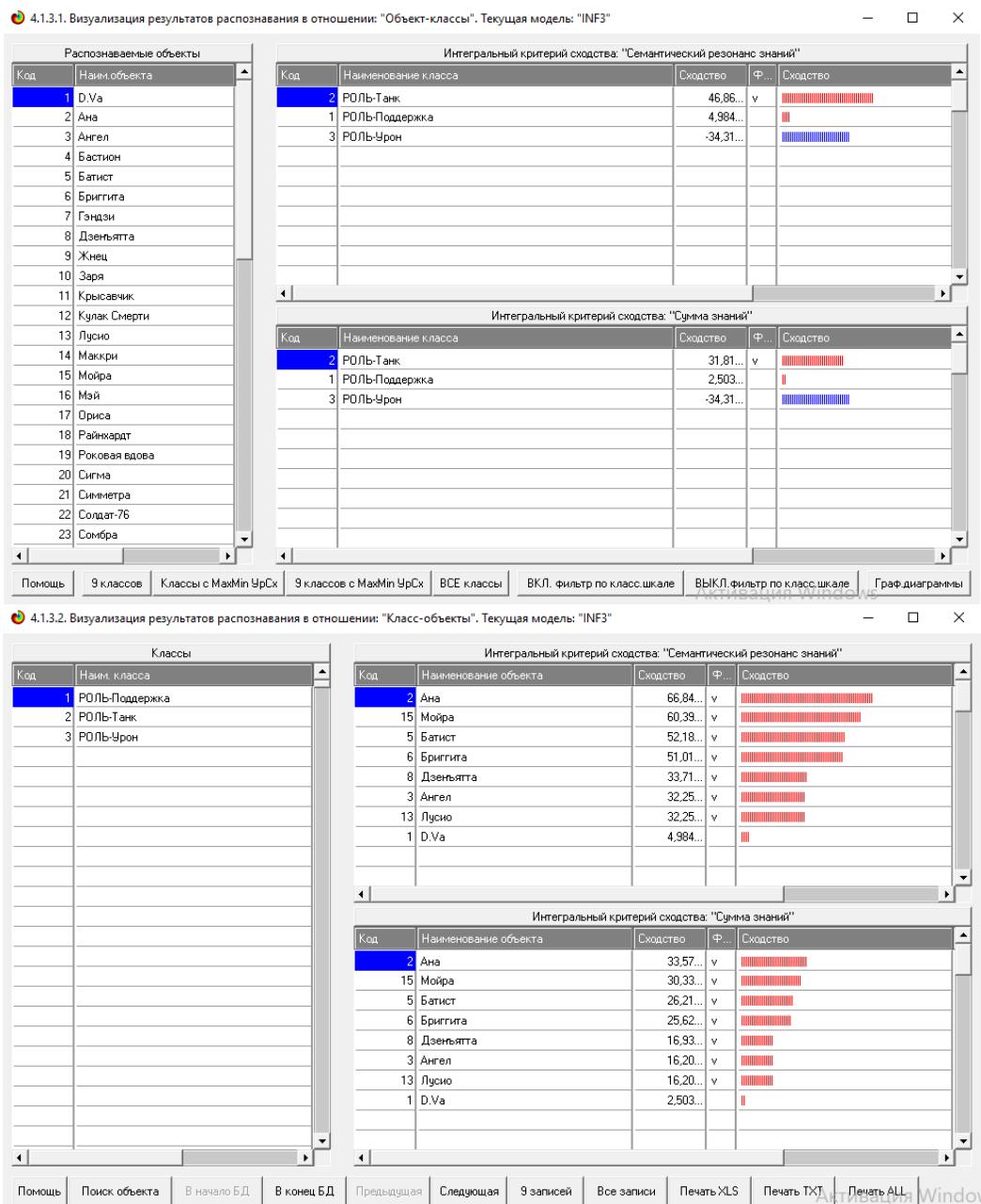


Рисунок 17. Выходные формы по результатам прогнозирования принадлежности героев к игровым ролям на основе их характеристик и особенностей.

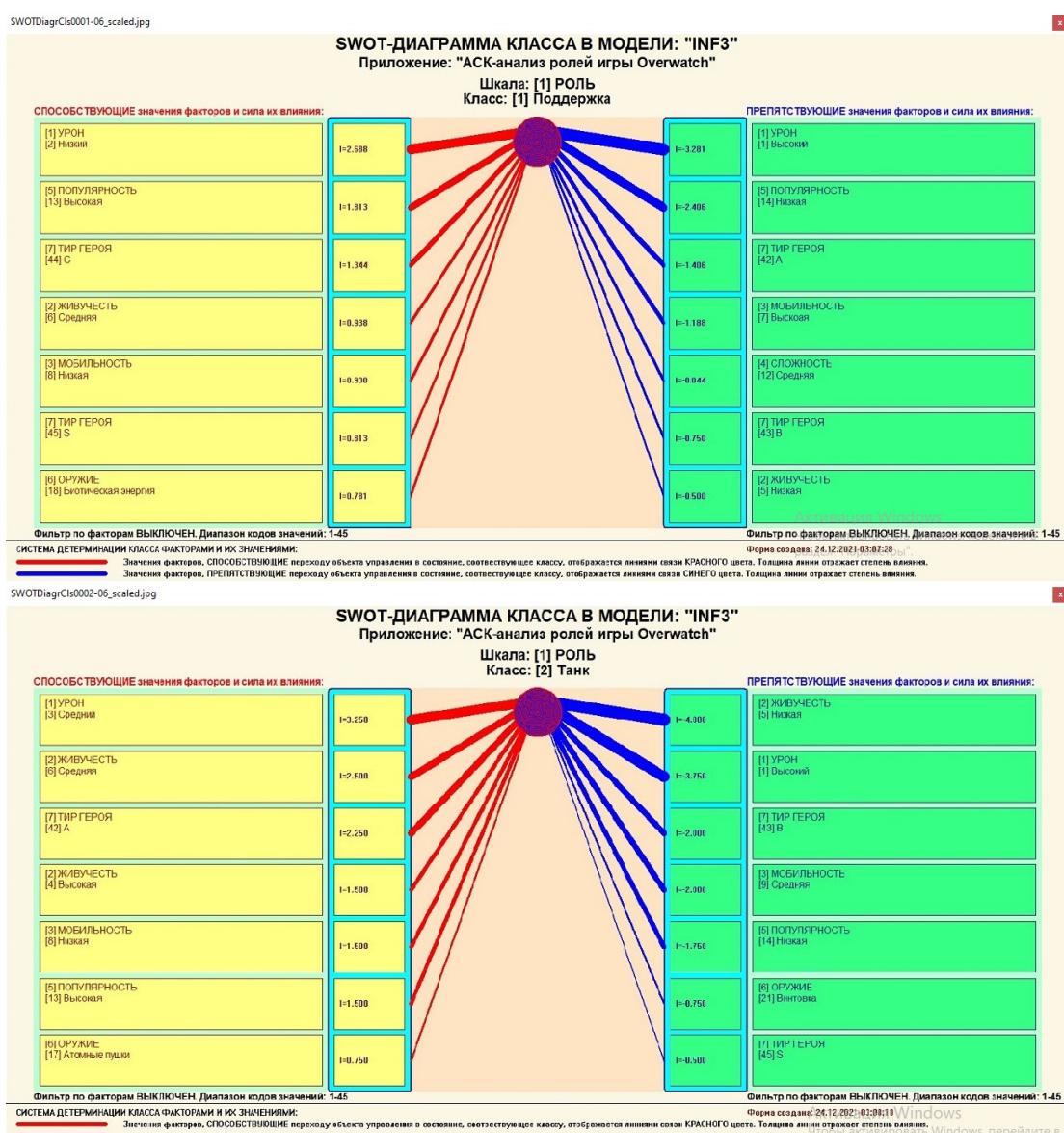
Символ « \checkmark » стоит против тех результатов прогнозирования, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 17 видно, что результаты прогнозирования являются очень хорошими, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 5%, т.е. по сути прогнозы с более низким уровнем сходства надо просто игнорировать.

