

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: Определение победителя в раунде на карте de_overpass в игре CS:GO в зависимости от различных показателей на основе АСК-анализа данных портала Kaggle

Выполнил студент группы: ИТ1941 Сокол Александр Вячеславович

Допущен к защите: _____

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

Защищен _____ 12.02.2021 _____
(дата)

Оценка _____ отлично _____

Краснодар 2021

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

Факультет прикладной информатики

**РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу**

Студента Сокол Александр Вячеславович

курса 2 очной формы обучения группы ИТ1941

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «Определение победителя в раунде на карте de_overpass
в игре CS:GO в зависимости от различных показателей на основе АСК-
анализа данных портала Kaggle»

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

(*Ф.И.О., ученое звание и степень, должность*)

Оценка качества выполнения курсовой работы

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

Достоинства работы _____

Недостатки работы _____

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____ (Е.В. Луценко)

«_____» _____ 2021

г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 35 страницы, 29 рисунков, 17 литературных источников.

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

Целью работы определение зависимости типа покемонов от их характеристик на основе АСК анализа данных с портала Kaggle.

В данной курсовой работе необходимо проанализировать методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	6
1.1. ОПИСАНИЕ РЕШЕНИЯ	6
1.2. ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ ИЗ CSV-ФОРМАТА В ФАЙЛ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ MS EXCEL.....	8
1.3. ВВОД ВЫБОРКИ В СИСТЕМУ AIDOS-X.....	9
1.4. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ	14
1.5. Виды моделей системы AIDOS-X.....	15
1.6. Результаты верификации моделей	17
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	20
2.1. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ	20
2.2. КЛАСТЕРНО-КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ.....	24
2.3. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЙТРОНЫ.....	27
2.4. SWOT и PEST МАТРИЦЫ И ДИАГРАММЫ	29
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	33
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	35

ВВЕДЕНИЕ

Одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий является создание систем искусственного интеллекта. Существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, но возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи определения зависимости типа покемонов от их характеристик на основе АСК анализа данных с портала Kaggle.

Для достижения поставленной цели необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая поможет преобразовать эти данные в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Удачным выбором является сборник баз данных Kaggle.

В данной курсовой работе использована база данных «CS:GO Round Winner Classification» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – Kaggle.

Для решения задачи используем стандартные возможности MS Office Word и Excel, а также систему искусственного интеллекта "Aidos-X++".

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели было решено использовать новый метод искусственного интеллекта: Автоматизированный системно-когнитивный анализ или АСК-анализ.

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

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый и доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X.

Преимущества данной системы:

- универсальность;
- доступность, то есть данная система находится в полном открытом бесплатном доступе, причем с актуальными исходными текстами;
- одна из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. она не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (акт внедрения системы Aidos-X 1987 года);
- 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;

- содержит большое количество локальных и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 251, соответственно);
- мультиязычная поддержка интерфейса (больше 50 языков);
- поддерживает online среду накопления знаний и широко используется во всем мире;
- 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;
- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе);
- хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

В соответствии с методологией АСК-анализа решение поставленной задачи проведем в четыре этапа:

1. Преобразование исходных данных из csv-формата в промежуточные файлы MS Excel.
2. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS
3. Синтез и верификация моделей предметной области.
4. Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel

С электронного ресурса kaggle.com возьмем набор данных «CS:GO Round Winner Classification» <https://www.kaggle.com/christianlillelund/csgo-round-winner-classification>

Csv файл содержит следующие данные:

- id – уникальный идентификатор раунда в матче;
- round_winner – победитель в раунде;
- bomb_planted – установлена бомба;
- ct_health – показатель здоровья стороны защиты;
- t_health – показатель здоровья стороны атаки;
- ct_armor – показатель брони стороны защиты;
- t_armor – показатель брони стороны атаки;
- ct_money – количество денег стороны защиты;
- t_money – количество денег стороны атаки;
- ct_helmets – количество шлемов стороны защиты;
- t_helmets – количество шлемов стороны атаки;
- ct_defuse_kits – количество обезвреживающих устройств;
- ct_players_alive – количество живых стороны атаки;
- t_players_alive – количество живых стороны атаки.

В качестве разделителей используются запятые.

Для конвертации csv-файла в xls был использован онлайн конвертер:

<https://document.online-convert.com/ru/convert/csv-to-excel>

Результат конвертации представлен на рисунке 1. Таким образом, в качестве классификационной шкалы решено использовать столбец В «round_winner». Описательные шкалы столбцы С, D, E, F, G, H, I, J, K, L, М и N с наименованием «bomb_planted», «bomb_planted», «ct_health», «t_health»,

