

УДК 4.08

Автоматизированный системно-когнитивный анализ характеристик оружий в игре Fortnite

Мананкин Никита Сергеевич
студент факультета ПИ, группы ИТ2102
fkviktoria20@mail.ru

Волков Михаил Михайлович
студент факультета ПИ, группы ИТ2102
wolfmm117@gmail.com

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

Целью данной работы является изучение
характеристик оружия из игры Fortnite. Достижение
данной цели представляет большой личный интерес.
Для нас это позволит получить знания в работе с
универсальной когнитивной аналитической
системой «Эйдос-Х++». Для достижения
поставленной цели применяется
Автоматизированный системно-когнитивный анализ
(ASK-анализ) и его программный инструментарий –
интеллектуальная система «Эйдос».

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

**Automated system-cognitive analysis of the
characteristics of weapons in the game Fortnite**

Manankin Nikita Sergeyevich
student of the faculty of PI, group IT2102
fkviktoria20@mail.ru

Volkov Mikhail Mikhailovich
student of the faculty of PI, group IT2102
wolfmm117@gmail.com

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

The purpose of this work is to study the characteristics of
weapons from the game Fortnite. The achievement of
this goal is of great personal interest. For us, this will
allow us to gain knowledge in working with the
universal analytical system "Eidos-X ++". To achieve
this goal, the Automated System-Cognitive Analysis
(ASK-analysis) and its software tools are used - the
intelligent system "Eidos".

Key words: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE
ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
1. ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
2. ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	7
3. ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ	10
3.1. Подзадача 3.1. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей	12
3.2. Подзадача 3.2. Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей.....	15
4. ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	16
4.1. Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)	16
4.2. Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)	18
4.3. Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.....	21
4.3.1. Когнитивные диаграммы классов	21
4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов	22
4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов	23
4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов.....	25
4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	27
4.3.6. 3d-интегральные когнитивные карты.....	29
4.3.7. Когнитивные функции.....	30
4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик оружия и сила влияния этих характеристик на класс (вид) оружия	35
4.3.9. Степень детерминированности класса (вида) оружия.....	37
5. ВЫВОДЫ	38
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	39

Введение

Целью данной работы является изучение характеристик оружия из игры Fortnite и с помощью сайта Kaggle (<https://www.kaggle.com/jruots/fortnite-battle-royale-weapon-attributes>).

Достижение данной цели представляет большой личный интерес. Для нас это позволит получить знания в работе с универсальной когнитивной аналитической системой «Эйдос-Х++», а также получить зачет.

АСК-анализ предполагает, что для достижения поставленной 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 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»).

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>), в которых не требуется автоматического, т.е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;

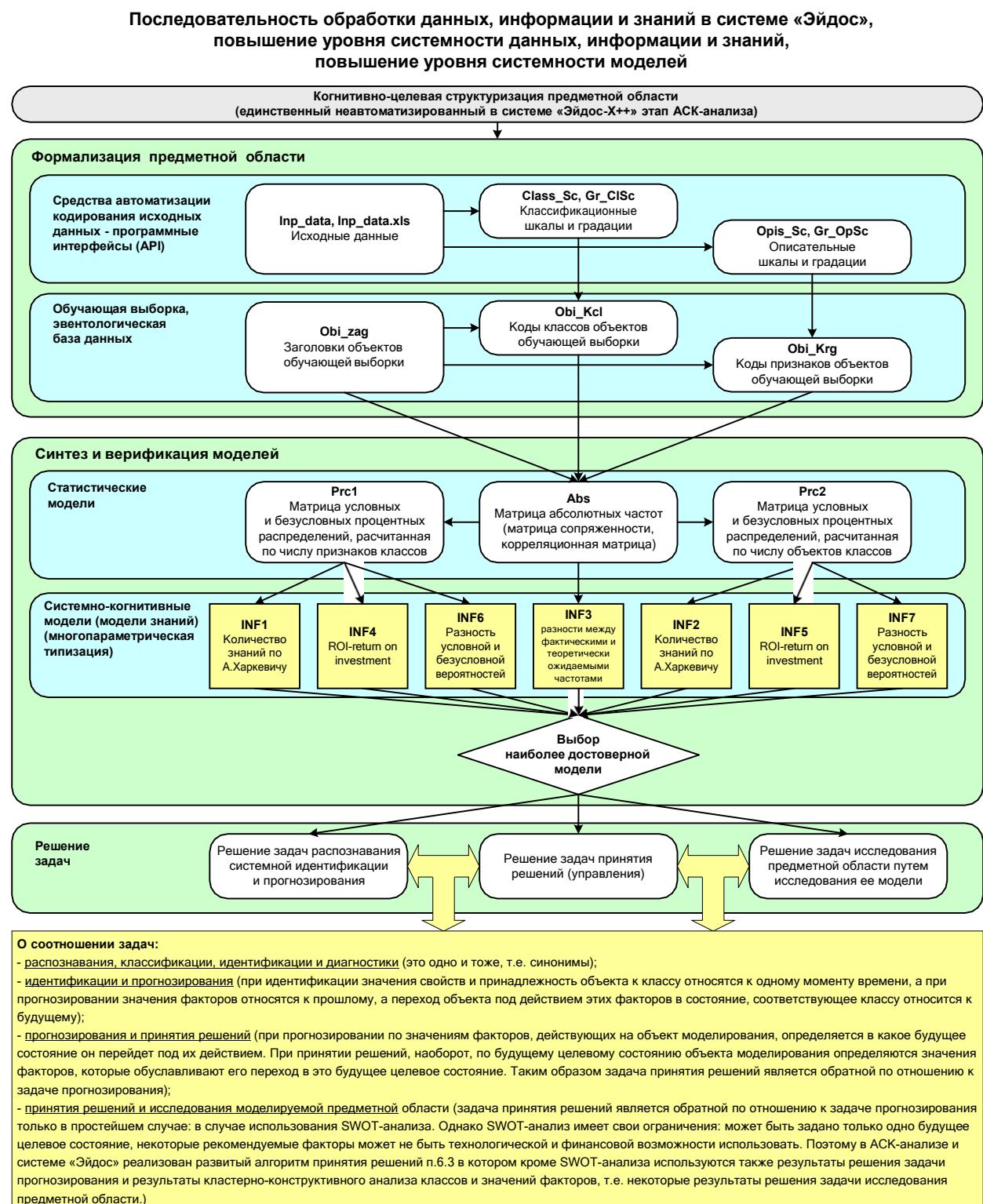
- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt);
- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта:
«имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);
- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);
- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 300, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);
- поддерживает online среду накопления знаний и широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);
- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;
- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);
- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

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

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

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

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



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

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

1. Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

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

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:

- во-первых, 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 являются последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели;

- во-вторых, даже если содержательной интерпретации не разработано, то в принципе это не исключает возможности пользоваться ими на практике для достижения заданных результатов и поставленных целей, т.е. для управления.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем категорию (класс) оружия, как она обозначается в самой игре (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – его урон в секунду, урон, критичность, критический урон, скорострельность (в минуту), боеприпасы, диапазон, время перезарядки, стоимость патронов, влияние, редкость, тип. (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная
шкала

Код	Наименование
1	Name

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	DPS
2	Damage
3	Critical %
4	Crit. Damage
5	Fire Rate
6	Mag. Size
7	Range
8	Reload Time
9	Ammo Cost
10	Impact
11	Rarity
12	Type

2. Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены из самой игры, а также из других подробных таблиц по оружию в игре, найденных в интернете.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	
1	Name	Name	DPS	Damage	Critical %	Crit. Damage	Fire Rate	Mag. Size	Range	Reload Time	Ammo Cost	Impact	Rarity	Type
2	Scar	Scar	198	36	0	0	5,5	30	1	2,1	1	31	Legendary	Assault Rifles
3	Scar	Scar	193	35	0	0	5,5	30	1	2,1	1	29	Epic	Assault Rifles
4	Scoped Rifle	Scoped Rifle	84	24	0	0	3,5	20	1	2,2	1	29	Epic	Assault Rifles
5	Scoped Rifle	Scoped Rifle	80,5	23	0	0	3,5	20	1	2,3	1	28	Rare	Assault Rifles
6	M4	M4	182	33	0	0	5,5	30	1	2,2	1	28	Rare	Assault Rifles
7	M4	M4	171	31	0	0	5,5	30	1	2,2	1	27	Uncommon	Assault Rifles
8	M4	M4	165	30	0	0	5,5	30	1	2,3	1	25	Common	Assault Rifles
9	Burst Rifle	Burst Rifle	122	30	0	0	4,06	30	1	2,6	1	44	Rare	Assault Rifles
10	Burst Rifle	Burst Rifle	118	29	0	0	4,06	30	1	2,7	1	42	Uncommon	Assault Rifles
11	Burst Rifle	Burst Rifle	110	27	0	0	4,06	30	1	2,9	1	40	Common	Assault Rifles
12	Bolt-Action Sniper	Bolt-Action Sniper	38,3	116	0	0	0,33	1	1	2,7	1	396	Legendary	Sniper Rifles
13	Bolt-Action Sniper	Bolt-Action Sniper	36,3	110	0	0	0,33	1	1	2,8	1	378	Epic	Sniper Rifles
14	Bolt-Action Sniper	Bolt-Action Sniper	34,7	105	0	0	0,33	1	1	3	1	360	Rare	Sniper Rifles
15	Auto Sniper	Auto Sniper	79,2	66	0	0	1,2	10	1	2,3	1	110	Legendary	Sniper Rifles
16	Auto Sniper	Auto Sniper	75,6	63	0	0	1,2	10	1	2,5	1	105	Epic	Sniper Rifles
17	Pump Shotgun	Pump Shotgun	66,5	95	0	0	0,7	5	3	4,6	1	475	Uncommon	Shotguns
18	Pump Shotgun	Pump Shotgun	63	90	0	0	0,7	5	3	4,8	1	450	Common	Shotguns
19	Tactical Shotgun	Tactical Shotgun	111	74	0	0	1,5	8	3	5,7	1	336	Epic	Shotguns
20	Tactical Shotgun	Tactical Shotgun	105	70	0	0	1,5	8	3	6	1	320	Rare	Shotguns
21	Tactical Shotgun	Tactical Shotgun	101	67	0	0	1,5	8	3	6,3	1	304	Uncommon	Shotguns
22	Silenced SMG	Silenced SMG	171	19	0	0	9	30	1	2	1	28	Rare	Submachine Guns
23	Silenced SMG	Silenced SMG	162	18	0	0	9	30	1	2,1	1	27	Uncommon	Submachine Guns
24	Silenced SMG	Silenced SMG	153	17	0	0	9	30	1	2,2	1	25	Common	Submachine Guns
25	Tactical Submachine Gun	Tactical Submachine Gun	180	18	0	0	10	30	1	2,2	1	29	Epic	Submachine Guns
26	Tactical Submachine Gun	Tactical Submachine Gun	170	17	0	0	10	30	1	2,3	1	28	Rare	Submachine Guns
27	Tactical Submachine Gun	Tactical Submachine Gun	160	16	0	0	10	30	1	2,4	1	27	Uncommon	Submachine Guns
28	Submachine Gun	Submachine Gun	240	16	0	0	15	35	1	2	1	28	Rare	Submachine Guns
29	Submachine Gun	Submachine Gun	225	15	0	0	15	35	1	2,1	1	27	Uncommon	Submachine Guns
30	Submachine Gun	Submachine Gun	210	14	0	0	15	35	1	2,2	1	25	Common	Submachine Guns
31	Silenced Pistol	Silenced Pistol	189	28	0	0	6,75	16	1	1,3	1	25	Legendary	Pistols
32	Silenced Pistol	Silenced Pistol	176	26	0	0	6,75	16	1	1,3	1	25	Epic	Pistols
33	Revolver	Revolver	54	60	0	0	0,9	6	1	2,2	1	150	Rare	Pistols
34	Revolver	Revolver	51,3	57	0	0	0,9	6	1	2,3	1	143	Uncommon	Pistols
35	Revolver	Revolver	48,6	54	0	0	0,9	6	1	2,4	1	135	Common	Pistols
36	Pistol	Pistol	169	25	0	0	6,75	16	1	1,4	1	50	Rare	Pistols
37	Pistol	Pistol	162	24	0	0	6,75	16	1	1,5	1	48	Uncommon	Pistols
38	Pistol	Pistol	155	23	0	0	6,75	16	1	1,5	1	45	Common	Pistols
39	Rocket Launcher	Rocket Launcher	90,7	121	0	0	0,75	1	1	2,1	1	2200	Legendary	Explosives
40	Rocket Launcher	Rocket Launcher	87	116	0	0	0,75	1	1	2,2	1	2100	Epic	Explosives
41	Rocket Launcher	Rocket Launcher	82,5	110	0	0	0,75	1	1	2,3	1	2000	Rare	Explosives
42	Grenade Launcher	Grenade Launcher	110	110	0	0	1	6	1	2,7	1	825	Legendary	Explosives
43	Grenade Launcher	Grenade Launcher	105	105	0	0	1	6	1	2,8	1	788	Epic	Explosives
44	Grenade Launcher	Grenade Launcher	100	100	0	0	1	6	1	3	1	750	Rare	Explosives

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

Затем с параметрами, показанными на рисунке 3, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа.

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
- XLSX-MS Excel-2007(2010)
- DBF - DBASE IV (DBF/NTK)
- CSV - CSV => DBF конвертер

Стандарт XLS-файла
Стандарт DBF-файла
Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

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

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал: 2
Конечный столбец классификационных шкал: 2

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал: 3
Конечный столбец описательных шкал: 4

Задайте режим:

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

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 ACK-анализа
- Применить сценарный метод ACK-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-(59873.000000, 178545.6666667)")
- Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
- И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-(59873.000000, 178545.6666667)")

Ok | Cancel

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [16 x 111]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	10	100	10,00
Текстовые	1	16	16,00	2	11	5,50
ВСЕГО:	1	16	16,00	12	111	9,25

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах: 10

Пересчитать шкалы и градации | Выйти на создание модели

2.3.2.2. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "ЭЙДОС-Х++"

Стадии исполнения процесса:

- 1/3: Формирование классификационных и описательных шкал и градаций на основе БД "Inp_data"- Готово
- 2/3: Генерация обучающей выборки и базы событий "EventsKO" на основе БД "Inp_data"- Готово
- 3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения- Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения:

Начало: 11:48:03 | Окончание: 11:48:04

Прошло: 0:00:00 | Осталось: 0:00:00

100%

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

Обратим внимание на то, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными по величине, то в них бы учитывалось сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе. В описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

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

Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

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 число знаков после запятой в колонке должно быть одинаковое.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: 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 [бущих 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 числовое 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 наименованиям столбцов, но могут иметь разное количество строк с разными 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. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

3. 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 5).