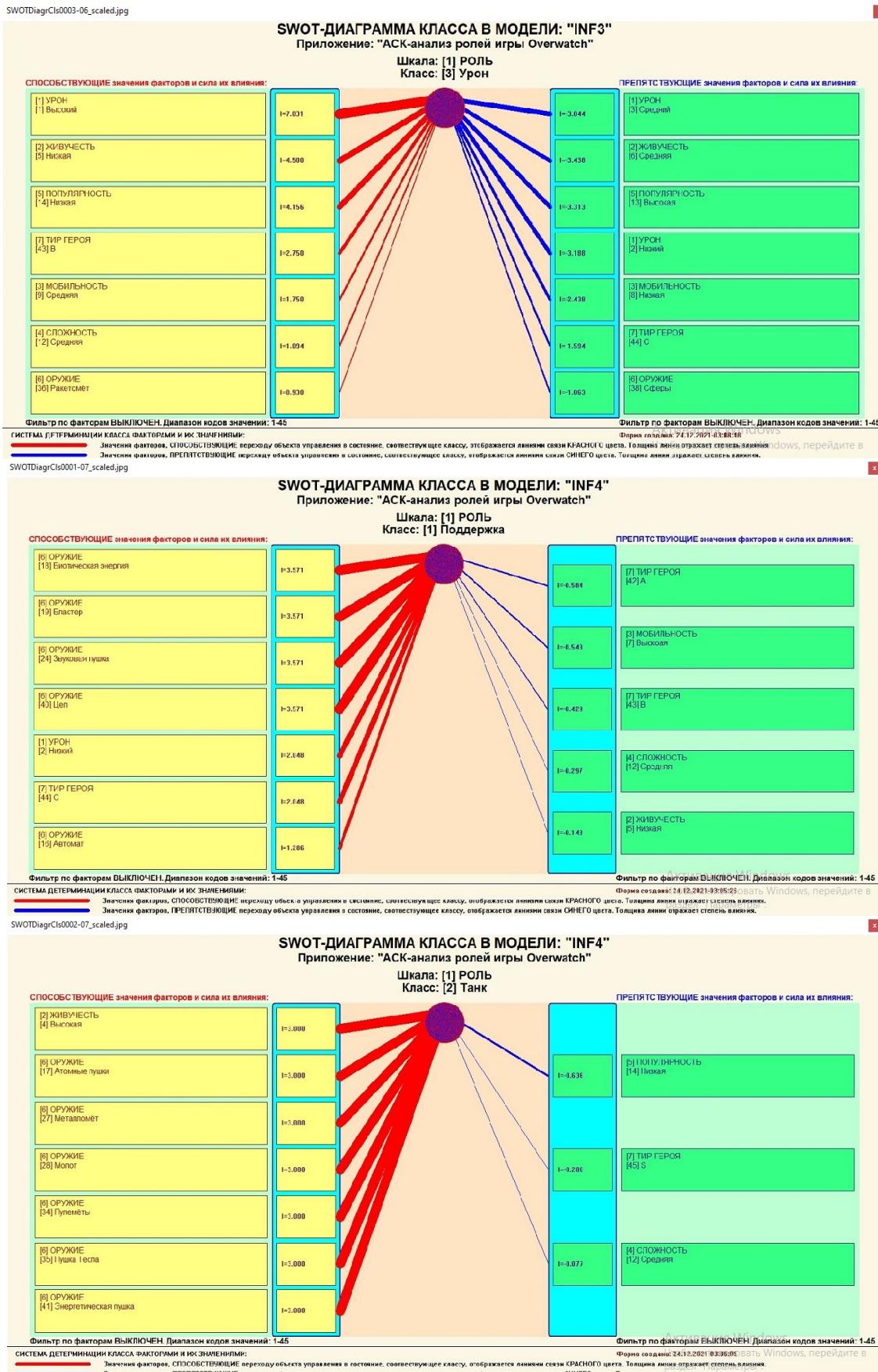
Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

При принятии решений определяется сила и направление влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути это решение задачи SWOT-анализа [4].

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных характеристик и особенностей героев на их принадлежность к игровым ролям.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом **выявляется система детерминации заданного класса**, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу. На рисунках 18 приведены SWOT-диаграммы, отражающие систему детерминации принадлежности героев к игровым ролям.





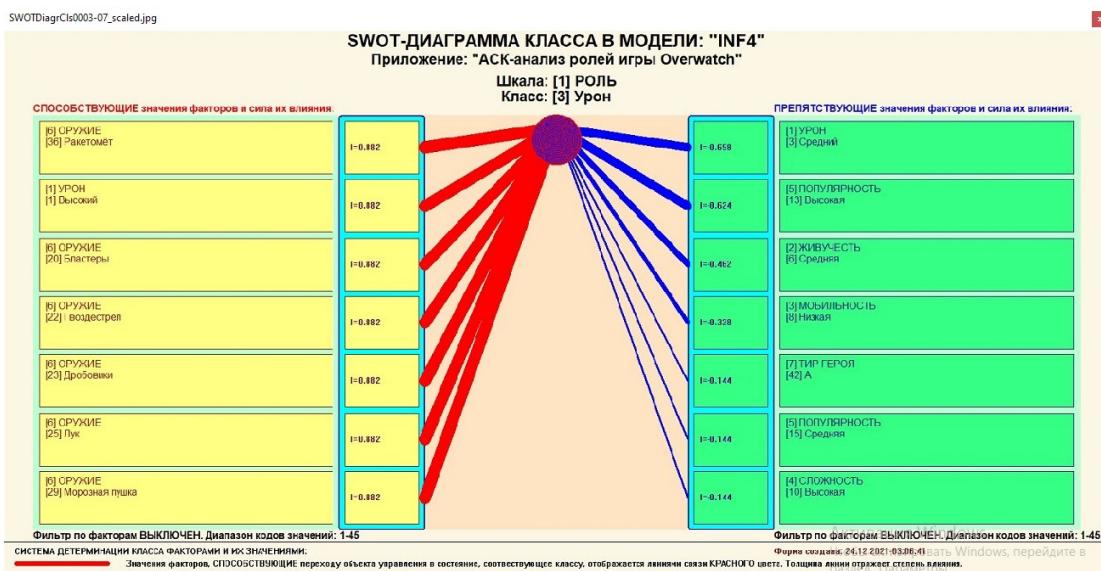


Рисунок 18. SWOT-диаграммы, отражающие силу и направление влияния различных характеристик и особенностей героев на их принадлежность к игровым ролям

(СК-модель INF4 приведена для демонстрации влияния различного оружия персонажей на их принадлежность к игровым ролям, а не в основном характеристиках, которые показывает СК-модель INF3).

Эти диаграммы наглядно показывают, какие значения характеристик чемпионов с какой силой способствуют или препятствуют их принадлежности к той или иной игровой роли.

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 14, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т.ч. вообще вся имеющаяся в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000003\System\SWOTCls####Inf4.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой проблемы *всегда*, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый акт внедрения системы «Эйдос», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

У Т В Е Р Ж Д А Ъ
Заведующий Краснодарским
сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н.
А.А.Хагуров
1987г.



У Т В Е Р Ж Д А Ъ
Директор Северо-Кавказского филиала
ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", к.э.н.
Э.М.Трахов
1987г.

А К Т

Настоящий акт составлен комиссией в составе: Кириченко М.М.,
Ляшко Г.А., Самсонов Г.А., Коренец В.И., Луценко Е.В. в том, что в
соответствии с договором о научно-техническом сотрудничестве между
Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским
сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-
Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" выполнены следующие ра-
боты:

- осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома";
- разработаны математическая модель и программное обеспечение под-
системы распознавания образов, позволяющие решать данную задачу
в среде персональной технологической системы ВЕГА-М;
- на профессиональной персональной ЭВМ "Искра-226" осуществлены рас-
чёты по задаче в объёме:

Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям.
Выходная информация - 4 вида выходных форм объёмом 90 листов
формата А3 и 20 листов формата А4 содержит:

- процентное распределение ответов в разрезе по социальным типам
корреспондентов;
- распределение информативностей признаков (в битах) для распозна-
вания социальных типов корреспондентов;
- позитивные и негативные информационные портреты 30-ти социальных
типов на языке 212 признаков;
- обобщённая характеристика информативности признаков для выбора
такого минимального набора признаков, который содержит максимум
информации о распознаваемых объектах (оптимизация анкет).

Работы выполнены на высоком научно-методическом уровне и в срок.

От ИСИ АН СССР:
Мл. научный сотрудник

Кириченко М.М. Кириченко
19.05 1987г.

Мл. научный сотрудник
Ляшко Г.А. Ляшко
19.05 1987г.

От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы":
Зав.отделом аэрокосмических и
тематических изысканий №4, к.э.н.

Самсонов Г.А. Самсонов
19.05 1987г.

Главный конструктор проекта
Б.И.Коренец В.И. Коренец
19.05.82 1987г.

Главный конструктор проекта
Е.В.Луценко Е.В. Луценко
19.05.82 1987г.

Но тогда SWOT-диаграммы назывались позитивным и негативным
информационными портретами классов.

На рисунке 19 приведены примеры инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к игровым ролям:

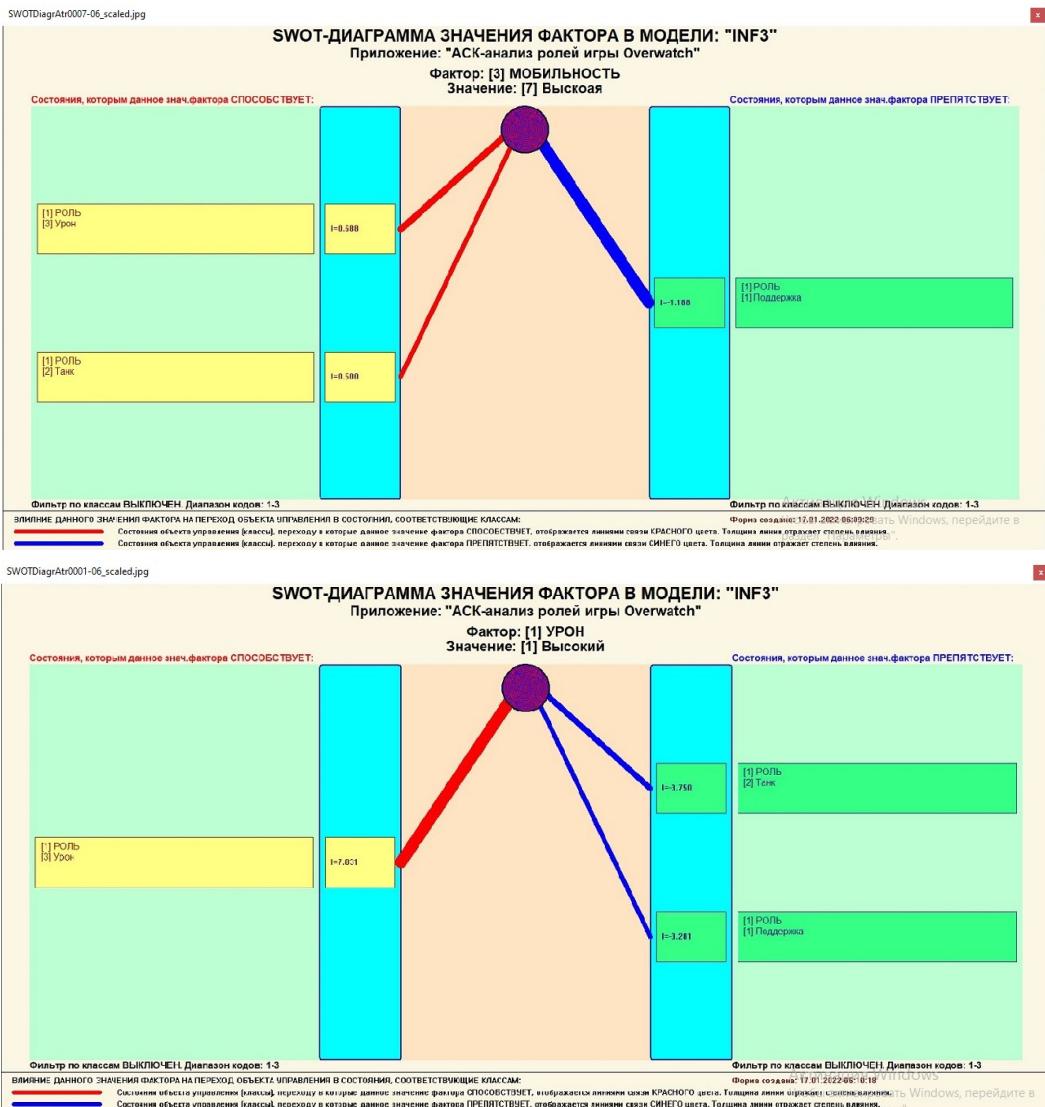


Рисунок 19. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных характеристик и особенностей героев на их принадлежность к той или иной роли

Из рисунка 19 видно, как урон или мобильность героя влияет на определение его роли.

В заключение отметим, что SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным метод стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это

сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже более 30 лет, но к сожалению она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [4, 9, 10].

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т.е. результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования, «переносить на него».

В системе «Эйдос» есть довольно много возможностей для такого исследования, но в данной работе из-за ограничений на ее объем мы рассмотрим лишь результаты кластерно-конструктивного анализа классов и признаков (когнитивные диаграммы и дендрограммы), а также нелокальные нейроны, нелокальные нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты и когнитивные функции.

4.3.1. Когнитивные диаграммы классов

Эти диаграммы отражают сходство/различие ролей. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 20).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 20, показаны **количественные** оценки сходства/различия различных игровых ролей по обуславливающим их свойствам, полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемых путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

В системе «Эйдос» есть возможность управлять параметрами формирования и вывода изображения, приведенного на рисунке 16. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 17.

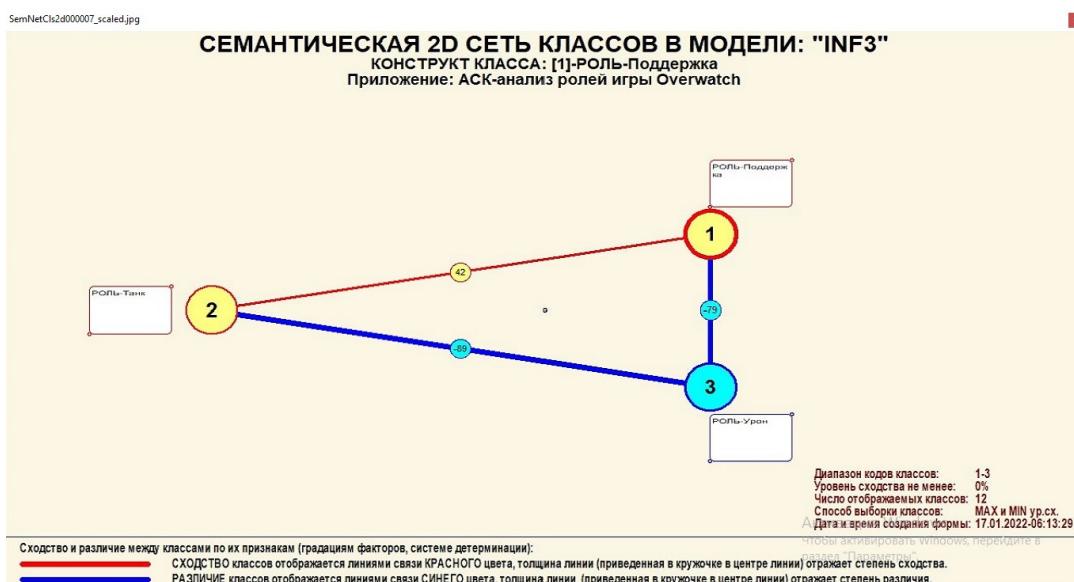


Рисунок 20. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие игровых ролей по системе детерминирующих (обуславливающих) их характеристик и особенностей.

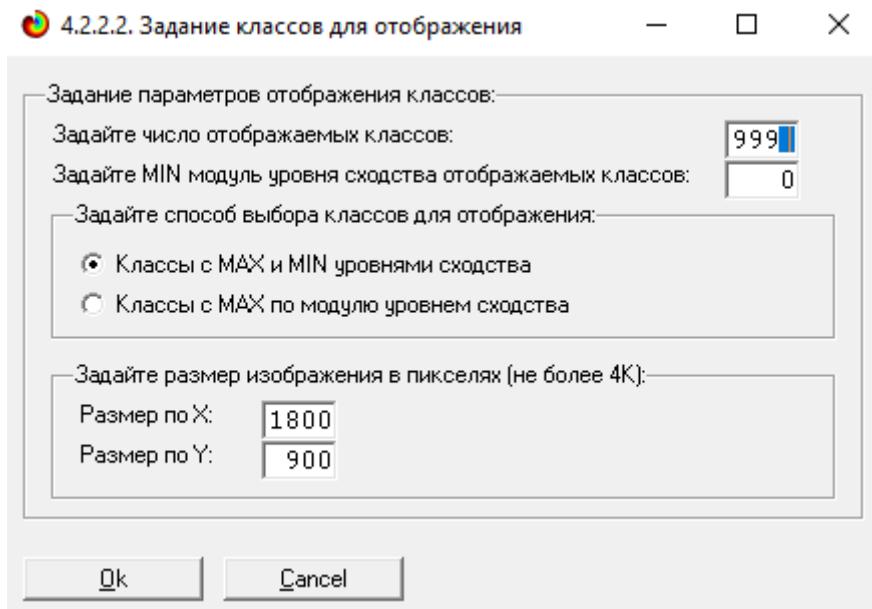


Рисунок 21. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии ролей, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 20, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате **когнитивной кластеризации** [5] (рисунок 22):

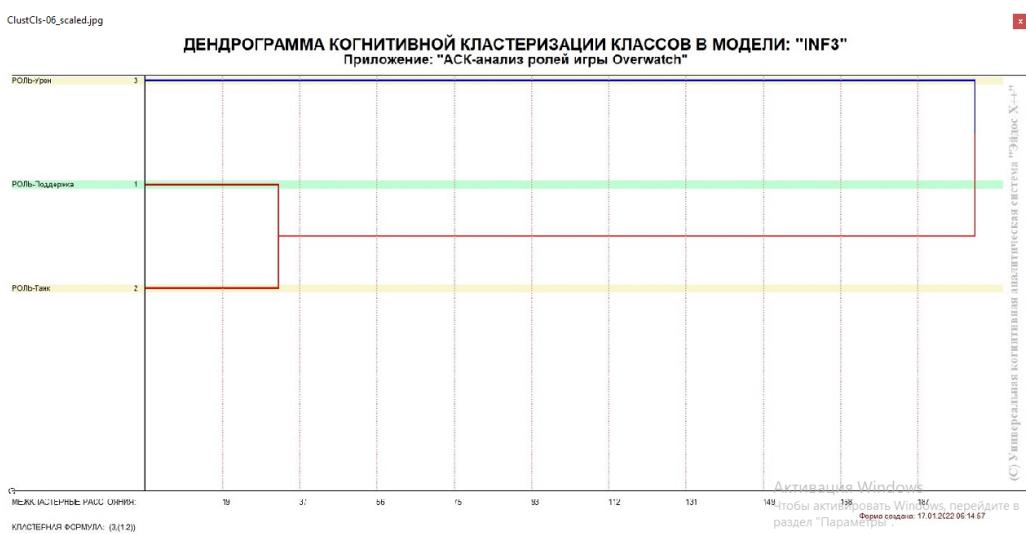


Рисунок 22. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие игровых ролей по системе детерминирующих (обуславливающих) их характеристик и особенностей.

Из рисунков 20 и 22 мы видим, что некоторые игровые роли сходны по детерминирующей их системе характеристик и особенностей, а другие по этой системе сильно отличаются, и, следовательно, для принадлежности героя к одной роли нужны одни свойства, а к другой – другие.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все игровые роли образуют два противоположных кластера по системе обуславливающих их характеристик и особенностей, являющихся полюсами конструкта.