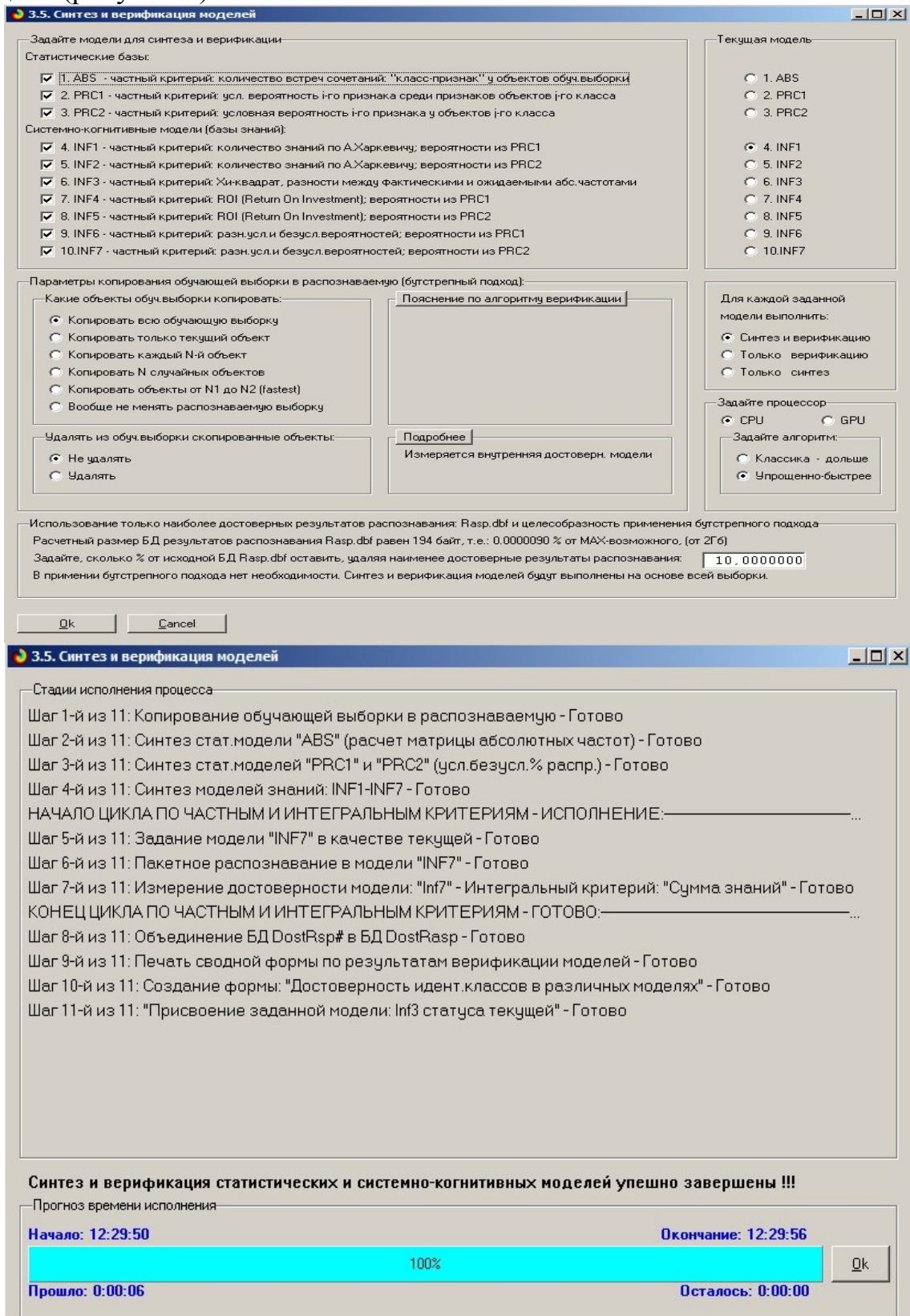


Рисунок 5. Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 5 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на графическом процессоре (GPU)».

Из рисунка 5 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 14 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 6, 7:

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. NAME AUTO SNIPER	2. NAME BOLT ACTION SNIPER	3. NAME BURST RIFLE	4. NAME GRENADE LAUNCHER	5. NAME M4	6. NAME PISTOL	7. NAME PUMP SHOTGUN	8. NAME REVOLVER	9. NAME ROCKET LAUNCHER	10. NAME SCAR	11. NAME SCOPED RIFLE	12. NAME SIGHT
1	DPS-1/10-(34.700000, 55.230000)			3						3			
2	DPS-2/10-(55.230000, 75.760000)		1						2				
3	DPS-3/10-(75.760000, 96.290000)	1								3			2
4	DPS-4/10-(96.290000, 116.820000)			1	3								
5	DPS-5/10-(116.820000, 137.350000)			2									
6	DPS-6/10-(137.350000, 157.880000)							1					
7	DPS-7/10-(157.880000, 178.410000)						2	2					
8	DPS-8/10-(178.410000, 198.940000)					1							2
9	DPS-9/10-(198.940000, 219.470000)												
10	DPS-10/10-(219.470000, 24.000000)								2				
11	DAMAGE-1/10-(14.000000, 24.700000)												2
12	DAMAGE-2/10-(24.700000, 35.400000)			3		3	1					1	
13	DAMAGE-3/10-(35.400000, 46.100000)											1	
14	DAMAGE-4/10-(46.100000, 56.800000)									1			
15	DAMAGE-5/10-(56.800000, 67.500000)	2								2			
16	DAMAGE-6/10-(67.500000, 78.200000)												
17	DAMAGE-7/10-(78.200000, 88.900000)												
18	DAMAGE-8/10-(88.900000, 99.600000)							2					
19	DAMAGE-9/10-(99.600000, 110.300000)		2		3						1		
20	DAMAGE-10/10-(110.300000, 121.000000)		1								2		
21	FIRE RATE-1/10-(0.330000, 1.797000)	2	3		3				2	3	3		
22	FIRE RATE-2/10-(1.797000, 3.264000)												
23	FIRE RATE-3/10-(3.264000, 4.731000)			3									2
24	FIRE RATE-4/10-(4.731000, 6.198000)						3						
25	FIRE RATE-5/10-(6.198000, 7.665000)							3					

Рисунок 6. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. NAME AUTO SNIPER	2. NAME BOLT ACTION SNIPER	3. NAME BURST RIFLE	4. NAME GRENADE LAUNCHER	5. NAME M4	6. NAME PISTOL	7. NAME PUMP SHOTGUN	8. NAME REVOLVER	9. NAME ROCKET LAUNCHER	10. NAME SCAR	11. NAME SCOPED RIFLE	12. NAME SIGHT
1	DPS-1/10-(34.700000, 55.230000)	-0.279	2.581	-0.419	-0.419	-0.419	-0.419	-0.279	2.581	-0.419	-0.279		
2	DPS-2/10-(55.230000, 75.760000)	0.860	-0.209	-0.209	-0.209	-0.209	-0.209	1.860	-0.209	-0.209	-0.140		
3	DPS-3/10-(75.760000, 96.290000)	0.721	-0.419	-0.419	-0.419	-0.419	-0.419	-0.279	-0.419	2.581	-0.279		
4	DPS-4/10-(96.290000, 116.820000)	-0.326	-0.488	0.512	2.512	-0.488	-0.488	-0.326	-0.488	-0.488	-0.326		
5	DPS-5/10-(116.820000, 137.350000)	-0.093	-0.140	1.860	-0.140	-0.140	-0.140	-0.093	-0.140	-0.140	-0.093		
6	DPS-6/10-(137.350000, 157.880000)	-0.093	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	0.860	-0.093	-0.140	-0.140	-0.093		
7	DPS-7/10-(157.880000, 178.410000)	-0.419	-0.628	-0.628	-0.628	1.372	1.372	-0.419	-0.628	-0.628	-0.419		
8	DPS-8/10-(178.410000, 198.940000)	-0.233	-0.349	-0.349	-0.349	0.651	-0.349	-0.233	-0.349	-0.349	1.767		
9	DPS-9/10-(198.940000, 219.470000)	-0.047	-0.070	-0.070	-0.070	-0.070	-0.070	-0.047	-0.070	-0.070	-0.047		
10	DPS-10/10-(219.470000, 24.000000)	-0.093	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.093	-0.140	-0.140	-0.093		
11	DAMAGE-1/10-(14.000000, 24.700000)	-0.605	-0.907	-0.907	-0.907	-0.907	1.093	-0.605	-0.907	-0.907	-0.605		
12	DAMAGE-2/10-(24.700000, 35.400000)	-0.465	-0.698	2.302	-0.698	2.302	0.302	-0.465	-0.698	-0.698	0.535		
13	DAMAGE-3/10-(35.400000, 46.100000)	-0.047	-0.070	-0.070	-0.070	-0.070	-0.070	-0.047	-0.070	-0.070	0.953		
14	DAMAGE-4/10-(46.100000, 56.800000)	-0.047	-0.070	-0.070	-0.070	-0.070	-0.070	-0.047	0.930	-0.070	-0.047		
15	DAMAGE-5/10-(56.800000, 67.500000)	1.767	-0.349	-0.349	-0.349	-0.349	-0.349	-0.233	1.651	-0.349	-0.233		
16	DAMAGE-6/10-(67.500000, 78.200000)	-0.093	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.093	-0.140	-0.140	-0.093		
17	DAMAGE-7/10-(78.200000, 88.900000)	-0.093	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.093	-0.140	-0.140	-0.093		
18	DAMAGE-8/10-(88.900000, 99.600000)	-0.093	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	1.907	-0.140	-0.140	-0.093		
19	DAMAGE-9/10-(99.600000, 110.300000)	-0.279	1.581	-0.419	2.581	-0.419	-0.419	-0.279	-0.419	0.581	-0.279		
20	DAMAGE-10/10-(110.300000, 121.000000)	-0.140	0.791	-0.209	-0.209	-0.209	-0.209	-0.140	-0.209	1.791	-0.140		
21	FIRE RATE-1/10-(0.330000, 1.797000)	1.116	1.674	-1.326	1.674	-1.326	-1.326	1.116	1.674	1.674	0.884		
22	FIRE RATE-2/10-(1.797000, 3.264000)	-0.233	-0.349	2.651	-0.349	-0.349	-0.349	-0.233	-0.349	-0.349	-0.233		
23	FIRE RATE-3/10-(3.264000, 4.731000)	-0.233	-0.349	-0.349	-0.349	2.651	-0.349	-0.233	-0.349	-0.349	-0.233		
24	FIRE RATE-4/10-(4.731000, 6.198000)	-0.233	-0.349	-0.349	-0.349	-0.349	-0.349	-0.233	-0.349	-0.349	1.767		
25	FIRE RATE-5/10-(6.198000, 7.665000)	-0.233	-0.349	-0.349	-0.349	-0.349	2.651	-0.233	-0.349	-0.349	-0.233		

Рисунок 7. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных свойств объектов наблюдения рассматривается с единственной точки зрения: с точки зрения того, какое *количество информации* содержится в них о том, к каким обобщающим категориям (классам) будут принадлежать или не принадлежать эти объекты. Поэтому не играет никакой роли, в каких единицах измерения измеряются те или иные свойства объектов наблюдения, а также в каких единицах измеряются результаты влияния этих свойств, натуральных, в процентах или стоимостных. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

3.1. Подзадача 3.1. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образом 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, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Г-нера Ван Ризбергена	Сумма модул... уровней сход... истинно-отрицательных (STP)	Сумма модул... уровней сход... истинно-отрицательных (STN)	Сумма модул... уровней сход... ложно-пополнительных (SFP)	Сумма модул... уровней сход... ложно-отрицательных (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-нера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сход... истинно-положи... решений	Средний модуль уровней сход... истинно-отрицательных решений	Сред...
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединений "1" в...	Корреляция abs. частот с образами	0.606	40.720	0.984	17.566		0.699	1.000	0.823	0.947		
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединений "1" в...	Сумма abs. частот по признакам	0.593	38.208		20.917		0.646	1.000	0.785	0.889		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отч от частот с о...	0.606	40.720	0.984	17.566		0.699	1.000	0.823	0.947		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отч от частот с о...	0.593	39.098		21.392		0.646	1.000	0.785	0.909		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отч от частот с о...	0.606	40.720	0.984	17.566		0.699	1.000	0.823	0.947		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отч от частот по приз...	0.593	39.098		21.392		0.646	1.000	0.785	0.909		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичну, в...	Семантический резонанс зна...	0.735	35.847	2.785	5.408		0.869	1.000	0.930	0.834		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичну, в...	Сумма знаний	0.593	25.809		6.355		0.802	1.000	0.890	0.600		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичну, в...	Семантический резонанс зна...	0.735	35.847	2.785	5.408		0.869	1.000	0.930	0.834		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичну, в...	Сумма знаний	0.593	25.809		6.355		0.802	1.000	0.890	0.600		
6. INF3 - частный критерий Хинкелдат, различия между фактами, в...	Семантический резонанс зна...	0.761	39.867	8.507	6.451		0.861	1.000	0.925	0.927	0.230	
6. INF3 - частный критерий Хинкелдат, различия между фактами, в...	Сумма знаний	0.761	31.759	7.497	4.866		0.867	1.000	0.929	0.739	0.203	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятност...	Семантический резонанс зна...	0.775	33.437	3.814	2.350		0.919	1.000	0.958	0.778		
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятност...	Сумма знаний	0.593	16.597		2.384		0.874	1.000	0.933	0.386		
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятност...	Семантический резонанс зна...	0.775	33.437	3.814	2.950		0.919	1.000	0.958	0.778		
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятност...	Сумма знаний	0.593	16.597		2.384		0.874	1.000	0.933	0.386		
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.безупр.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.672	38.804	2.065	8.622		0.818	1.000	0.900	0.902		
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.безупр.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.593	31.743		10.186		0.757	1.000	0.862	0.738		
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.безупр.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.672	38.804	2.065	8.622		0.818	1.000	0.900	0.902		
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.безупр.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.593	31.743		10.186		0.757	1.000	0.862	0.738		

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1-критерию проф. Е.В.Луценко

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергена наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» ($F=0,761$ при максимуме 1,000), что является довольно хорошим результатом, по критерию L1 проф. Е.В.Луценко та же модель является наиболее достоверной ($L1=0,929$ при максимуме 1,000), что является отличным результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости между видом оружия и его характеристиками.