На рисунке 23 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

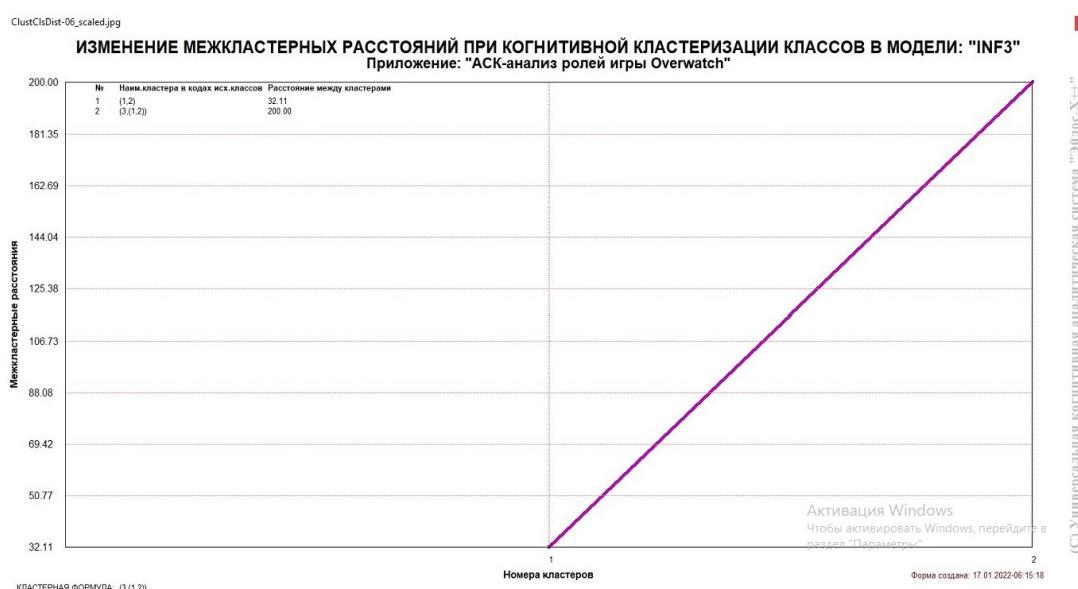


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходства/различия некоторых характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по содержащейся в

них информации о принадлежности героя к той или иной игровой роли. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 24).

Из рисунка 24 видно, что все значения факторов образуют два крупных кластера, противоположных по их смыслу. Эти кластеры образуют полюса конструкта.

Отметим, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 24, показаны **количественные** оценки сходства/различия свойств героев полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

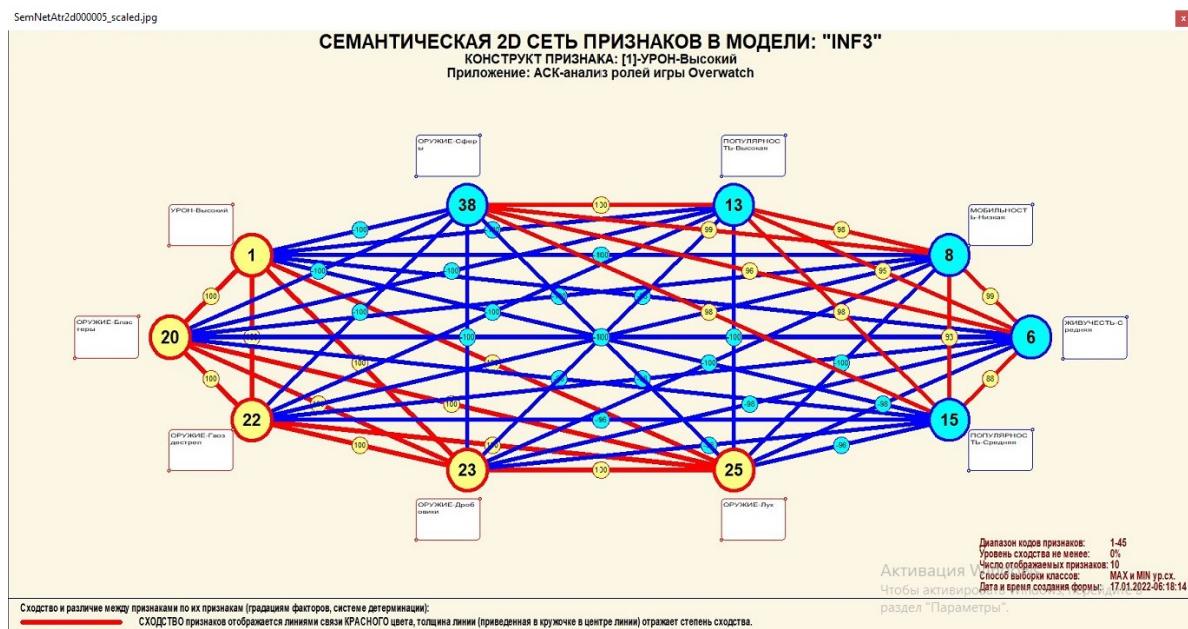


Рисунок 24. Когнитивная диаграмма и конструкт значений сходства/различия некоторых характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о принадлежности героя к той или иной игровой роли

Диаграмма, приведенная на рисунке 24, получена при параметрах, приведенных на рисунке 25.

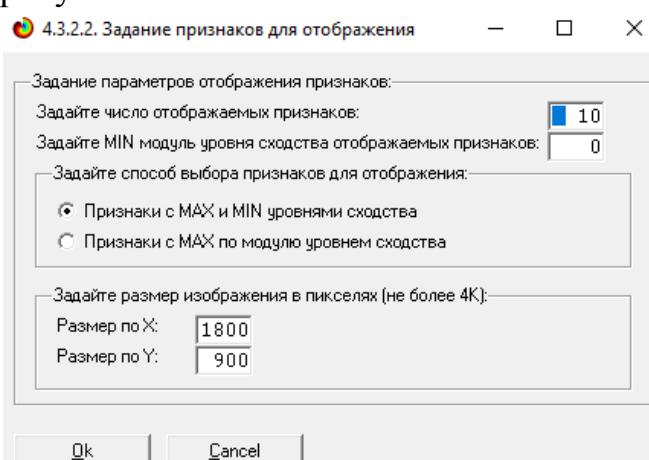


Рисунок 25. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 27

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 26 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межклusterных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 26.

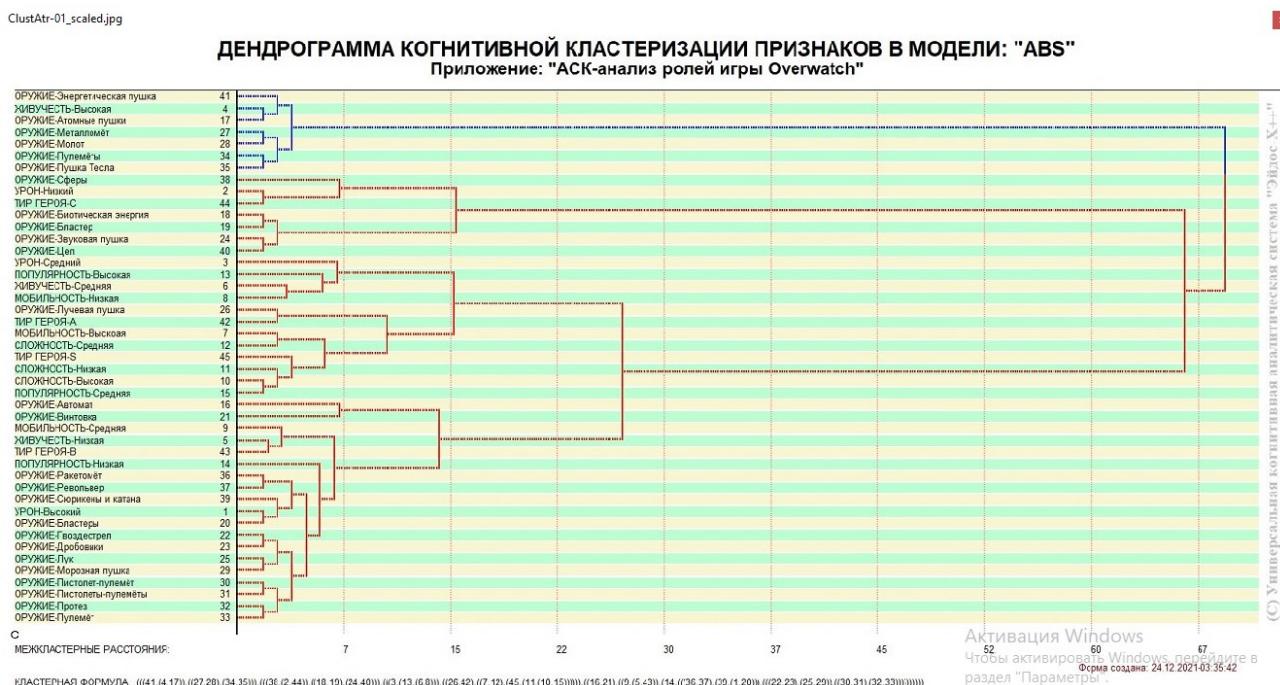


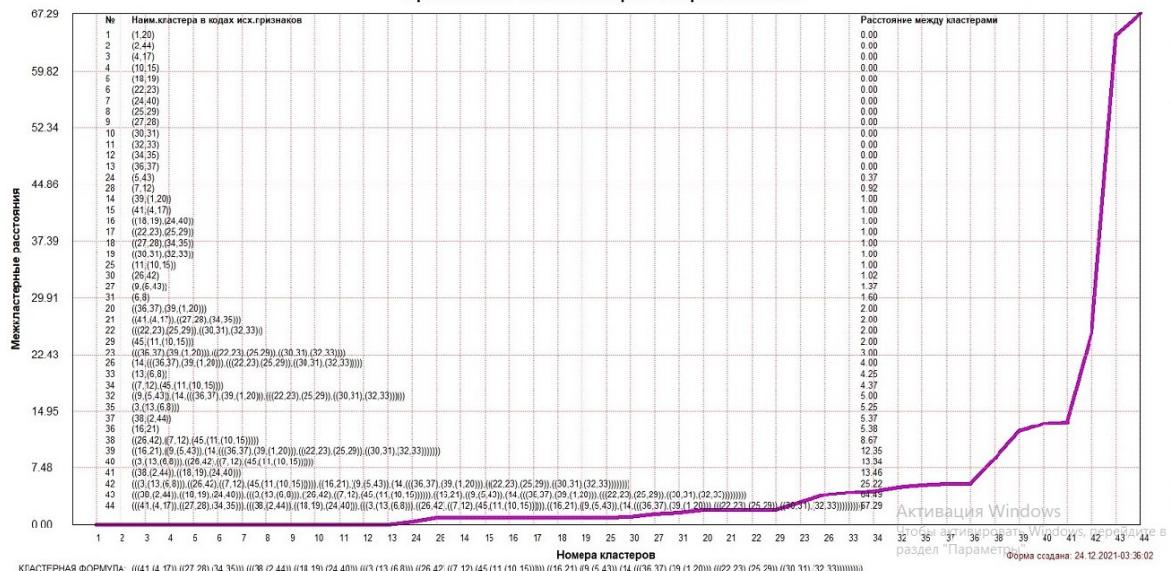
Рисунок 26. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации характеристик и особенностей героев по их смыслу, т.е. по сходству/различию содержащейся в них информации о принадлежности героя к той или иной роли.

Из дендрограммы на рисунке 26 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 26) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 20 и 32).

На рисунке 27 приведен график изменения межклusterных расстояний.

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "ABS"
 Приложение: "АСК-анализ ролей игры Overwatch"



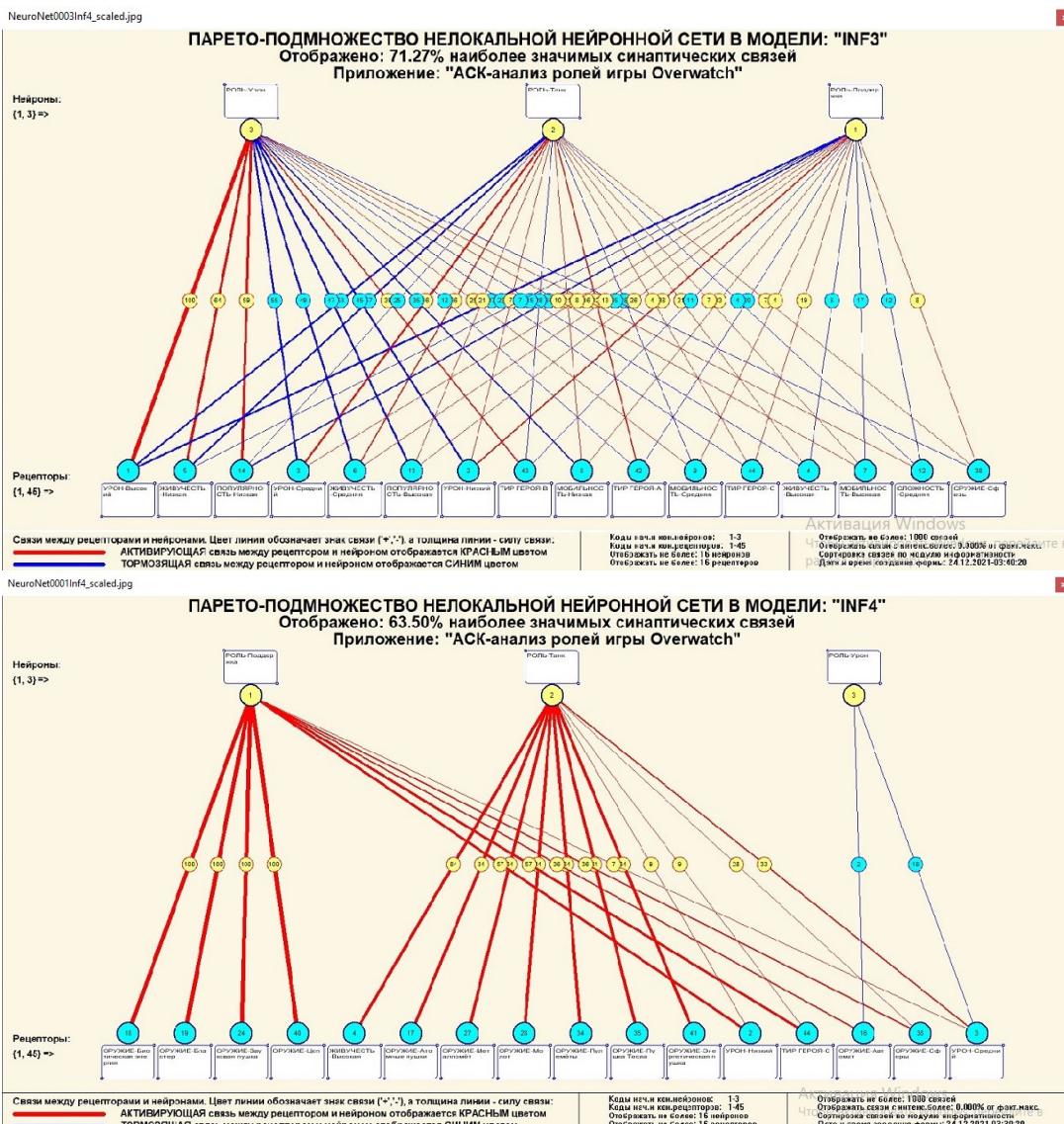


Рисунок 29. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния свойств героев на их принадлежность к игровым ролям (модель INF4 используется для большей наглядности).

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют игровым ролям, а рецепторы – характеристикам и особенностям героев. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к **нечетким декларативным** гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой [6] и фреймовой моделей представления знаний [11]. 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. От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем,

что [6]: 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом 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».

4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 30 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающая СК-модель Inf3. 3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отраженных соответственно на рисунках 20 и 24, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 29.