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации характеристик оружия в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

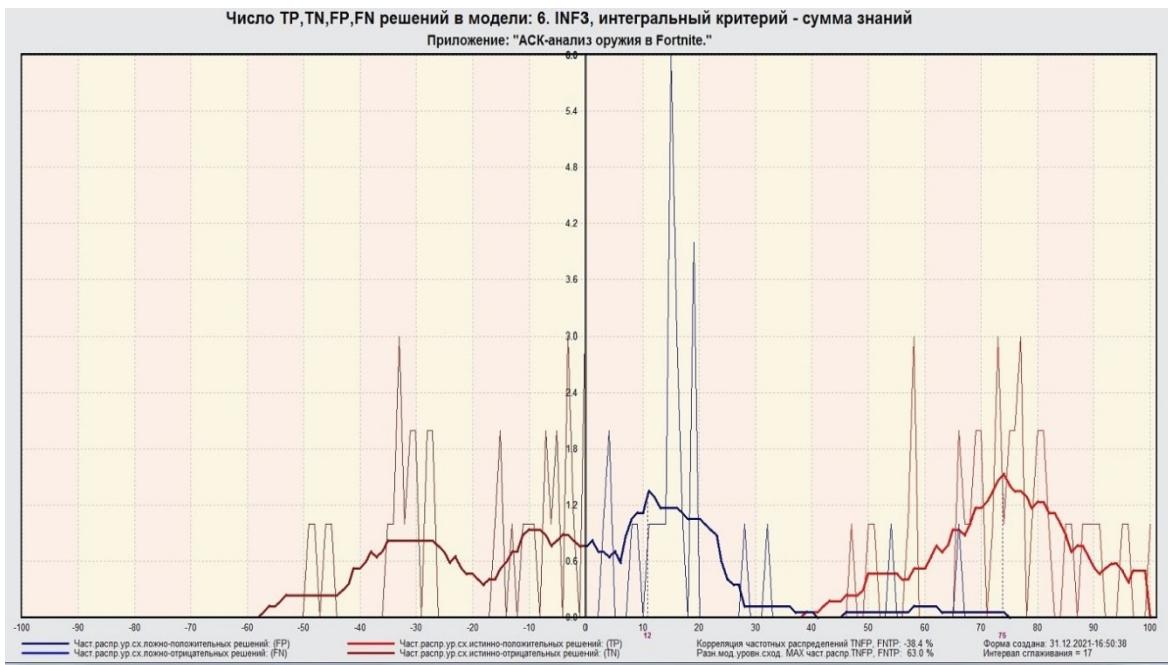


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 9 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

Левое распределение, меньшее по амплитуде включает истинные решения, а правое, большее по амплитуде, включает ложные и истинные решения.

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу идентификации вида оружия по его характеристикам и другие задачи.

Видно, что 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 35% встречаются только ложные решения;

2) при уровнях сходства от 35% до 75% есть и истинные и ложные положительные решения, но доля истинных решений больше;

3) при уровнях сходства выше 75% ложные решения невстречаются.

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

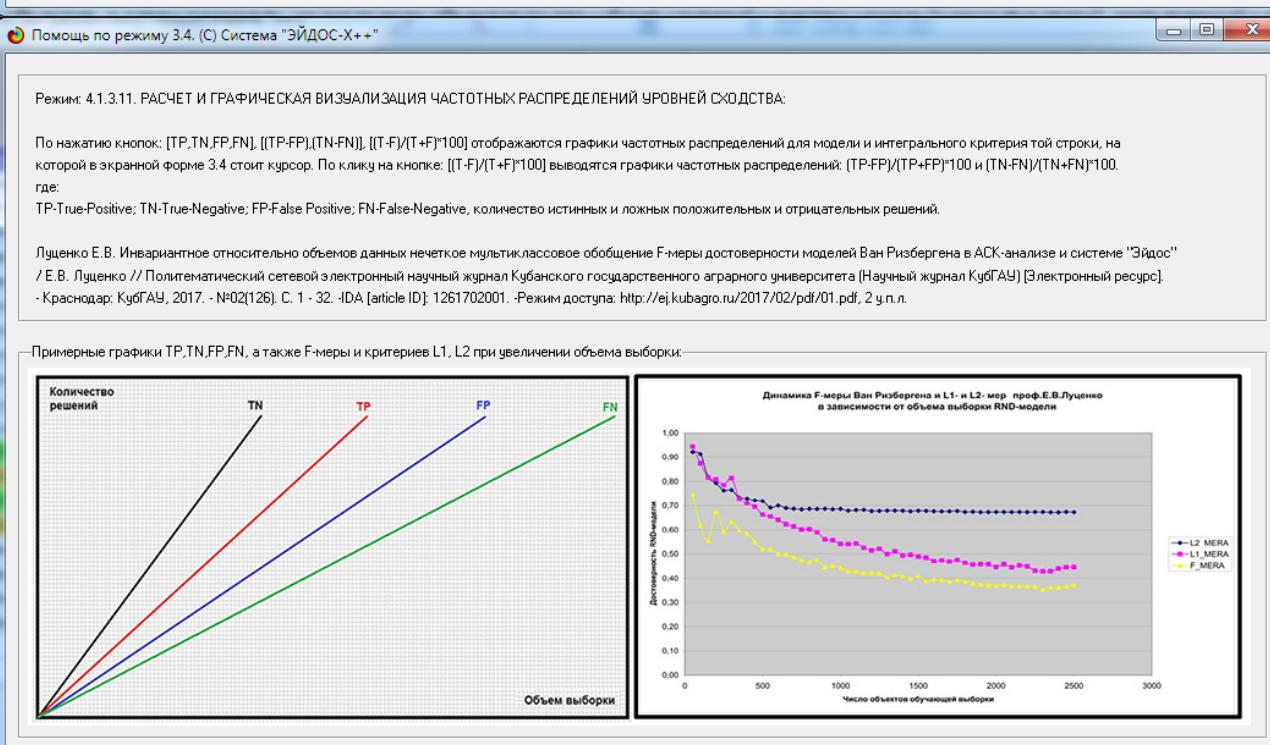
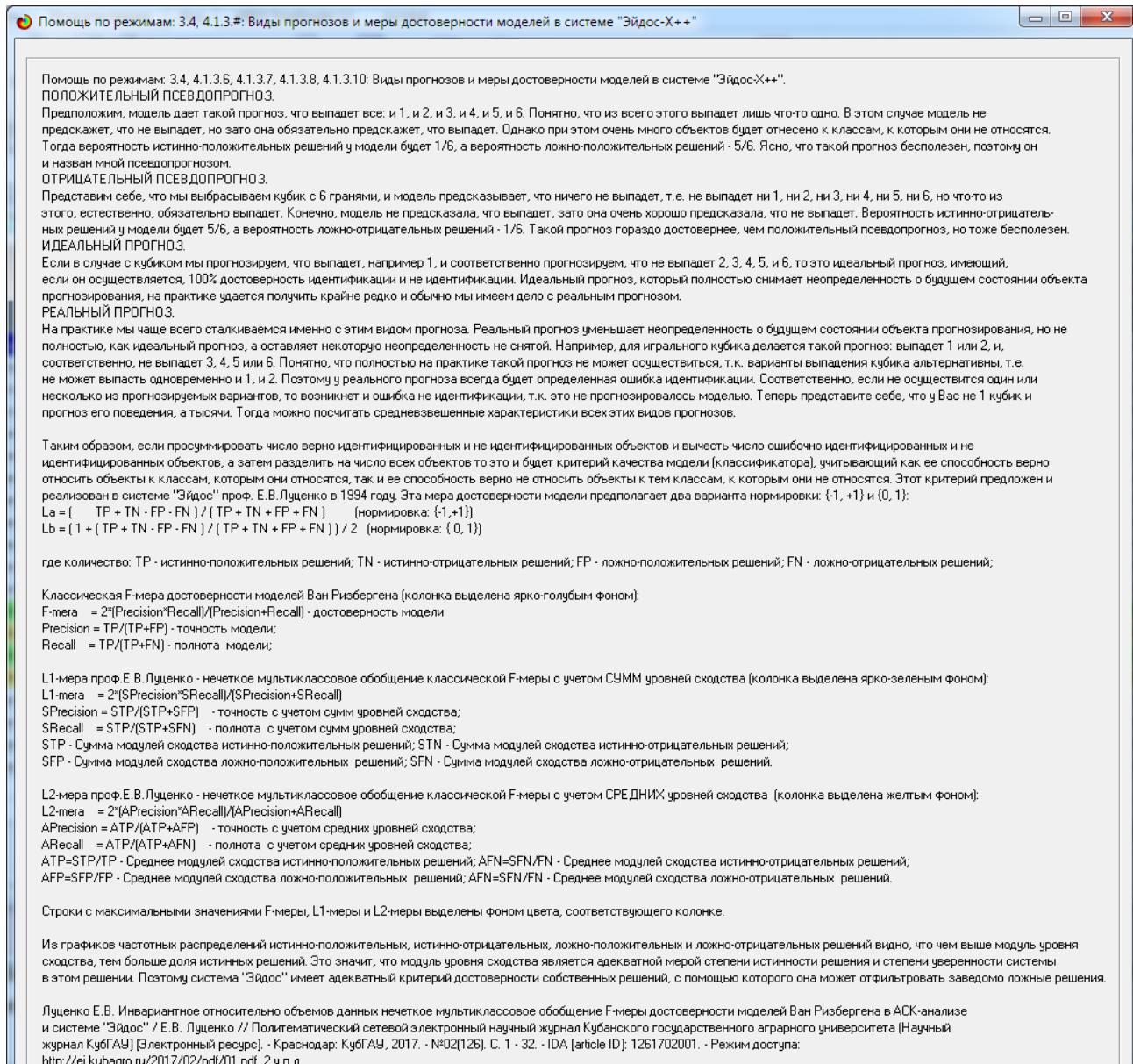


Рисунок 10. Экранные формы хелпов режима 3.4 системы «Эйдос»

3.2. Подзадача 3.2. 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 11):

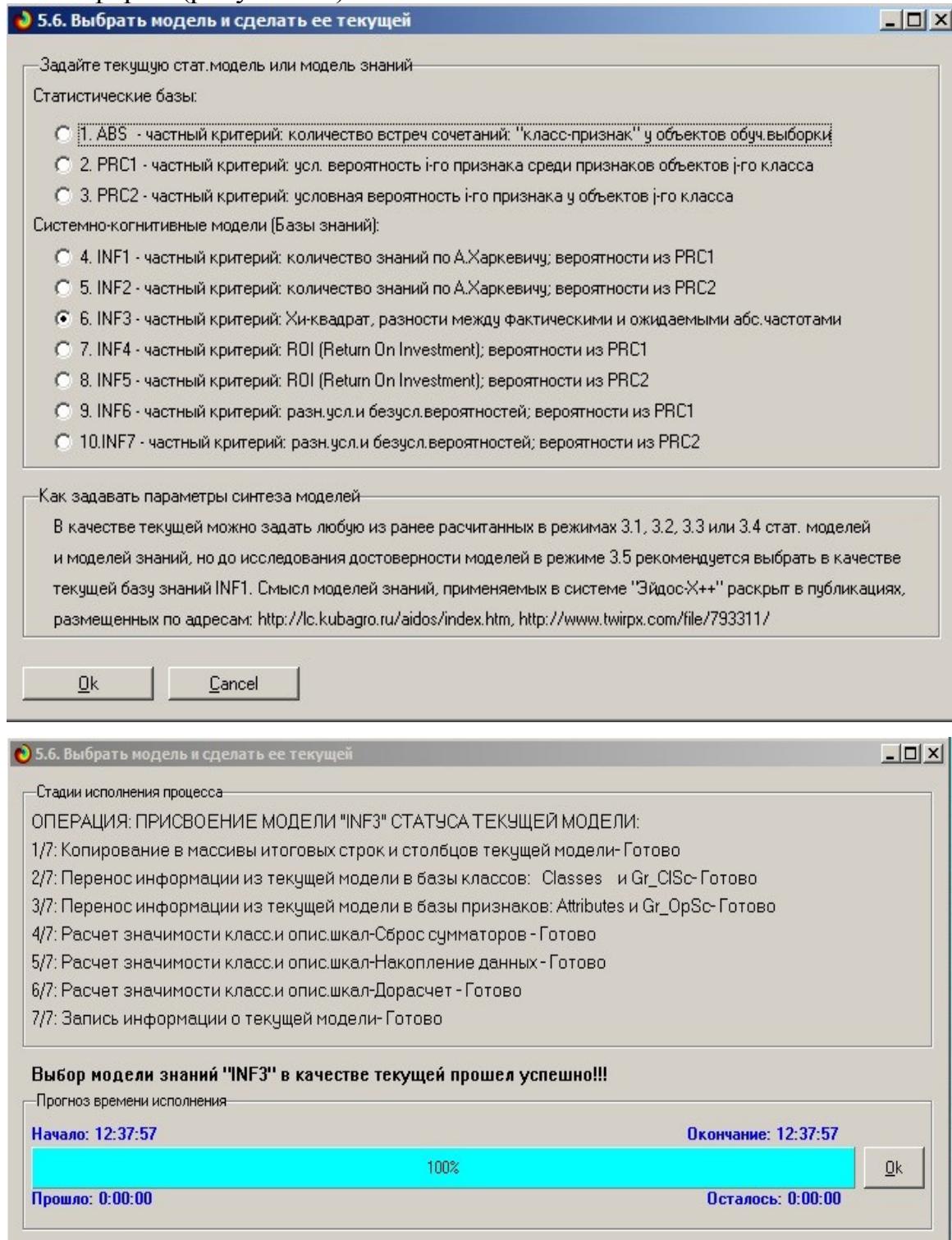


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной СК-модели Inf3 статуса текущей модели

4. Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

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

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение класса оружия на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на GPU (рисунок 12).