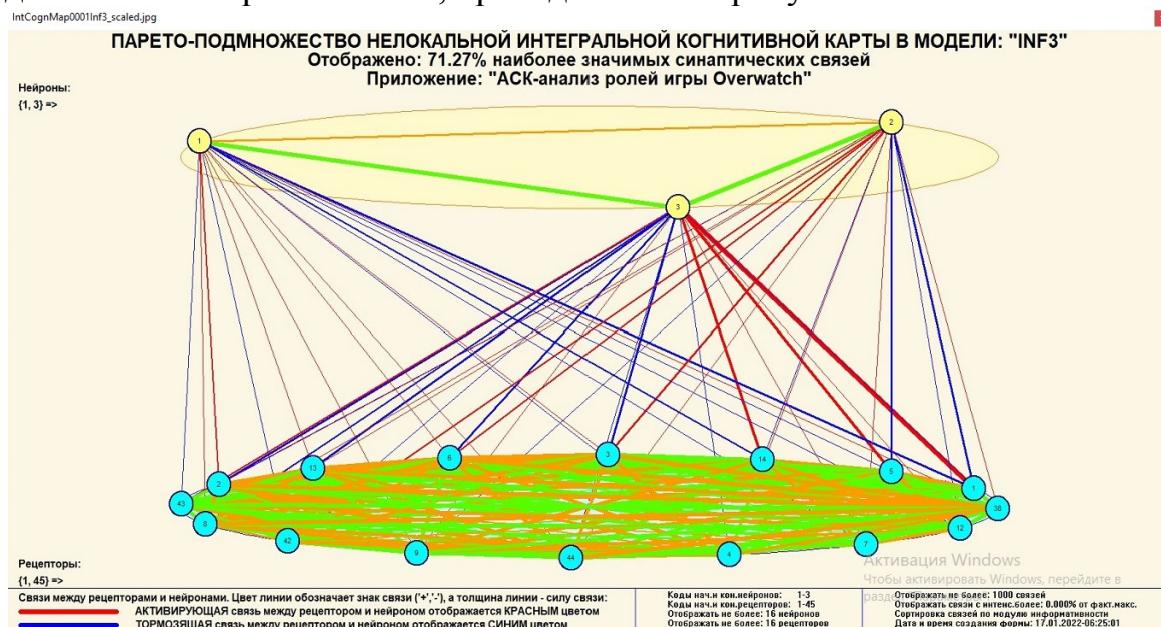


Рисунок 30. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

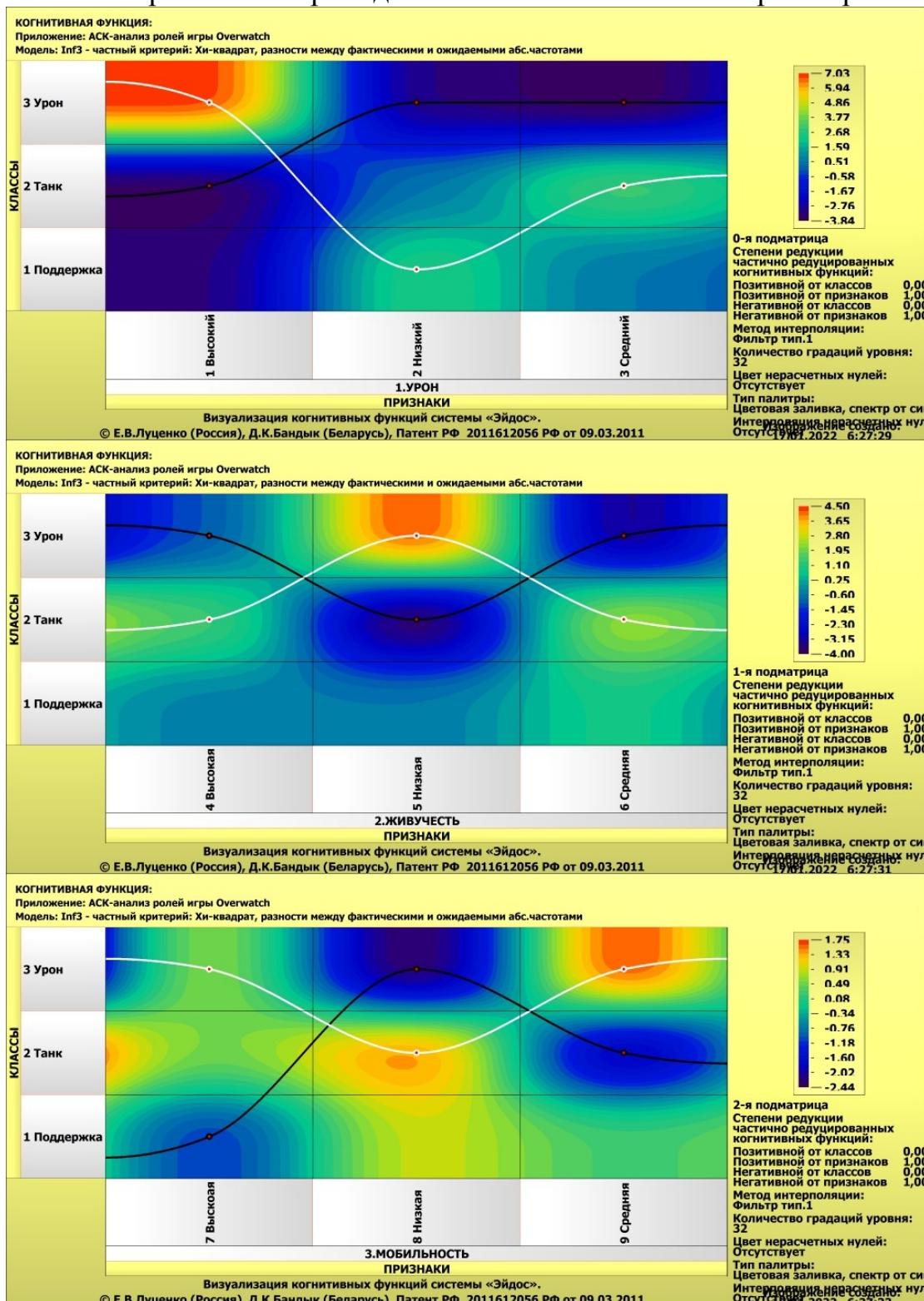
4.3.7. Когнитивные функции

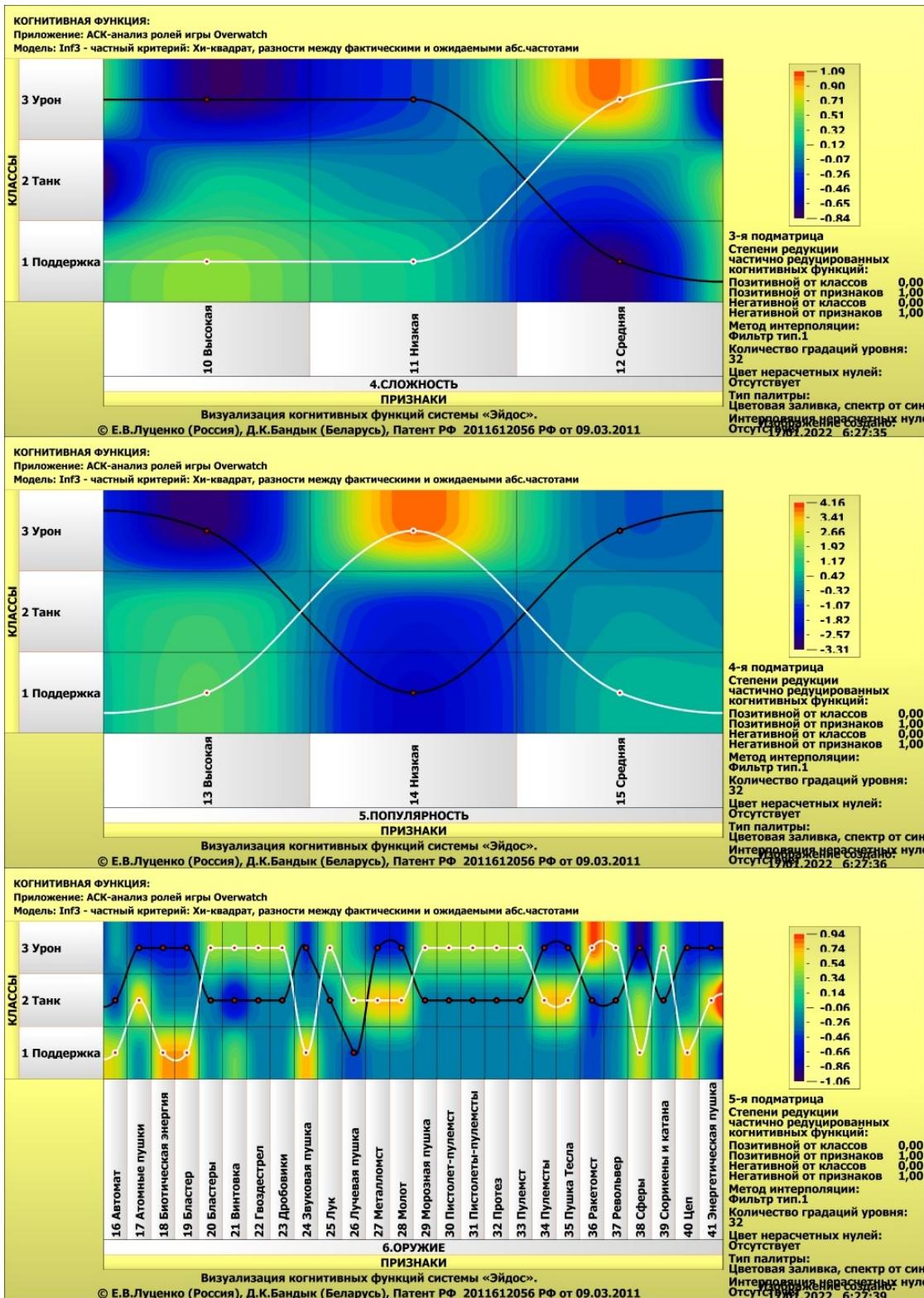
Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 31) и сошлемся на работу, в которой это описано [7].



Рисунок 31. Help режима визуализации когнитивных функций

На рисунках 32 приведены примеры некоторых когнитивных функций, наглядно отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к той или иной игровой роли.





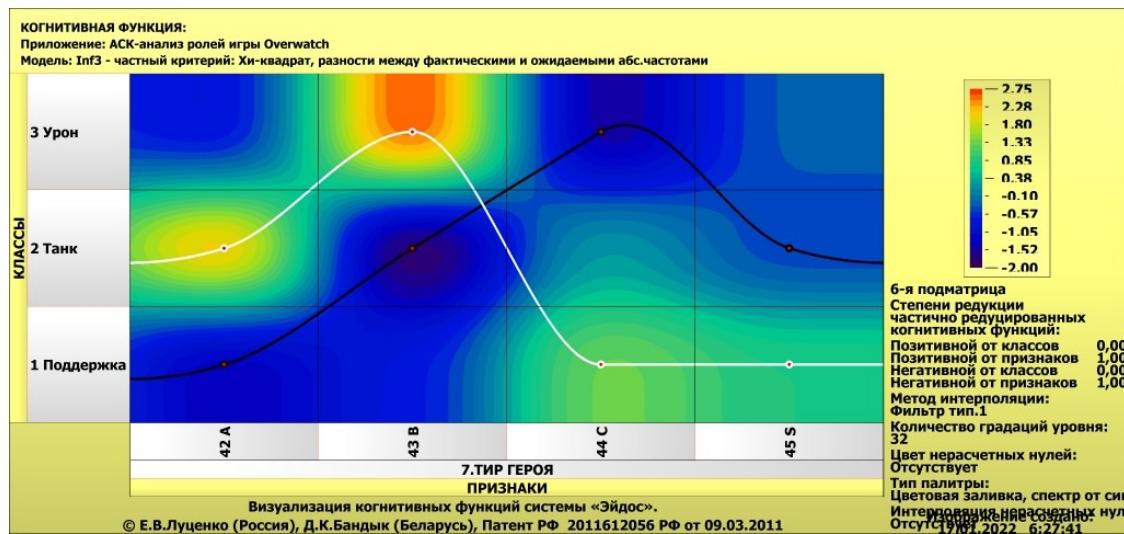


Рисунок 32. Примеры когнитивных функций, отражающих силу и направление влияния характеристик и особенностей чемпионов на их принадлежность к тому или иному игровому классу.

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам.

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

4.3.8. Сила и направление влияния значений факторов и сила влияния самих факторов на принадлежность к игровым ролям.

На рисунках 9, 10, 11 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. степени выраженности различных характеристик и особенностей героев (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим принадлежность чемпионов к игровым ролям (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения свойства героя, соответствующего строке, на принадлежность к игровой роли, соответствующего колонке.

Если какое-то значение свойства героя слабо влияет на принадлежность к игровой роли, то в соответствующей строке матрицы модели будут малые по модулю значения разных знаков, если же влияние сильное – то и значения будут большие по модулю разных знаков.

Если значение свойства героя способствует принадлежности к игровой роли, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого понятно, что суммарную силу влияния того или иного значения свойства героя на принадлежность к игровой роли (т.е. ценность данного значения свойства героя для решения задачи прогнозирования и других задач) можно количественно оценивать *степенью вариабельности значений* в строке матрицы модели, соответствующей этому значению свойства.

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно равно стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочтаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Самая правая колонка в матрицах моделей на рисунках 9, 10, 11 содержит количественную оценку вариабельности значений строк модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность характеристики или особенности героя, соответствующих строке, для решения задач прогнозирования принадлежности героя к той или иной игровой роли.

Если рассортировать матрицу модели по этой самой правой колонке

в порядке убывания, а потом просуммировать значения в ней нарастающим итогом, то получим логистическую Парето-кривую, отражающую зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 33, рисунок 34).

Ценность же характеристики или особенности (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого свойства (рисунок 35).

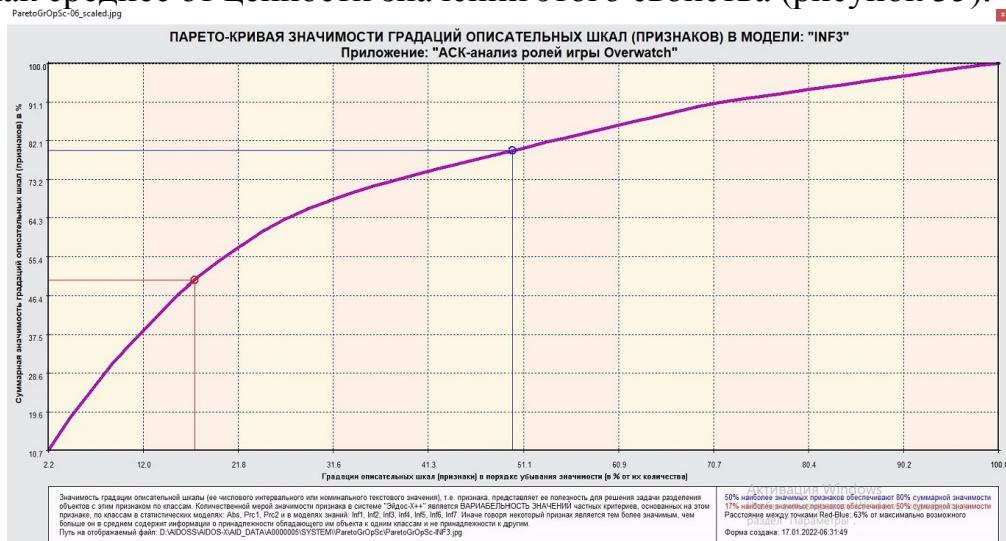


Рисунок 33. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

№	Код	Наименование характеристик и особенностей	Коды характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей нарастающим итогом
1	18	ОРУЖИЕ-Биотическая энергия	6	5,4095606	5,4095606
2	19	ОРУЖИЕ-Бластер	6	5,4095606	10,8191212
3	24	ОРУЖИЕ-Звуковая пушка	6	5,4095606	16,2286818
4	40	ОРУЖИЕ-Цеп	6	5,4095606	21,6382424
5	4	ЖИВУЧЕСТЬ-Высокая	2	4,5440317	26,1822741
6	17	ОРУЖИЕ-Атомные пушки	6	4,5440312	30,7263053
7	27	ОРУЖИЕ-Металломёт	6	4,5440312	35,2703364
8	28	ОРУЖИЕ-Молот	6	4,5440312	39,8143676
9	34	ОРУЖИЕ-Пулемёты	6	4,5440312	44,3583988
10	35	ОРУЖИЕ-Пушка Тесла	6	4,5440312	48,9024299
11	41	ОРУЖИЕ-Энергетическая пушка	6	4,5440312	53,4464611
12	2	УРОН-Низкий	1	2,8823932	56,3288543
13	44	ТИР ГЕРОЯ-С	7	2,8823932	59,2112475
14	3	УРОН-Средний	1	2,4131678	61,6244153
15	13	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Высокая	5	2,0484197	63,6728350
16	16	ОРУЖИЕ-Автомат	6	1,9934855	65,6663205
17	42	ТИР ГЕРОЯ-А	7	1,8819341	67,5482546
18	38	ОРУЖИЕ-Сфера	6	1,7711669	69,3194215
19	14	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Низкая	5	1,7686135	71,0880350
20	6	ЖИВУЧЕСТЬ-Средняя	2	1,5671516	72,6551866
21	26	ОРУЖИЕ-Лучевая пушка	6	1,5611347	74,2163213
22	43	ТИР ГЕРОЯ-В	7	1,4206261	75,6369474
23	1	УРОН-Высокий	1	1,3364798	76,9734272
24	20	ОРУЖИЕ-Бластеры	6	1,3364796	78,3099068
25	22	ОРУЖИЕ-Гвоздестрел	6	1,3364796	79,6463863
26	23	ОРУЖИЕ-Дробовики	6	1,3364796	80,9828659
27	25	ОРУЖИЕ-Лук	6	1,3364796	82,3193455
28	29	ОРУЖИЕ-Морозная пушка	6	1,3364796	83,6558250
29	30	ОРУЖИЕ-Пистолет-пулемёт	6	1,3364796	84,9923046
30	31	ОРУЖИЕ-Пистолеты-пулемёты	6	1,3364796	86,3287841

31	32	ОРУЖИЕ-Протез	6	1,3364796	87,6652637
32	33	ОРУЖИЕ-Пулемёт	6	1,3364796	89,0017432
33	36	ОРУЖИЕ-Ракетомёт	6	1,3364801	90,3382233
34	37	ОРУЖИЕ-Револьвер	6	1,3364796	91,6747029
35	39	ОРУЖИЕ-Сюрикены и катана	6	1,3364796	93,0111824
36	7	МОБИЛЬНОСТЬ-Высокая	3	1,0757220	94,0869044
37	8	МОБИЛЬНОСТЬ-Низкая	3	1,0650008	95,1519052
38	5	ЖИВУЧЕСТЬ-Низкая	2	0,9291718	96,0810770
39	45	ТИР ГЕРОЯ-S	7	0,7808880	96,8619650
40	21	ОРУЖИЕ-Винтовка	6	0,6871885	97,5491536
41	12	СЛОЖНОСТЬ-Средняя	4	0,5970590	98,1462126
42	9	МОБИЛЬНОСТЬ-Средняя	3	0,5485031	98,6947157
43	10	СЛОЖНОСТЬ-Высокая	4	0,5165914	99,2113070
44	15	ПОПУЛЯРНОСТЬ-Средняя	5	0,5165914	99,7278984
45	11	СЛОЖНОСТЬ-Низкая	4	0,2721016	100,0000000

Рисунок 34. Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к той или иной игровой роли в СК-модели INF4

№	Код	Наименование характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей	Значимости характеристик и особенностей нарастающим итогом
1	6	ОРУЖИЕ	23,0667134	23,0667134
2	2	ЖИВУЧЕСТЬ	19,8362998	42,9030133
3	1	УРОН	18,6858669	61,5888802
4	7	ТИР ГЕРОЯ	14,7197658	76,3086460
5	5	ПОПУЛЯРНОСТЬ	12,2100470	88,5186930
6	3	МОБИЛЬНОСТЬ	7,5769307	96,0956237
7	4	СЛОЖНОСТЬ	3,9043763	100,0000000

Рисунок 35. Парето-таблица значимости описательных шкал, т.е. сила влияния характеристик и особенностей героев на их принадлежность к той или иной игровой роли в СК-модели INF4

Из рисунка 35 видно, что наиболее сильное влияние на то, к какому игровой роли принадлежит герой, оказывают такие характеристики и особенности, как:

ОРУЖИЕ
ЖИВУЧЕСТЬ
УРОН
ТИР ГЕРОЯ

а наименьшее:

ПОПУЛЯРНОСТЬ
МОБИЛЬНОСТЬ
СЛОЖНОСТЬ

4.3.9. Степень детерминированности принадлежности героев к игровым ролям значениями их свойств.

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается *степенью вариабельности значений* описательных шкал в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (рисунок 37). На рисунке 36 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов нарастающим итогом.



Рисунок 36. Парето-кривая степени детерминированности классов

№	Код	Наименование роли	Степень детерминированности	Сумма степени детерминированности
1	1	РОЛЬ-Поддерж	41,4128332	41,4128332
2	2	РОЛЬ-Танк	40,9179588	82,3307920
3	3	РОЛЬ-Урон	17,6692080	100,0000000

Рисунок 37. Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов в СК-модели INF4, т.е. принадлежности героев к той или иной игровой роли.