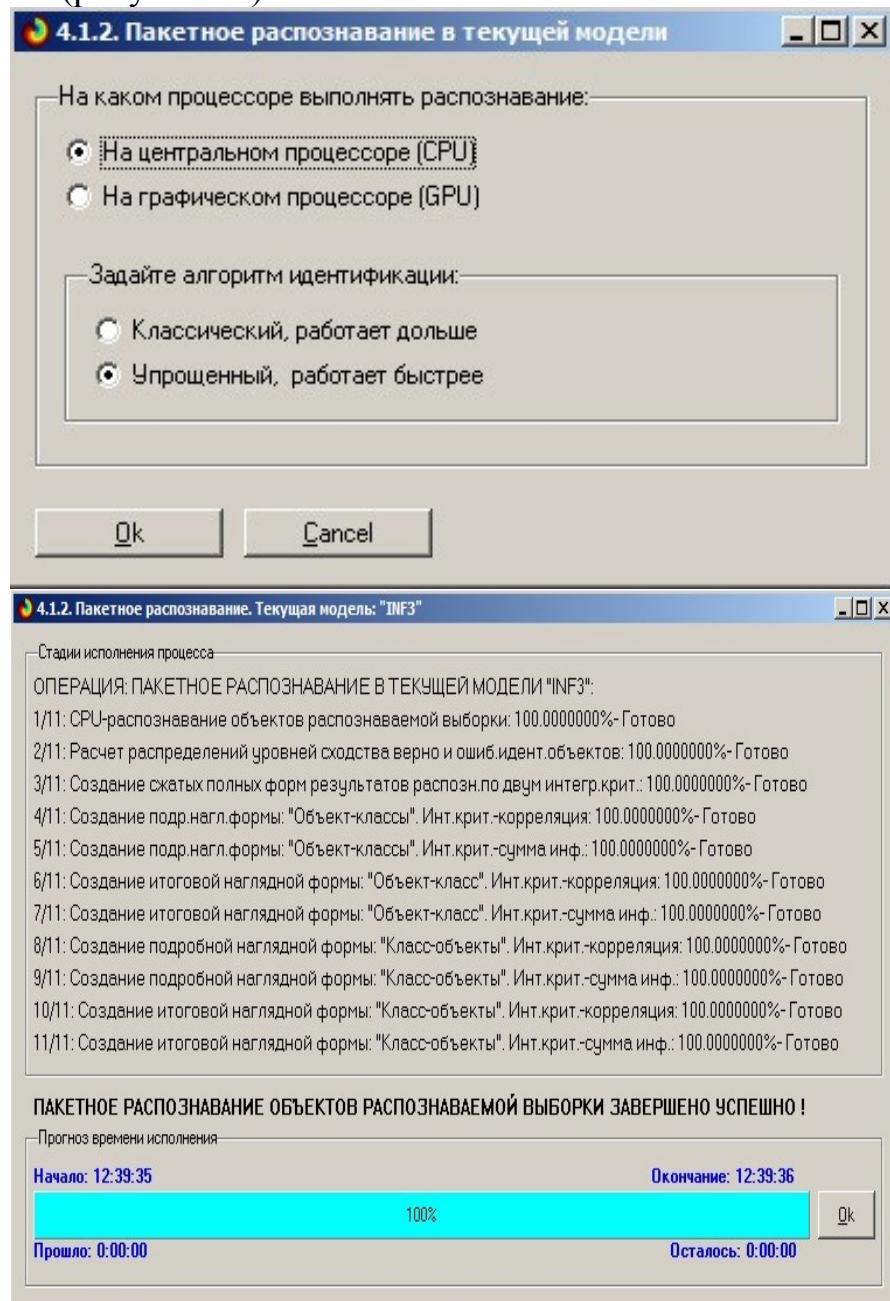


Рисунок 12. Экранные формы, которые отображают процесс решения задачи системной идентификации в текущей модели

Из рисунка 12 видно, что процесс идентификации занял 2 секунды.

Отметим, что 99% этого времени заняла не сама идентификация на GPU, 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 13).

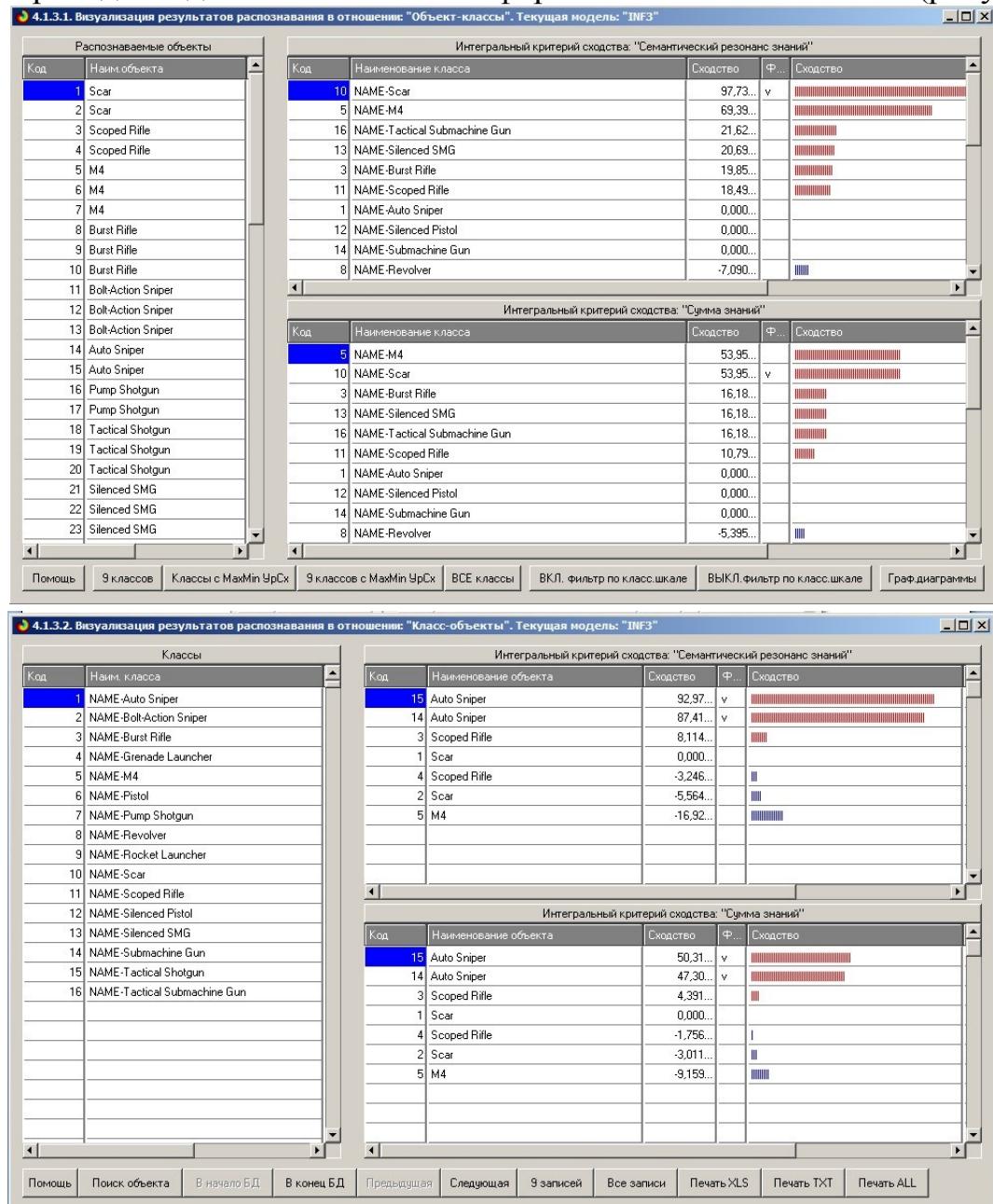


Рисунок 13. Выходные формы по результатам идентификации вида оружия по его характеристикам

Символ « \checkmark » стоит против тех результатов идентификации, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты идентификации являются отличными, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 42%, т.е., по сути, результаты с более низким уровнем сходства надо просто игнорировать.

4.2. Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

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

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений характеристик оружия на его вид.

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, а также препятствующих этому переходу.

На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений характеристик оружия на его вид.

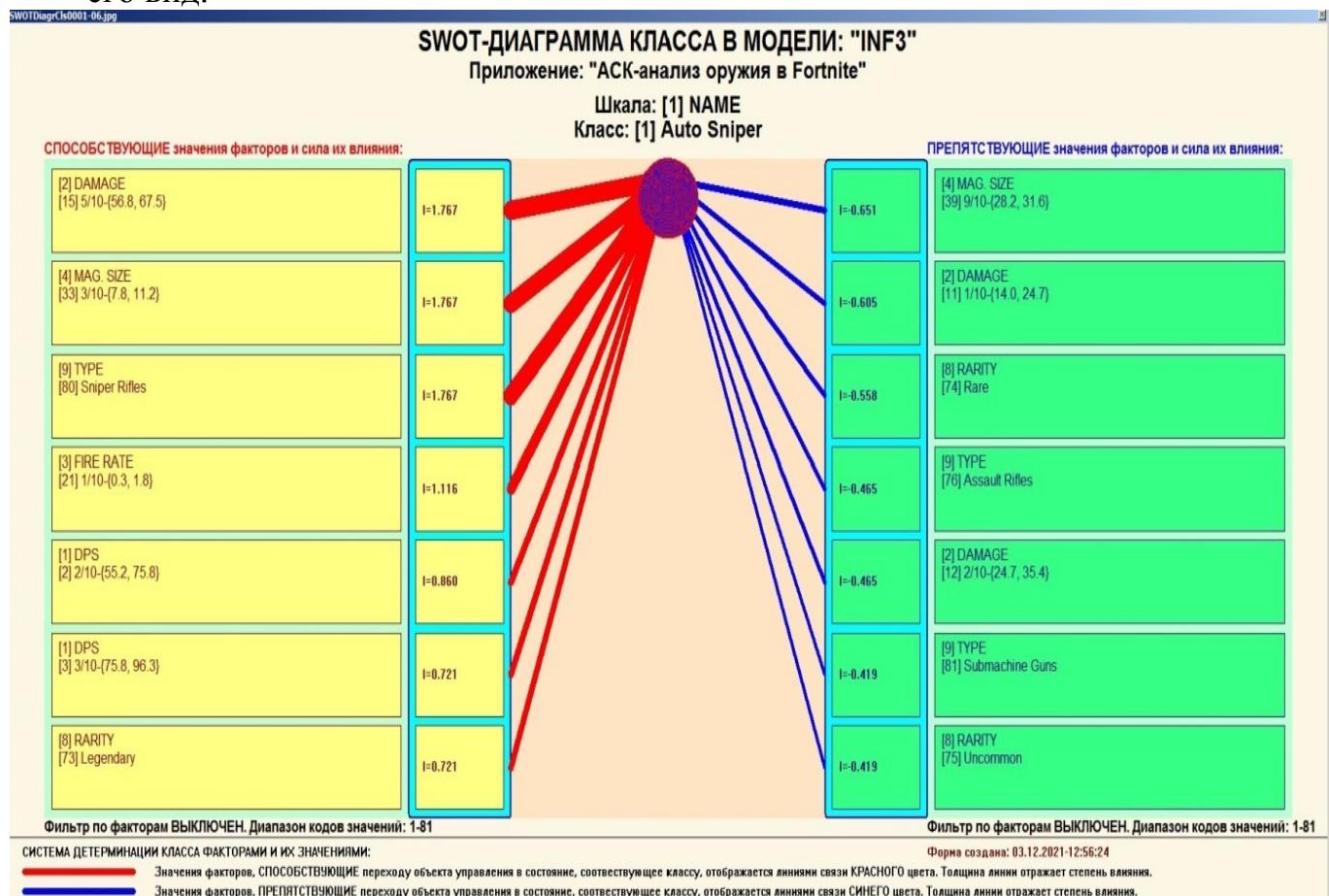


Рисунок 14. SWOT-диаграммы детерминации характеристик оружия

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений характеристик оружия на его вид.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой задачи *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 Ў Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к. ф. н. <i>Ляшко</i> Г.А.Хагуров 1987г.	 У Т В Е Р Ж Д А Ў Директор Северо-Кавказского филиала ВНИИ "АИС-агроресурс", к.э.н. <i>Ляшко</i> З.М.Трахов 1987г.
А К Т	
<p>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 ВНИИ "АИС-агроресурс" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо- Кавказским филиалом ВНИИ "АИС-агроресурс" выполнены следующие ра- боты:</p> <ul style="list-style-type: none"> - осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома"; - разработана 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: <p>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:</p> <ul style="list-style-type: none"> - 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). <p>Работы выполнены на высоком научно-методическом уровне и в срок.</p> <p>От ИСИ АН СССР: М. научный сотрудник <i>Ляшко</i> М.М. Кириченко <i>Ляшко</i> 1987г.</p> <p>От СКФ ВНИИ "АИС-агроресурс": Зав. отделом аэрокосмических и тематических изысканий №4, к.э.н. <i>Самсонов</i> Г.А. Самсонов <i>Самсонов</i> 1987г.</p> <p>Главный конструктор проекта <i>Луценко</i> В.И. Коренец <i>Луценко</i> 1987г.</p> <p>Главный конструктор проекта <i>Луценко</i> Е.В. Луценко <i>Луценко</i> 1987г.</p>	

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

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: \Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SWOTCls####Inf3.DBF, где: «#####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

На рисунке 15 приведены примеры нескольких инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных видов оружия на его характеристики.

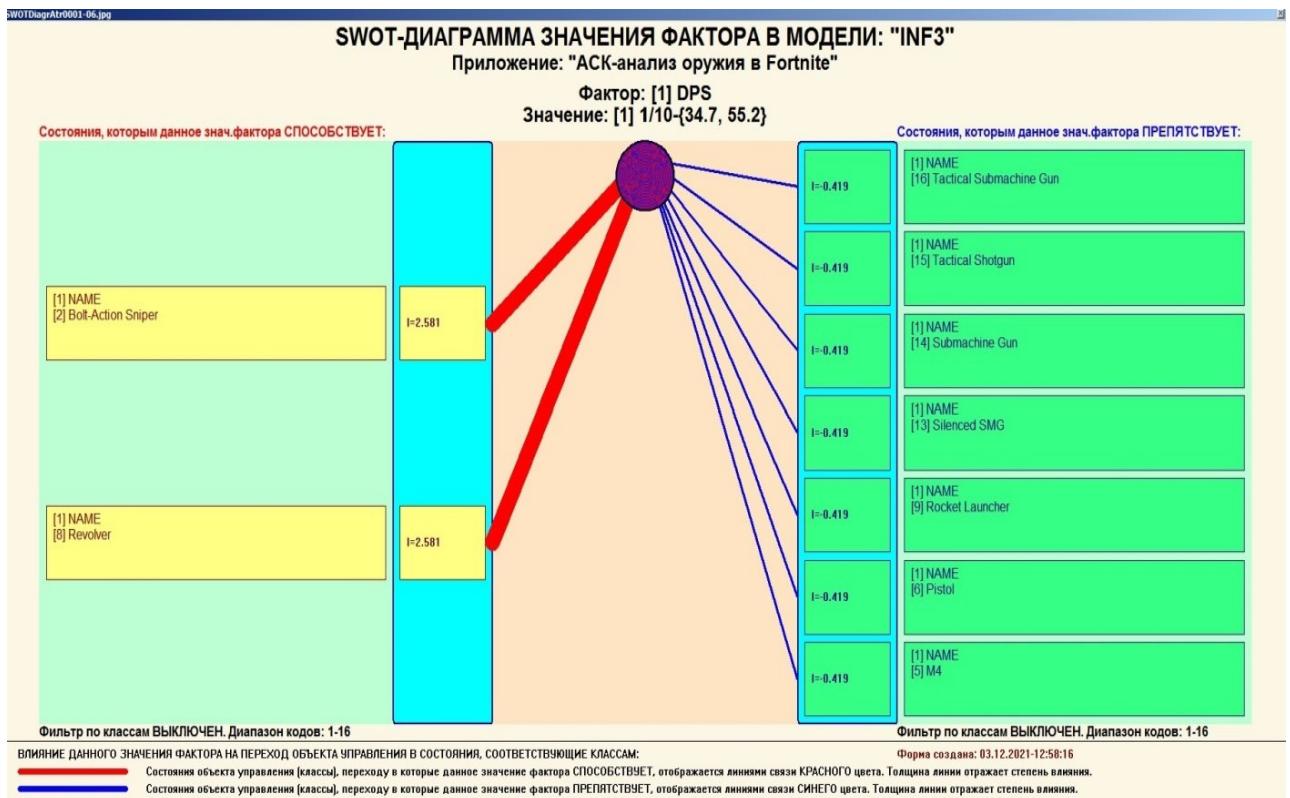


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных видов оружия на его характеристики

Из первого примера видно, что наибольший урон в секунду более характерен SMG и Heavy.

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 не формализуемым 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».

4.3. 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 классов. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 16).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны **количественные** оценки сходства/различия видов оружия из Fortnite по связанным с ними значениям их характеристик. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной *непосредственно на основе эмпирических данных*, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок не формализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

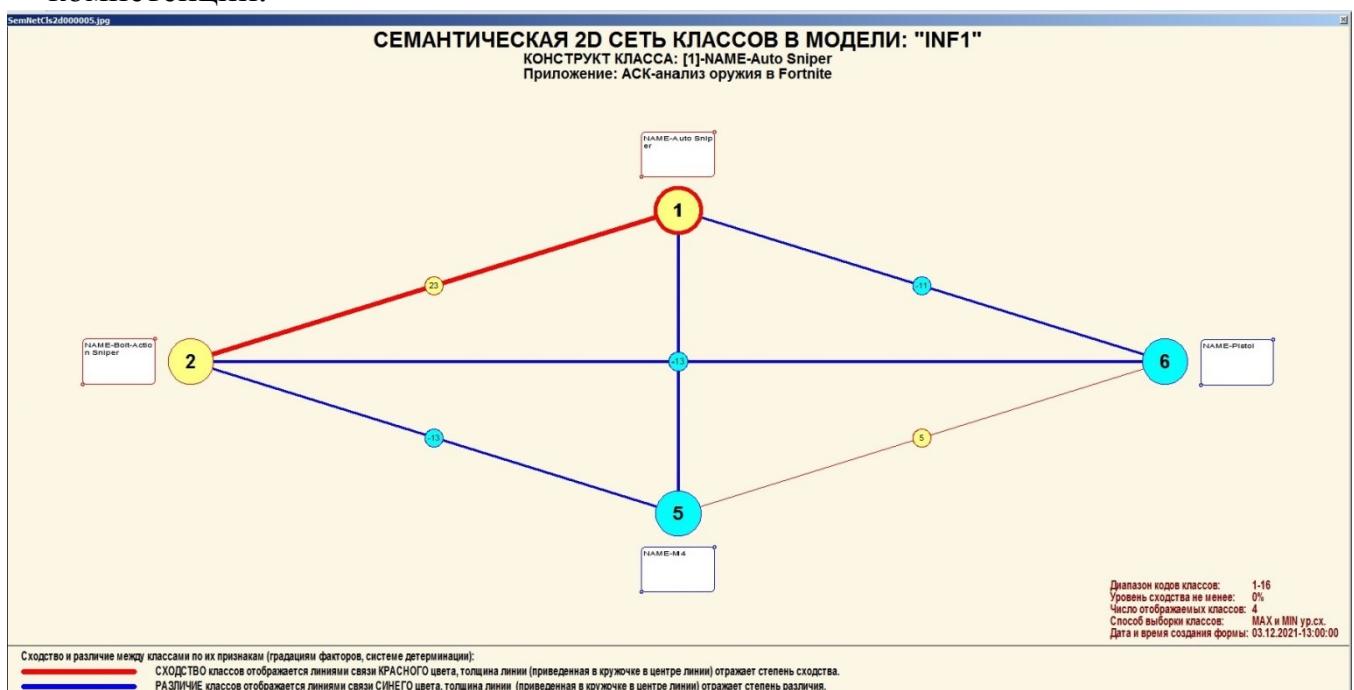


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходства/различия видов оружия по связанным с ними значениям их характеристик.

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

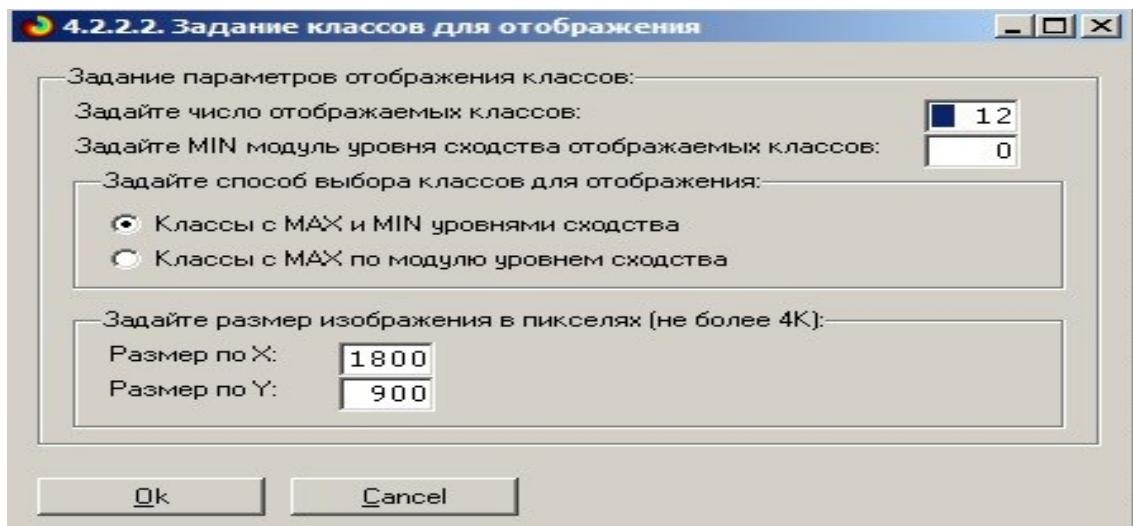


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 16, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате **когнитивной кластеризации** (рисунок 18):

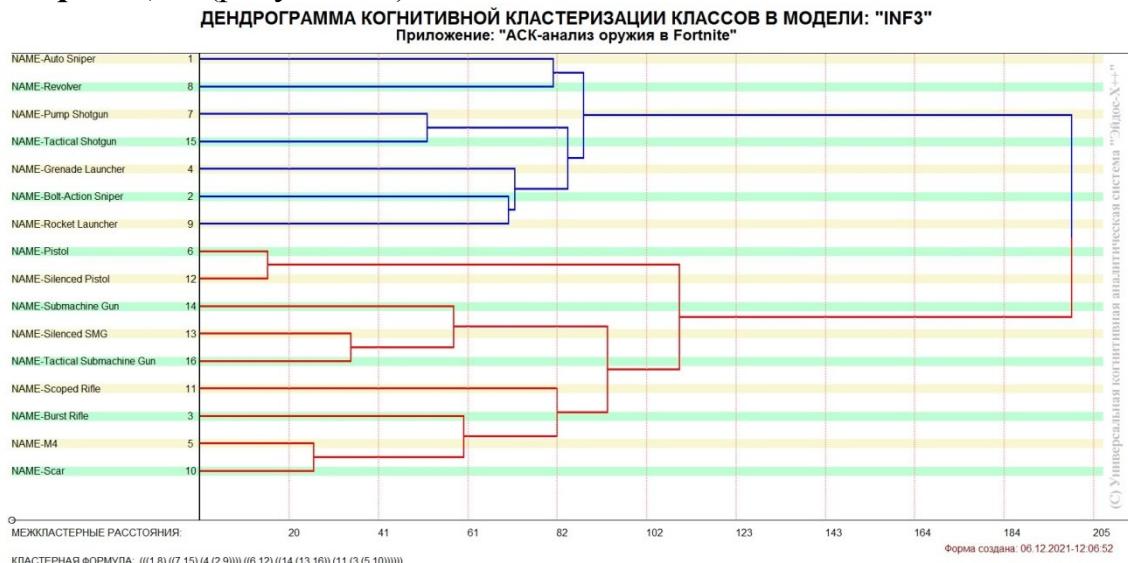


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации, отражающая сходство/различие видов оружия

Из рисунков 16 и 18 мы видим, что некоторые виды оружия сходны по детерминирующей их системе значений характеристик, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по системе значений этих параметров сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и цель их одновременного достижения является некорректной и недостижимой, т.к. для достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни значения характеристик, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 18, мы видим также, что все классы образуют два противоположных кластера, являющихся полюсами конструкта, по системе значений обуславливающих значениям параметров их характеристик.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:



Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений параметров характеристик по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о виде оружия. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 20).

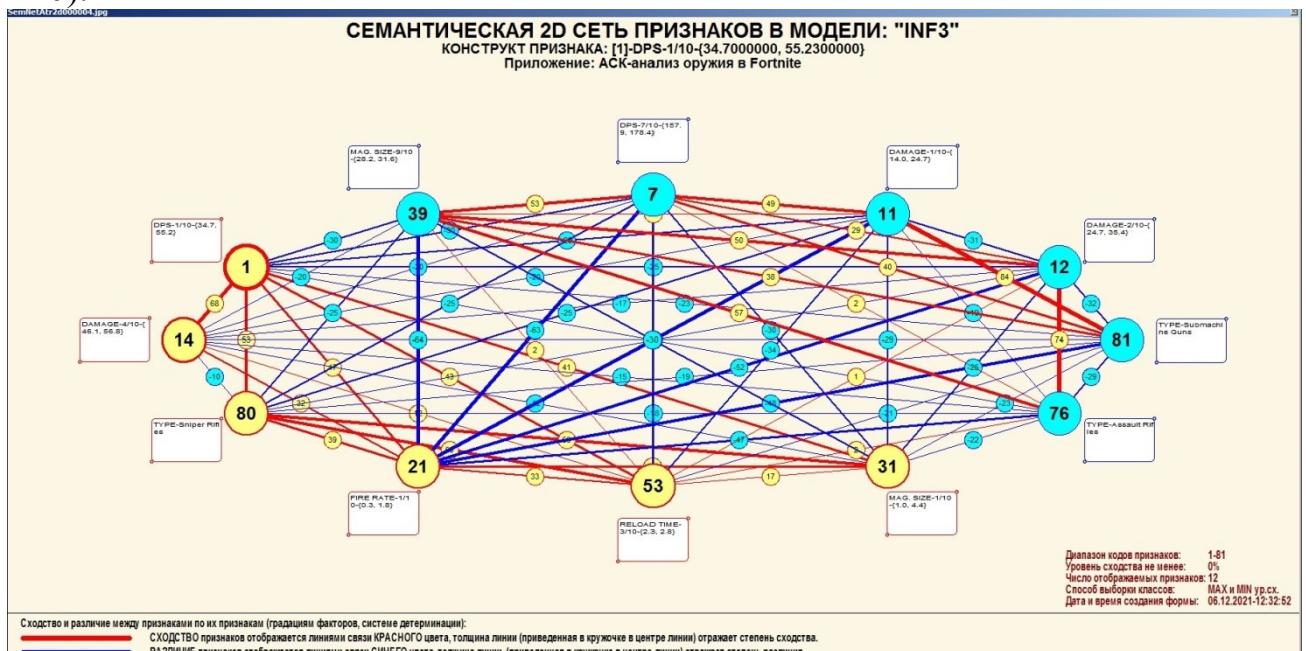


Рисунок 20. сходство/различие признаков оружия в соответствии с их характеристиками

Из рисунка 20 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 20, показаны **количественные** оценки сходства/различия значений факторов, 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.

Диаграмма, приведенная на рисунке 20, получена при параметрах, приведенных на рисунке 21.

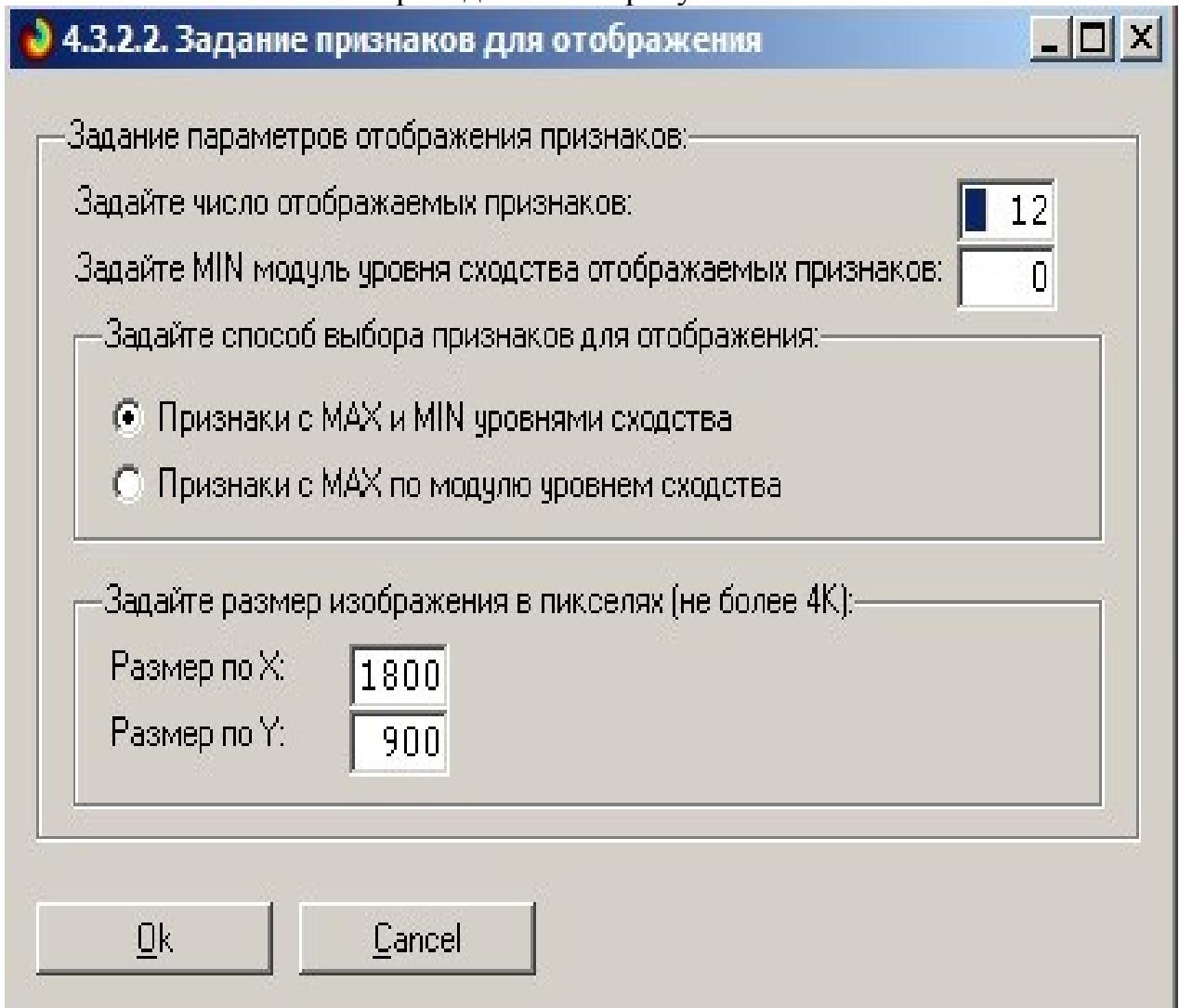


Рисунок 10. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 20

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 22 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 20.

ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3"

Приложение: "АСК-анализ оружия в Fortnite"

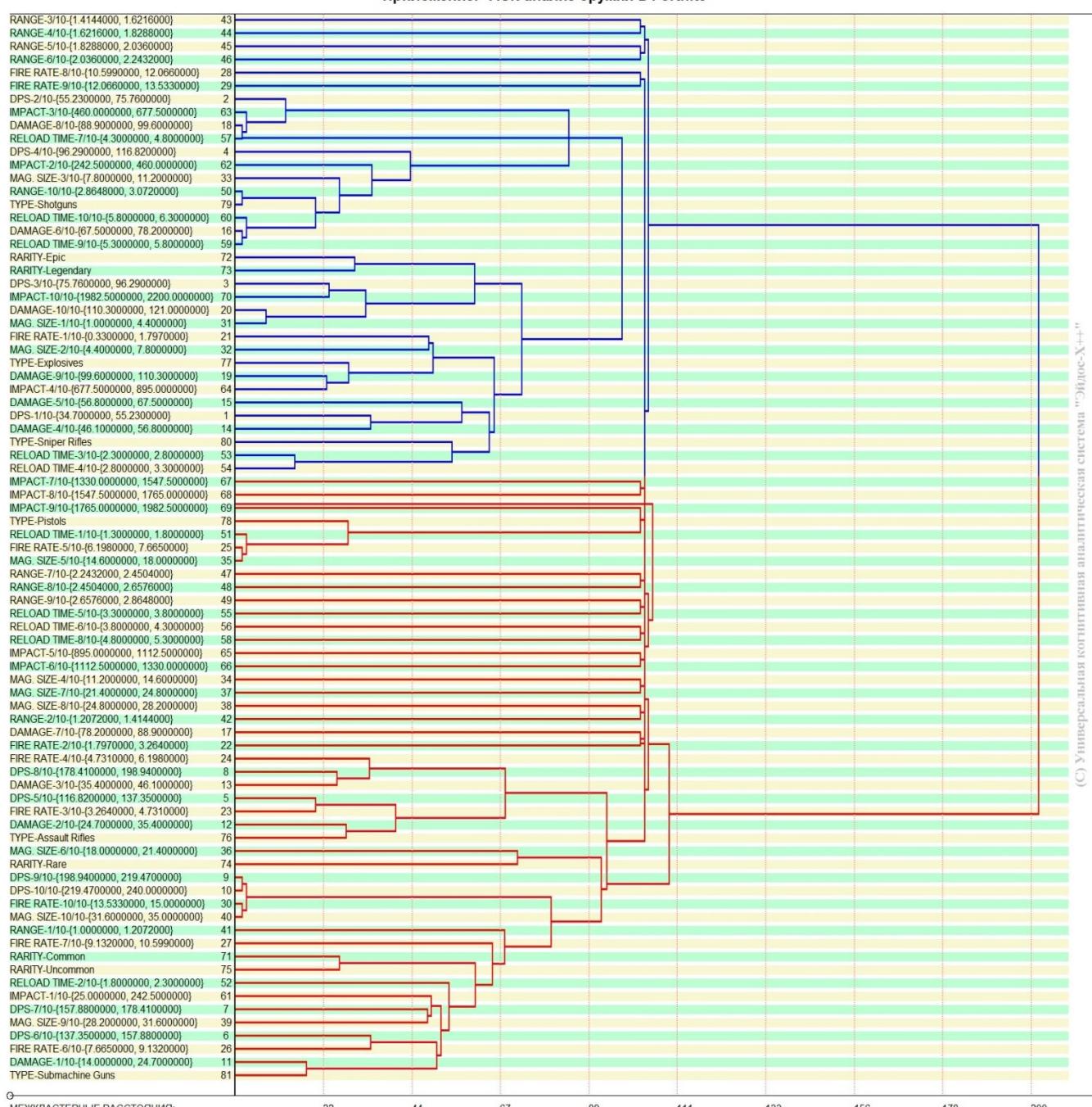


Рисунок 11. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации признаков

Из дендрограммы на рисунке 22 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка признаков по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о классе оружия. *Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 18 и 20).*

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3"

Приложение: "ACK-анализ оружия в Fortnite"

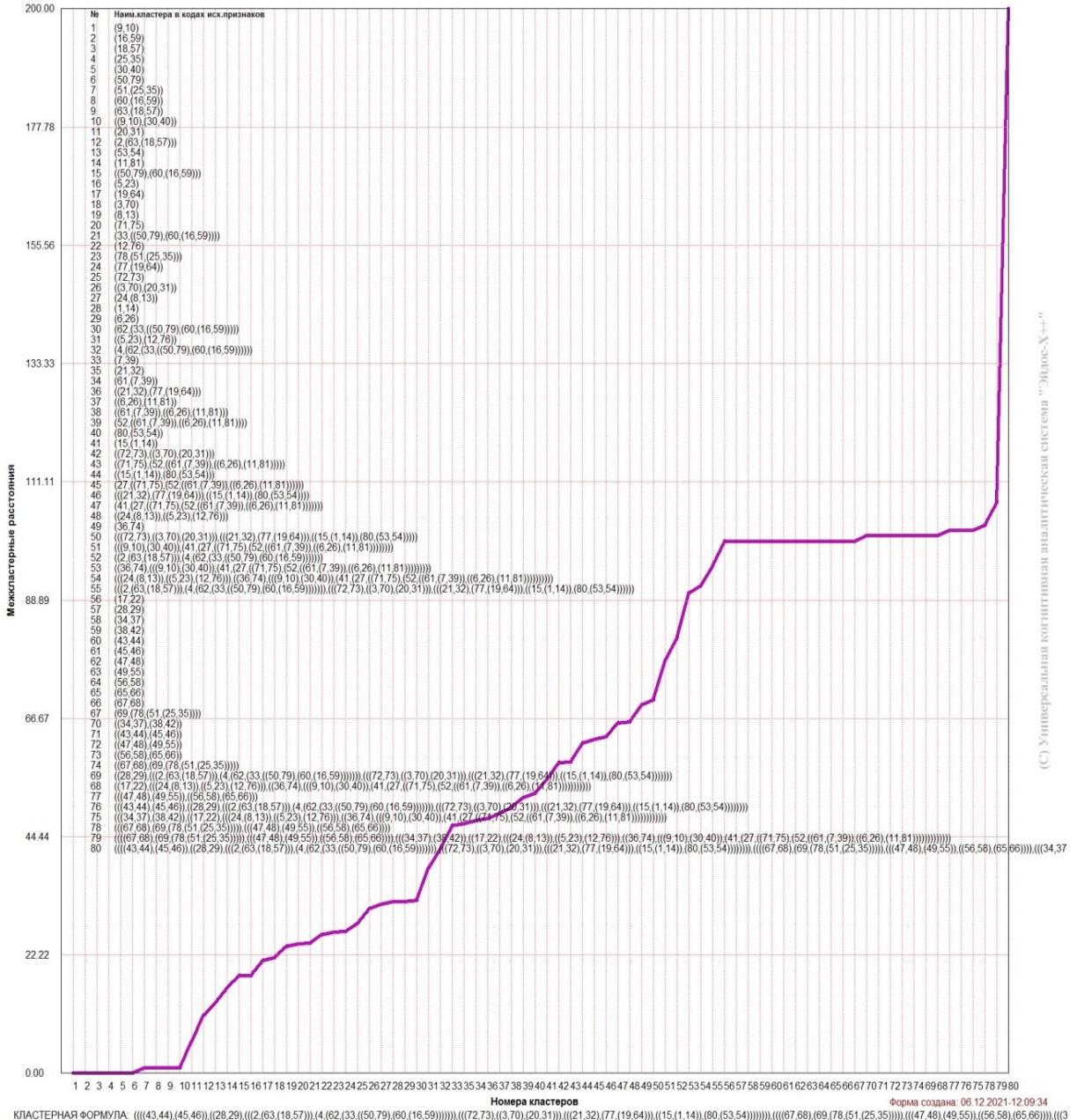


Рисунок 12. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 24 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 25 - фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:



Рисунок 13. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния значений характеристик оружия на его вид

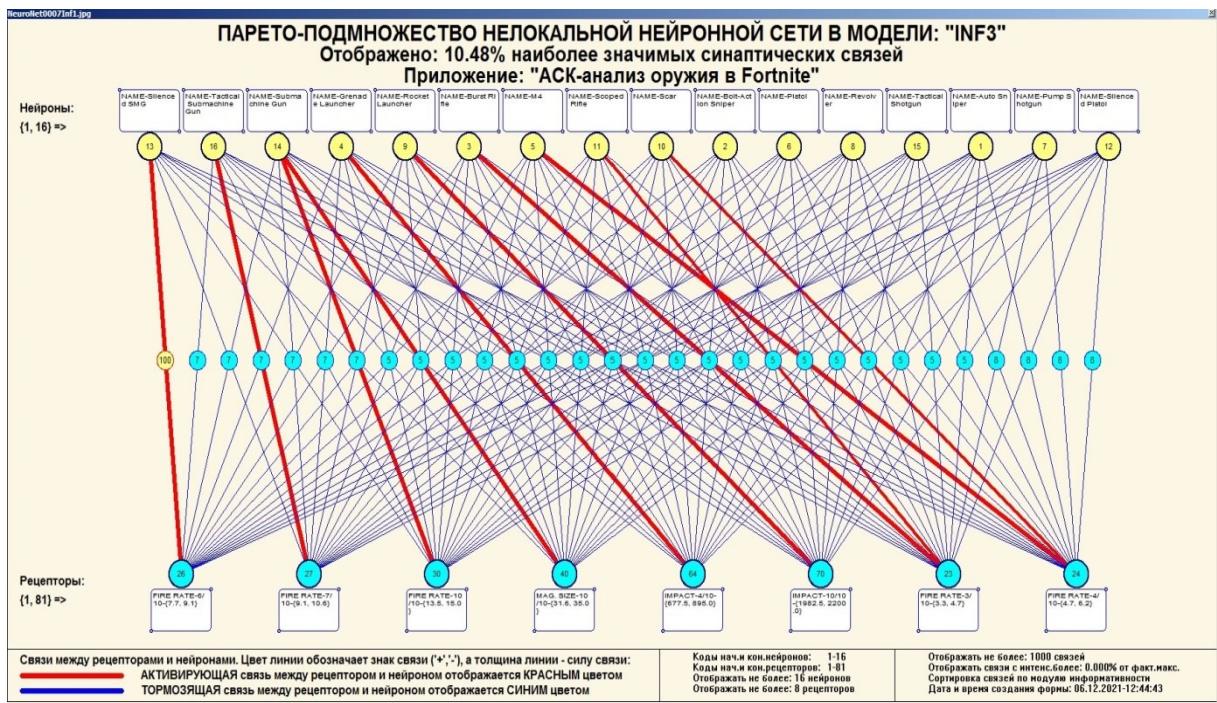


Рисунок 14. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния значений характеристик оружия на его вид (фрагмент 49% сети)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют классу (виду) оружия, а рецепторы – их характеристикам. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а справа – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к ***нечетким декларативным*** гибридным моделям и объединяет в себе некоторые 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.

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

- 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 26 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент около 49% СК-модели Inf3.

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов, отображенных соответственно на рисунках 16 и 20, и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 25.