Из рисунок 37 мы видим, что характеристики и особенности героев наиболее сильно (жестко) детерминируют (обуславливают) принадлежность к следующим игровым ролям: поддержка, танк. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается примерно в два раза, что довольно существенно.

Степень детерминированности (обусловленности) всей классификационной шкалы является средним от степени детерминированности ее градаций, т.е. классов.

4.3.10. Устойчивость принадлежности к игровым ролям от значений обуславливающих их характеристик и особенностей.

Устойчивость зависимостей принадлежности к игровым ролям от обуславливающих их характеристик и особенностей предполагает и подразумевает **непрерывность** и **монотонность** этих зависимостей.

Непрерывность зависимостей принадлежности к игровым ролям от обуславливающих их характеристик и особенностей означает, что малые изменения значений характеристик и особенностей детерминируют малые изменения результатов прогнозирования принадлежности, а более значительные изменения значения факторов обуславливают и более существенные изменения прогнозирования, т.е. степень изменения результатов прогнозирования принадлежности к игровым классам соответствует степени изменения обуславливающих их значений характеристик и особенностей.

Если непрерывность нарушается, то незначительное изменение значения действующего свойства может привести как к малым, так и к значительным изменениям результатов, а большие изменения значений действующих факторов могут оказаться как сильное, так и незначительное влияние на изменение результатов.

Если в системе управления **нарушается непрерывность управления**, то это воспринимается как ее поломка, неисправность и непригодность для выполнения своей функции.

Например, если нарушается непрерывность зависимости тяги двигателя машины от степени нажатия педали газа, то при плавном увеличении газа машина будет не плавно разгоняться, а начнет дергаться и может вообще заглохнуть, как это бывает у новичков, которые еще не научились правильно трогаться с места.

Монотонность зависимостей принадлежности к игровым классам от обуславливающих их характеристик и особенностей означает, что:

- если фактор **способствует** принадлежности к игровой роли – увеличение значения фактора приводит к увеличению результатов прогнозирования принадлежности;
- если фактор **препятствует** принадлежности к игровой роли – увеличение значения фактора приводит к уменьшению результатов прогнозирования принадлежности.

Монотонность управления характерна для **линейных** систем управления и нарушается в **нелинейных** системах управления [12]. Система управления является линейной, если для нее выполняется **принцип суперпозиции**, т.е. результат совместного действия на нее совокупности факторов является **суммой** действий каждого из них по отдельности [12].

Если в системе управления **нарушается монотонность управления**, то это может приводить к тому, что при увеличении значения фактора, результат может сначала увеличиваться практически пропорционально степени увеличения этого значения, затем **скорость** увеличения результата начинает уменьшаться и затем стабилизируется, а

при дальнейшем увеличении значения фактора результат начинает уменьшаться вплоть до нуля или даже отрицательных значений (например, вместо прибыли получены убытки). По сути, *при нарушении монотонности управления меняется знак первой производной результата управления по значению фактора, нарушается знакоопределенность этой первой производной³. Понятно, что немонотонные функции не являются непрерывными.*

Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на результат в нелинейной системе при этом получается очень похожий у всех факторов (для примера на рисунке 38 показаны 3 из них):

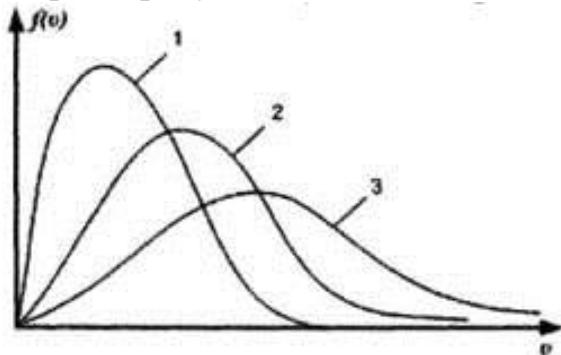


Рисунок 38. Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на нелинейный объект управления⁴.

Например, если по оси X показать интенсивность полива какой-либо конкретной культуры, а по Y урожайность, то график на рисунке 38 можно интерпретировать таким образом, что при полном отсутствии полива урожайность будет минимальной, при его увеличении урожайность будет возрастать сначала быстро, потом все медленнее, затем достигнет максимума, а потом при дальнейшем увеличении полива она начнет уменьшаться пока опять не достигнет минимума, когда все поле превратится в озеро. Принципиально важно, что один и тот же полив будет действовать по-разному при условии одновременного действия других факторов, причем при этом смещается точка оптимума, т.е. при действии других факторов оптимальный полив становится другой, в чем и проявляется нелинейность системы и взаимодействие факторов, нарушение для них принципа суперпозиции (кривые 1, 2, 3 на рисунке 31).

Нарушение монотонности управления может приводить к **различным видам зависимостей** результатов от значений управляемых факторов это могут быть зависимости, типа показанных на рисунке 31;

³ Это вызывает ассоциации с классическими понятиями устойчивости управления по Ляпунову.

⁴ Источник рисунка: http://san-of-war2.narod.ru/fiziks/fiziks_image481.jpg На самом деле на рисунке показано распределение Максвелла молекул газа по скоростям при разных температурах. Удивительно, но подобный вид имеет влияние интенсивности различных факторов на различные нелинейные объекты управления

периодические зависимости (ярким примером является таблица Д.И.Менделеева, в которой свойства химических элементов изменяются периодически при линейном увеличении заряда ядра), а также сложные зависимости, в которых трудно найти какую-либо закономерность (напоминающие *случайные*).

Таким образом у нас есть все основания разделить все факторы, действующие на результаты прогнозирования принадлежности к игровым ролям, относящиеся к одной классификационной шкале, на **три основные группы:**

1. *Способствующие* получению более высоких результатов.
2. *Препятствующие* получению более высоких результатов.
3. *Действующие сложным и неоднозначным образом* (случайным нелинейным или периодическим).

7. Выводы

Как показывает анализ результатов численного эксперимента, предложенное и реализованное в системе «Эйдос» решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута, проблема решена.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по различным результатам прогнозирования принадлежности героев к игровым ролям, изучено влияние значений различных характеристик и особенностей на эти результаты, и, на основе этого, решены задачи идентификации, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

1. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. –605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

3. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

4. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

5. 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 (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

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

7. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672- 757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

8. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.регистр.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

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

<https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>

11. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

Spisok literatury`

1. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivnyimi ob`ektami (sistemnaya teoriya informacii i ee primenenie v issledovanii ekonomicheskix, social`no-psixologicheskix, texnologicheskix i organizacionno-texnicheskix sistem): Monografiya (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Lucenko E.V. Metrizaciya izmeritel`nyx shkal razlichnyx tipov i sovmestnaya sopostavimaya kolichestvennaya obrabotka raznorodnyx faktorov v sistemno-kognitivnom analize i sisteme «E`jdos» / E.V. Lucenko // Politematiceskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №08(092). S. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 u.p.l.
3. Lucenko E.V. Invariantnoe otnositel`no ob`emov dannyx nechetkoe mul`tiklassovoe obobshhenie F-mery` dostoovernosti modelej Van Rizbergena v ASK-analize i sisteme «E`jdos» / E.V. Lucenko // Politematiceskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №02(126). S. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 u.p.l.
4. Lucenko E.V. Kolichestvennyj avtomatizirovannyj SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual`noj sistemy` «E`jdos-X++» / E.V. Lucenko // Politematiceskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №07(101). S. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 u.p.l.
5. Lucenko E.V. Metod kognitivnoj klasterizacii ili klasterizaciya na osnove znanij (klasterizaciya v sistemno-kognitivnom analize i intellektual`noj sisteme «E`jdos») / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematiceskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №07(071). S. 528 – 576. – Shifr Informregistra: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 u.p.l.
6. Lucenko E.V. Sistemnaya teoriya informacii i nelokal`nye interpretiruemye nejronnye seti pryamogo scheta / E.V. Lucenko // Politematiceskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E`lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 u.p.l.
7. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaya nechetkaya interval`naya matematika. Monografiya (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>
9. Lucenko E.V., Otkrytaya masshtabiruemaya interaktivnaya intellektual`naya on-line sreda «E`jdos» («E`jdos-online»). Svid. RosPatenta RF na programmu dlya E`VM, Zayavka № 2017618053 ot 07.08.2017, Gos.reg.№ 2017661153, zaregistr. 04.10.2017. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 u.p.l.
10. Lucenko E.V. Otkrytaya masshtabiruemaya interaktivnaya intellektual`naya on-line sreda dlya obucheniya i nauchnyx issledovanij na baze ASK-analiza i sistemy` «E`jdos» / E.V. Lucenko // Politematiceskij setevoy elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosu-

darstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E'lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №06(130). S. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 u.p.l. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

11. Lucenko E. V., Lojko V. I., Laptev V. N. Sistemy` predstavleniya i priobreteniya znanij : ucheb. posobie / E. V. Lucenko, V. I. Lojko, V. N. Laptev. – Krasnodar : E'koinvest, 2018. – 513 s. ISBN 978-5-94215-415-8. <https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>

12. Lucenko E.V. Modelirovanie slozhnyx mnogofaktornyx nelinejnyx ob``ektov upravleniya na osnove fragmentirovannyx zashumlennyx e`mpiricheskix dannyx bol'shoj razmernosti v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «E'jdos-X++» / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematiceskij setevoj e`lektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [E'lektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 u.p.l.