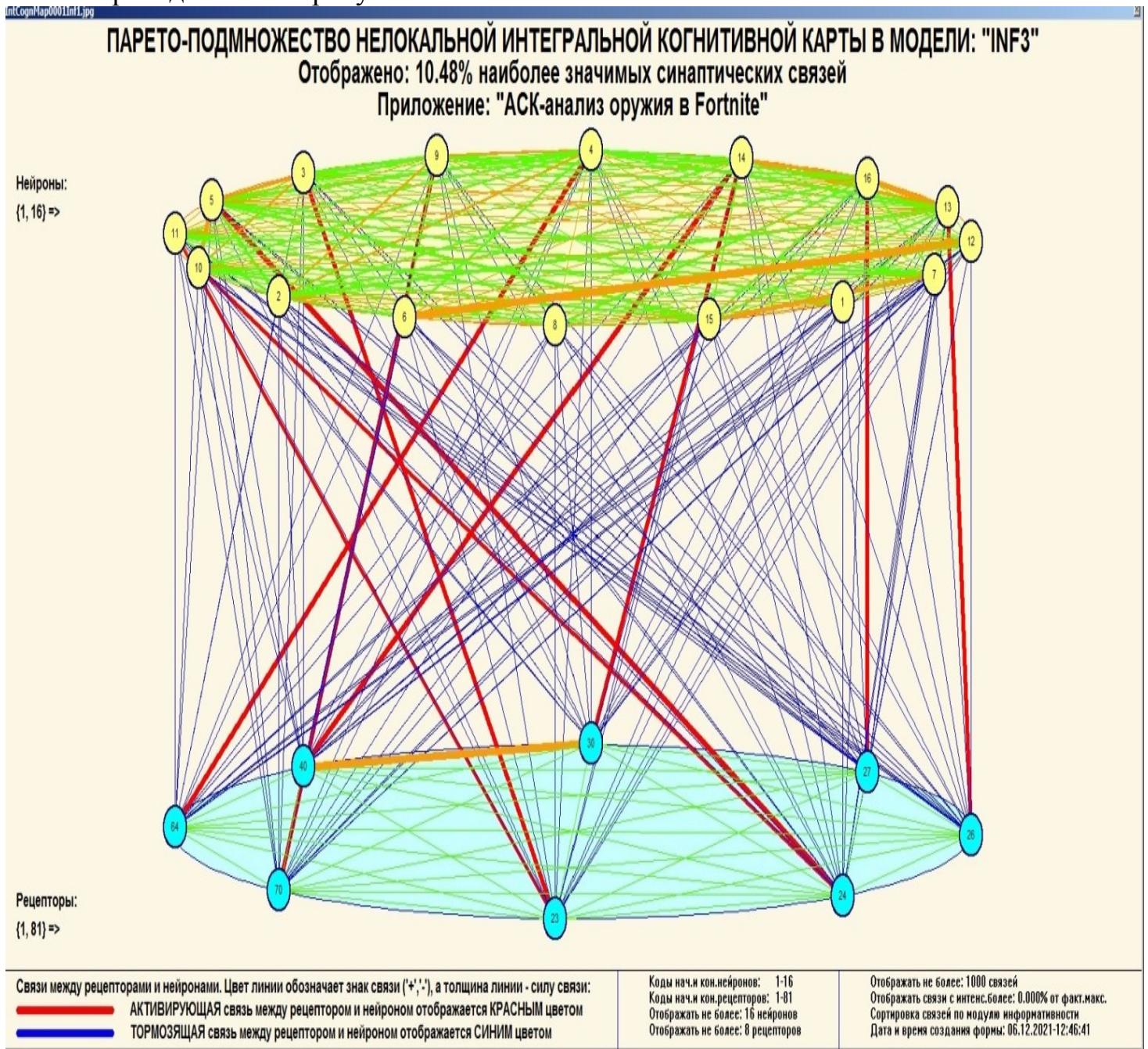


Рисунок 15. 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

4.3.7. Когнитивные функции

Вместо описания того, что представляют собой когнитивные функции, приведем help соответствующего режима системы «Эйдос» (рисунок 27).

4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций. Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной 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.

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

Задайте нужный режим:

Визуализации когнитивных функций	Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям	Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями

Рисунок 16. Help режима визуализации когнитивных функций

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора (признаков) на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Классы являются градациями классификационных шкал.

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.

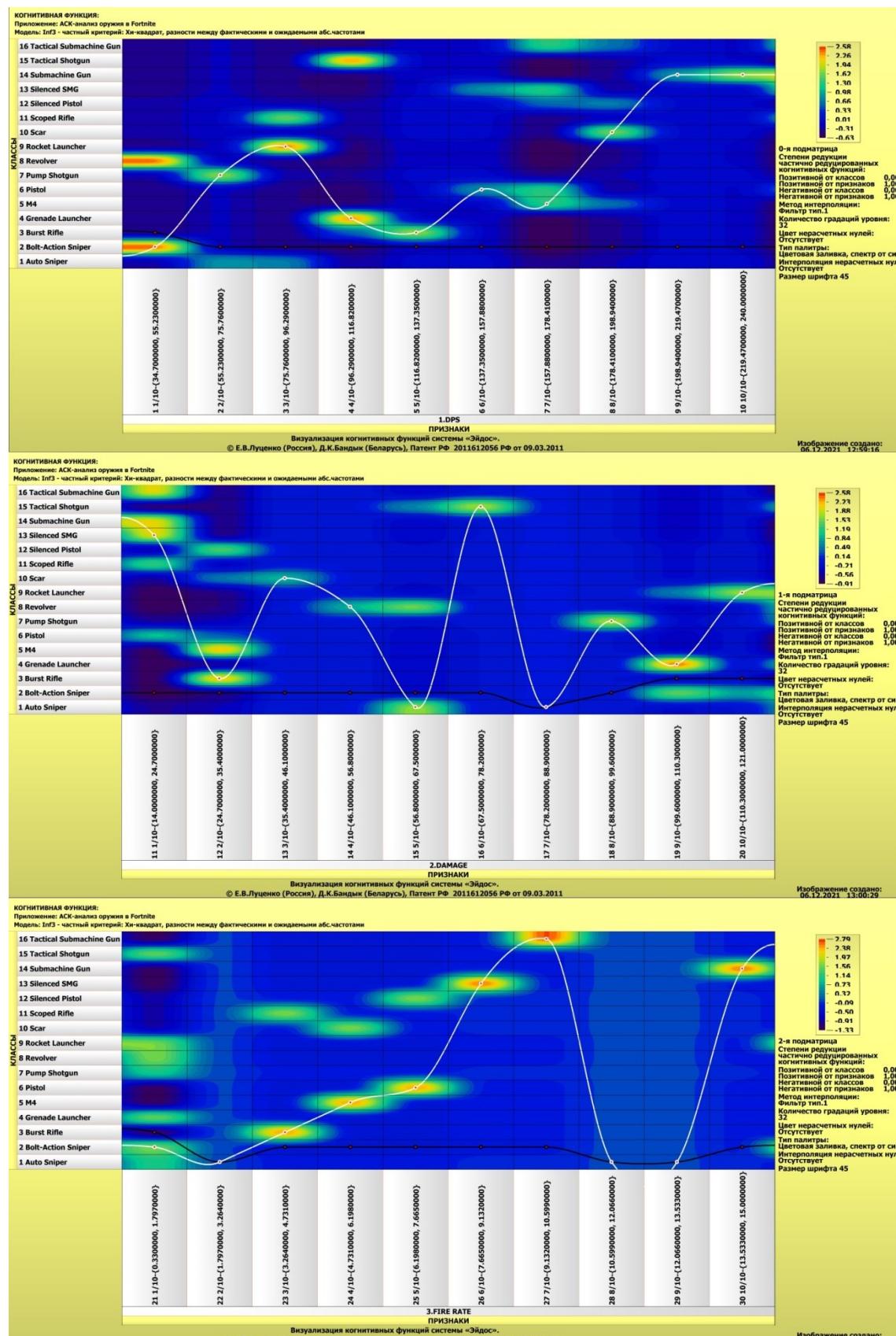
Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены белой линией); негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации (обозначены черной линией); 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 разной толщины) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала.

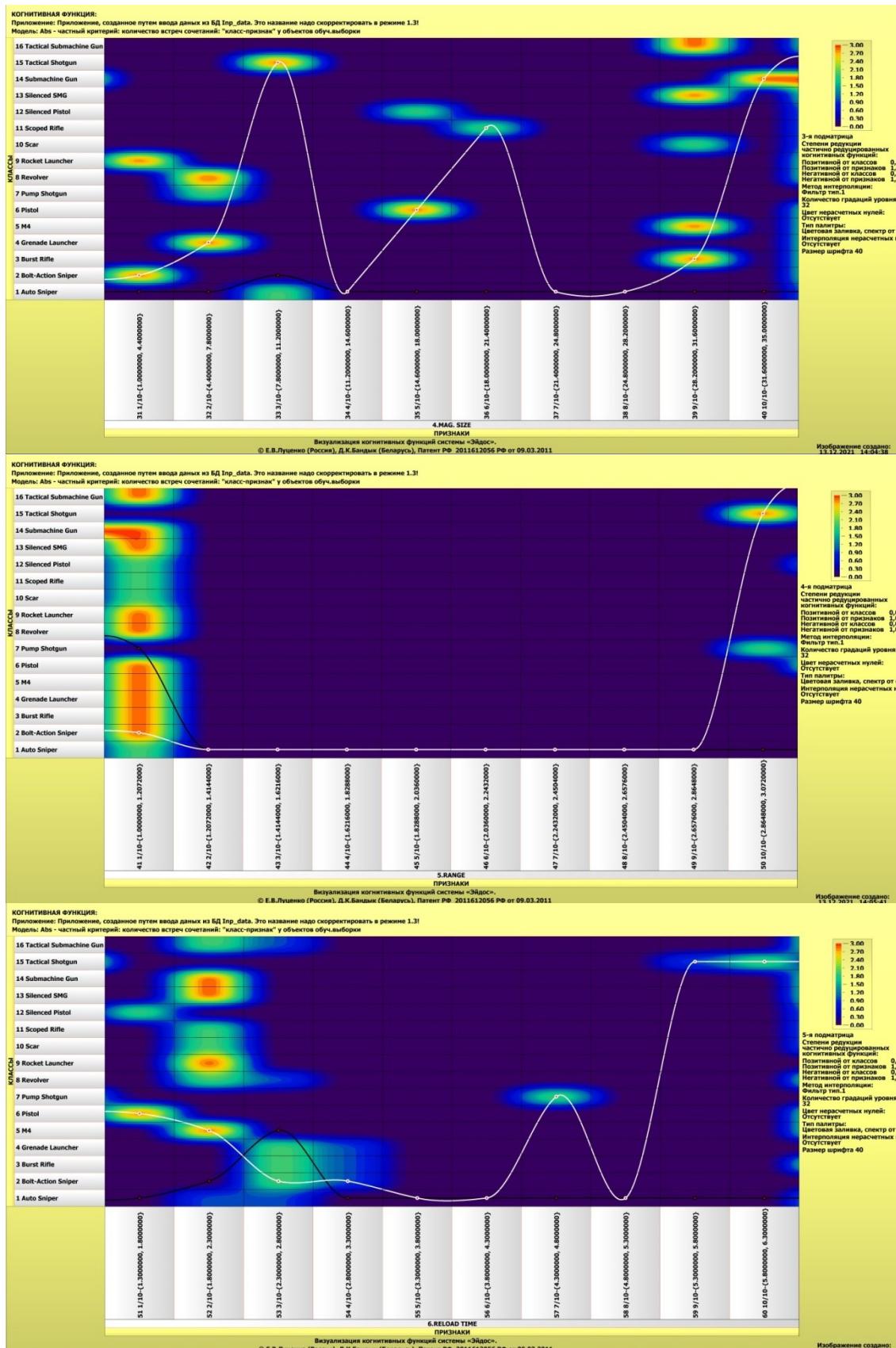
Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

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.

На рисунках 28 приведены когнитивные функции, наглядно отражающие силу и направление влияния значений (т.е. степени выраженности) различных характеристик оружия на его вид (класс)





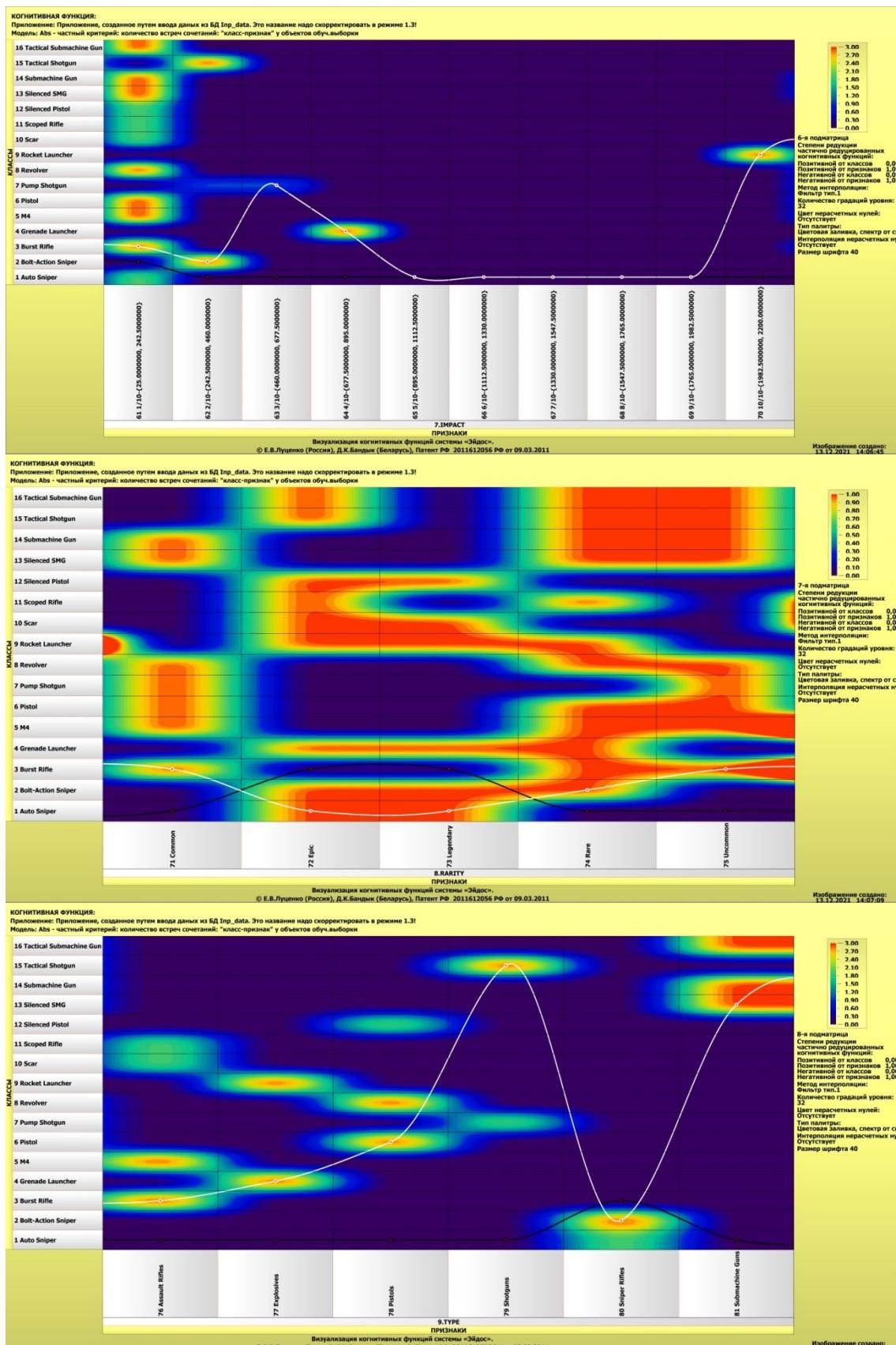


Рисунок 17. Примеры когнитивных функций в СК-модели INF3, отражающих силу и направление влияния значений характеристик оружия на его вид

Из когнитивных функций, приведенных на рисунке 28, хорошо видно, что зависимости между значениями характеристик оружия и его классом в основном имеют довольно предсказуемый характер.

4.3.8. Сила и направление влияния значений характеристик оружия и сила влияния этих характеристик на класс (вид) оружия

На рисунках 6, 7 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. значениям характеристик оружия (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим вид (класс) оружия (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения характеристики оружия, соответствующего сроке, на конкретное значение его класса (вида).

Если какое-то значение характеристики слабо влияет на класс оружия, 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 какой-либо характеристики способствует получению некоторого определенного класса оружия, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого следует, что суммарную силу влияния того или иного значения характеристики оружия на его класс (т.е. ценность данного значения характеристики для решения задачи квалиметрии и других задач) можно количественно оценивать *степенью вариабельности значений* в строке матрицы модели, соответствующей этому значению характеристики оружия.

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 предпочитаем 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 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения характеристики оружия, соответствующего строке, для решения задачи квалиметрии и других задач, рассмотренных в работе.

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 29, таблица 6).

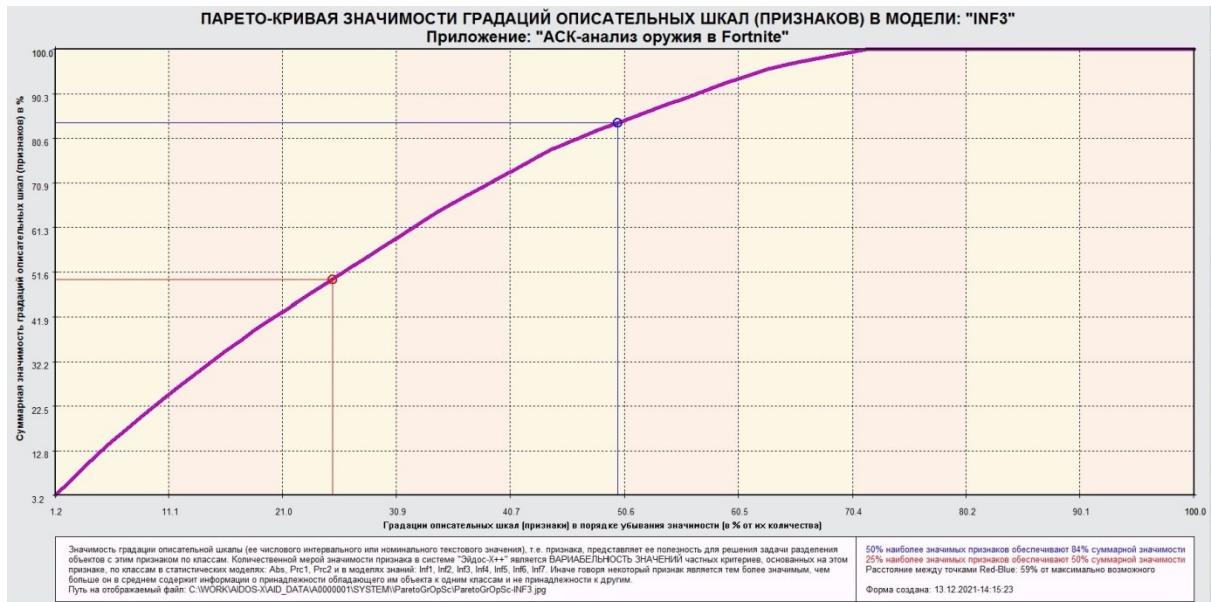


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 6 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений характеристик оружия на его класс в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_ATR	NAME_ATR	KOD_OPSC	ZNACH_ATR	ZN_ATRNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	1,2345679	21	FIRE RATE-1/10	3	1,3999150	1,3999150	3,1617497	3,1617497
2	2,4691358	39	MAG. SIZE-9/1	4	1,3308612	2,7307762	3,0057896	6,1675393
3	3,7037037	61	IMPACT-1/10-	7	1,3308612	4,0616374	3,0057896	9,1733289
4	4,9382716	52	RELOAD TIME-	6	1,2840355	5,3456729	2,9000324	12,0733613
5	6,1728395	11	DAMAGE-1/10	2	1,2517880	6,5974609	2,8272004	14,9005617
6	7,4074074	81	TYPE-Submach	9	1,1806993	7,7781602	2,6666445	17,5672062
7	8,6419753	76	TYPE-Assault F	9	1,1645568	8,9427170	2,6301862	20,1973924
8	9,8765432	32	MAG. SIZE-2/1	4	1,0934025	10,0361195	2,4694821	22,6668745
9	11,1111111	78	TYPE-Pistols	9	1,0934025	11,1295220	2,4694821	25,1363566
10	12,3456790	12	DAMAGE-2/10	2	1,0917195	12,2212415	2,4656810	27,6020376
11	13,5802469	62	IMPACT-2/10-	7	1,0211748	13,2424163	2,3063537	29,9083912
12	14,8148148	4	DPS-4/10-[96]	1	1,0104912	14,2529075	2,2822244	32,1906157
13	16,0493827	1	DPS-1/10-[34]	1	1,0097416	15,2626491	2,2805314	34,4711471
14	17,2839506	31	MAG. SIZE-1/1	4	1,0097416	16,2723907	2,2805314	36,7516786

Из рисунка 29 и таблицы 6 видно, что 50% наиболее ценных для решения задачи идентификации характеристик оружия обуславливают 65% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 36% наиболее ценных характеристик оружия.

Обращаем внимание, что наиболее ценным является низкая стоимость оружия, а наименее ценным – средний заработка за убийство, причем наименее ценный фактор является бессмысленным.

Ценность же характеристик оружия (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого параметра (таблица 7).

Таблица 7 – Парето-таблица значимости описательных шкал,
т.е. сила влияния характеристик оружия на его класс
в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_OPSC	NAME_OPSC	N_GROPSCL	KODGR_MIN	KODGR_MAX	ZNACH_OS	ZN_OSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNT
1	11,1111111	9	TYPE	6	76	81	1,0343508	1,0343508	20,3630761	20,3630761
2	22,2222222	1	DPS	10	1	10	0,6551764	1,6895272	12,8983386	33,2614148
3	33,3333333	4	MAG. SIZE	10	31	40	0,6445565	2,3340837	12,6892666	45,9506814
4	44,4444444	3	FIRE RATE	10	21	30	0,6271209	2,9612046	12,3460151	58,2966965
5	55,5555556	2	DAMAGE	10	11	20	0,5967544	3,5579590	11,7481954	70,0448919
6	66,6666667	8	RARITY	5	71	75	0,4762830	4,0342420	9,3764968	79,4213887
7	77,7777778	6	RELOAD TIME	10	51	60	0,4598953	4,4941373	9,0538751	88,4752638
8	88,8888889	7	IMPACT	10	61	70	0,4096332	4,9037705	8,0643743	96,5396381
9	100,0000000	5	RANGE	10	41	50	0,1757705	5,0795410	3,4603619	100,0000000

Из таблицы 7 видно, что наиболее сильное влияние на вид оружия оказывают его стоимость и боезапас, а наиболее низкое – урон и отдача.

4.3.9. Степень детерминированности класса (вида) оружия

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью вариабельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу (таблица 8).

В данной работе у нас классами являются виды оружия, а значениями градаций описательных шкал – их характеристики.

На рисунке 30 мы видим Парето-кривую степени детерминированности классов значениями характеристик нарастающим итогом.

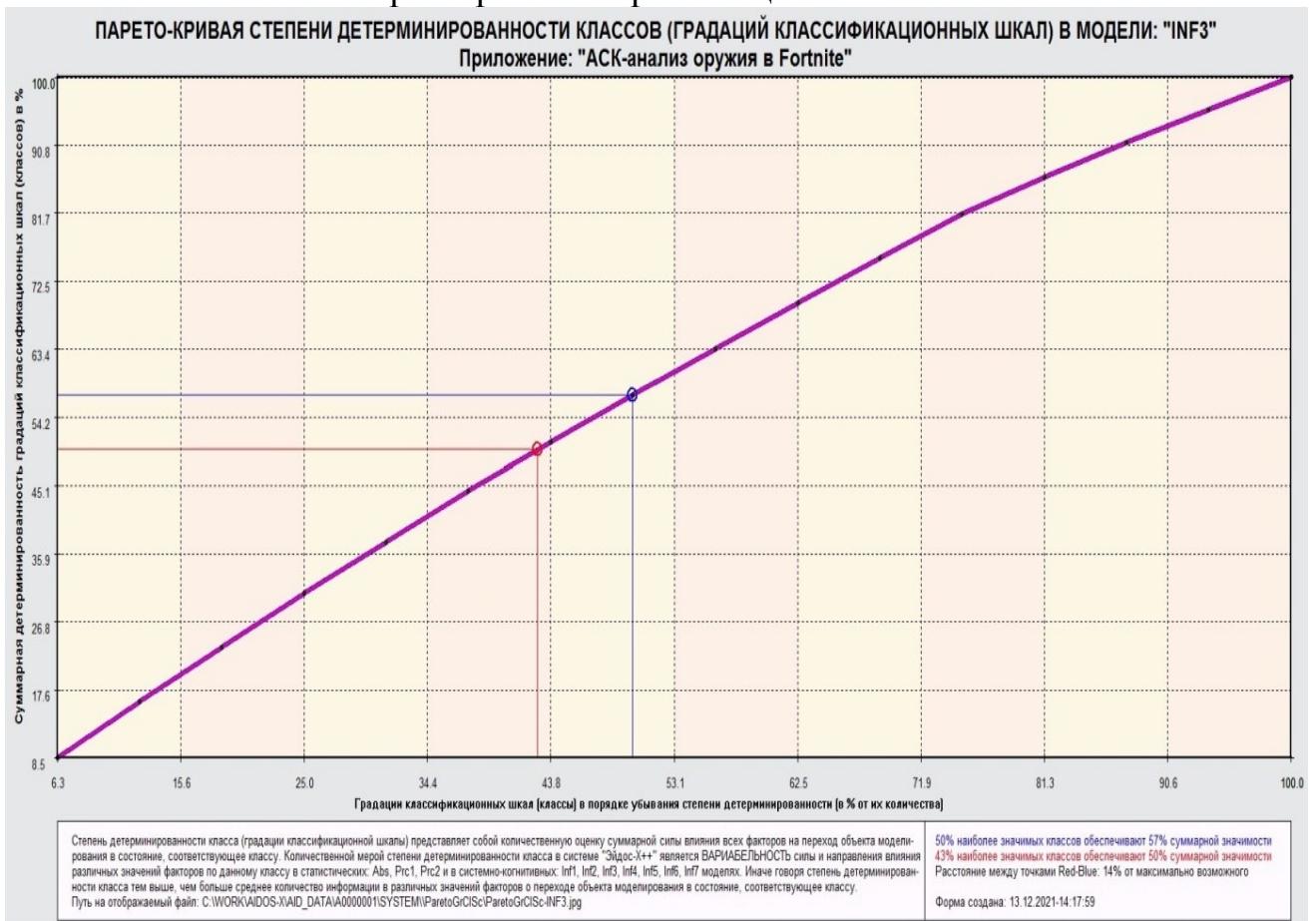


Рисунок 30. Парето-кривая степени детерминированности классов

Таблица 8 – Парето-таблица степеней детерминированности (обусловленности) классов оружия в СК-модели INF3

NUM	NUM_PRC	KOD_CLS	NAME_CLS	KOD_CLSC	ZNACH_CLS	ZN_CLSNIT	ZNACH_PRC	ZN_PRCNIT
1	6,2500000	15	NAME-Tactical	1	0,9049769	0,9049769	8,4897132	8,4897132
2	12,5000000	4	NAME-Grenade	1	0,8111330	1,7161099	7,6093506	16,0990639
3	18,7500000	2	NAME-Bolt-Action	1	0,7830513	2,4991612	7,3459123	23,4449762
4	25,0000000	9	NAME-Rocket Launcher	1	0,7815649	3,2807261	7,3319682	30,7769444
5	31,2500000	14	NAME-Submachine Gun	1	0,7296268	4,0103529	6,8447297	37,6216742
6	37,5000000	6	NAME-Pistol	1	0,7276320	4,7379849	6,8260162	44,4476904
7	43,7500000	3	NAME-Burst Rifle	1	0,6982749	5,4362598	6,5506132	50,9983037
8	50,0000000	13	NAME-Silenced	1	0,6698018	6,1060616	6,2835032	57,2818068
9	56,2500000	5	NAME-M4	1	0,6658843	6,7719459	6,2467525	63,5285594
10	62,5000000	8	NAME-Revolver	1	0,6517647	7,4237106	6,1142946	69,6428540
11	68,7500000	16	NAME-Tactical	1	0,6409709	8,0646815	6,0130365	75,6558905
12	75,0000000	7	NAME-Pump Shotgun	1	0,6381804	8,7028619	5,9868584	81,6427489
13	81,2500000	12	NAME-Silenced	1	0,5207953	9,2236572	4,8856526	86,5284015
14	87,5000000	11	NAME-Scoped	1	0,4997160	9,7233732	4,6879048	91,2163063
15	93,7500000	10	NAME-Scar	1	0,4728142	10,1961874	4,4355353	95,6518416
16	100,0000000	1	NAME-Auto Sniper	1	0,4635001	10,6596875	4,3481584	100,0000000

Из таблицы 8 мы видим, что значения характеристик наиболее сильно детерминируют (обуславливают) такие классы оружия, как Tactical Shotgun и Grenade Launcher, а наиболее слабо – Scar и Auto Sniper. При этом степень детерминированности наиболее и наименее детерминированных классов отличается в два раза, что довольно существенно.

Чем выше степень детерминированности класса оружия значениями его характеристик, тем легче определить этот класс по параметрам оружия.

5. 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, поставленная 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 классам оружия, изучено влияние характеристик оружия из Fortnite на эти классы, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Со всеми моделями, созданными в данной статье, можно ознакомиться установив облачное Эйдос-приложение №209 в режиме 1.3 системы «Эйдос».

Список литературы

1. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносов, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономико-правовые аспекты реализации стратегии модернизации России: поиск модели эффективного социохозяйственного развития: сб. стат. междунар. науч.-практ. конф., Сочи, 5-9 октября 2016 г. – М.: НИИ ЭИП2016. С. 128-132.
2. 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>
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
4. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСКанализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политеаматический 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.
5. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политеаматический 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.
6. 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 // Политеаматический 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.
7. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системнокогнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политеаматический 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.
8. 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 // Политеаматический 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.
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 // Политеаматический 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. 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.

11. Луценко Е.В. Системно-когнитивное моделирование влияния агротехнологий на урожайность и качество пшеницы и решение задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №03(147). С. 62 – 128. – IDA [article ID]: 1471903015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/03/pdf/15.pdf> 4,188 у.п.л.

12. 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.

13. 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>