«ct_armor», «t_armor», «ct_money», «t_money», «ct_helmets», «t_helmets», «ct_defuse_kits», «ct_players_alive» и «t_players_alive» соответственно.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
id	round_winner	bomb_planted	ct_health	t_health	ct_armor	t_armor	ct_money	t_money	ct_helmets	t_helmets	ct_defuse_kits	ct_players_alive	t_players_alive
2	0,09_0_0	T	False	500,00	500,00	0,00	0,00	4000,00	4000,00	0,00	0,00	0,00	5,00
3	60,09_0_0	T	False	500,00	500,00	400,00	300,00	650,00	550,00	0,00	0,00	1,00	5,00
4	80,09_0_0	T	False	489,00	400,00	393,00	200,00	950,00	400,00	0,00	0,00	1,00	5,00
5	100,09_0_0	T	False	331,00	300,00	287,00	100,00	1100,00	250,00	0,00	0,00	1,00	4,00
6	120,09_0_0	T	False	231,00	300,00	187,00	100,00	950,00	550,00	0,00	0,00	1,00	3,00
7	143,51_0_0	T	True	231,00	300,00	187,00	100,00	950,00	850,00	0,00	0,00	1,00	3,00
8	163,51_0_0	T	True	144,00	200,00	172,00	100,00	1250,00	500,00	0,00	0,00	1,00	3,00
9	0,09_0_1	T	False	500,00	500,00	0,00	53,00	11050,00	18600,00	0,00	0,00	0,00	5,00
10	60,09_0_1	T	False	500,00	500,00	300,00	500,00	3000,00	1350,00	2,00	5,00	0,00	5,00
11	80,09_0_1	T	False	498,00	500,00	400,00	500,00	800,00	1350,00	3,00	5,00	0,00	5,00
12	100,09_0_1	T	False	496,00	490,00	400,00	496,00	800,00	1350,00	3,00	5,00	0,00	5,00
13	120,09_0_1	T	False	496,00	490,00	400,00	496,00	800,00	1350,00	3,00	5,00	0,00	5,00
14	140,09_0_1	T	False	342,00	357,00	285,00	396,00	750,00	1800,00	2,00	4,00	0,00	4,00
15	0,09_0_2	T	False	500,00	500,00	0,00	394,00	13100,00	20300,00	0,00	4,00	0,00	5,00
16	60,09_0_2	T	False	500,00	500,00	0,00	494,00	12000,00	14750,00	0,00	5,00	0,00	5,00
17	80,09_0_2	T	False	300,00	374,00	0,00	462,00	7150,00	15150,00	0,00	5,00	0,00	3,00
18	135,77_0_2	T	True	187,00	183,00	0,00	319,00	5100,00	11550,00	0,00	4,00	0,00	2,00
19	155,77_0_2	T	True	187,00	157,00	0,00	235,00	5400,00	9600,00	0,00	3,00	0,00	2,00
20	0,09_0_3	T	False	500,00	500,00	0,00	207,00	27100,00	32900,00	0,00	3,00	0,00	5,00
21	60,09_0_3	CT	False	500,00	500,00	500,00	407,00	950,00	20550,00	1,00	5,00	1,00	5,00
22	80,09_0_3	CT	False	500,00	500,00	500,00	407,00	950,00	20550,00	1,00	5,00	1,00	5,00
23	100,09_0_3	CT	False	471,00	300,00	500,00	234,00	1550,00	14350,00	1,00	3,00	1,00	5,00
24	0,09_1_3	CT	False	500,00	500,00	390,00	0,00	18700,00	28150,00	0,00	0,00	1,00	5,00
25	60,09_1_3	CT	False	500,00	500,00	490,00	500,00	10050,00	4900,00	2,00	5,00	4,00	5,00
26	80,09_1_3	CT	False	500,00	500,00	490,00	500,00	10050,00	4900,00	2,00	5,00	4,00	5,00
27	100,09_1_3	CT	False	500,00	400,00	490,00	400,00	10350,00	2700,00	2,00	4,00	4,00	5,00
28	120,09_1_3	CT	False	441,00	100,00	481,00	100,00	11250,00	0,00	2,00	1,00	4,00	5,00
29	0,09_2_3	CT	False	500,00	500,00	481,00	0,00	27800,00	14400,00	2,00	0,00	4,00	5,00
30	60,09_2_3	CT	False	500,00	500,00	491,00	200,00	21850,00	11200,00	4,00	0,00	4,00	5,00
31	80,09_2_3	CT	False	300,00	369,00	291,00	100,00	15550,00	9350,00	2,00	0,00	3,00	3,00
32	100,09_2_3	CT	False	143,00	200,00	188,00	0,00	11050,00	4700,00	1,00	0,00	2,00	2,00
33	120,09_2_3	CT	False	43,00	100,00	88,00	0,00	6800,00	2350,00	0,00	0,00	1,00	1,00
34	140,09_2_3	CT	False	43,00	100,00	88,00	0,00	6800,00	2350,00	0,00	0,00	1,00	1,00
35	0,09_3_3	CT	False	500,00	500,00	88,00	0,00	39600,00	24200,00	0,00	0,00	1,00	5,00
36	60,09_3_3	T	False	500,00	500,00	488,00	400,00	14700,00	900,00	3,00	4,00	4,00	5,00
37	80,09_3_3	T	False	500,00	500,00	488,00	400,00	14700,00	900,00	3,00	4,00	4,00	5,00
38	100,09_3_3	T	False	500,00	500,00	488,00	400,00	14700,00	900,00	3,00	4,00	4,00	5,00

Рисунок 1 - Фрагмент обучающей выборки

1.3. Ввод выборки в систему Aidos-X

Теперь, когда имеется обучающая выборка в формате *.xls, можно импортировать ее в систему Aidos-X.

Скопируем данную выборку в папку Inp_data и переименуем ее в Inp_data. Далее был использован универсальный программный интерфейс импорта данных в систему Aidos-X (режим 2.3.2.2), результат заполнения данной формы представлен на рисунке 2.

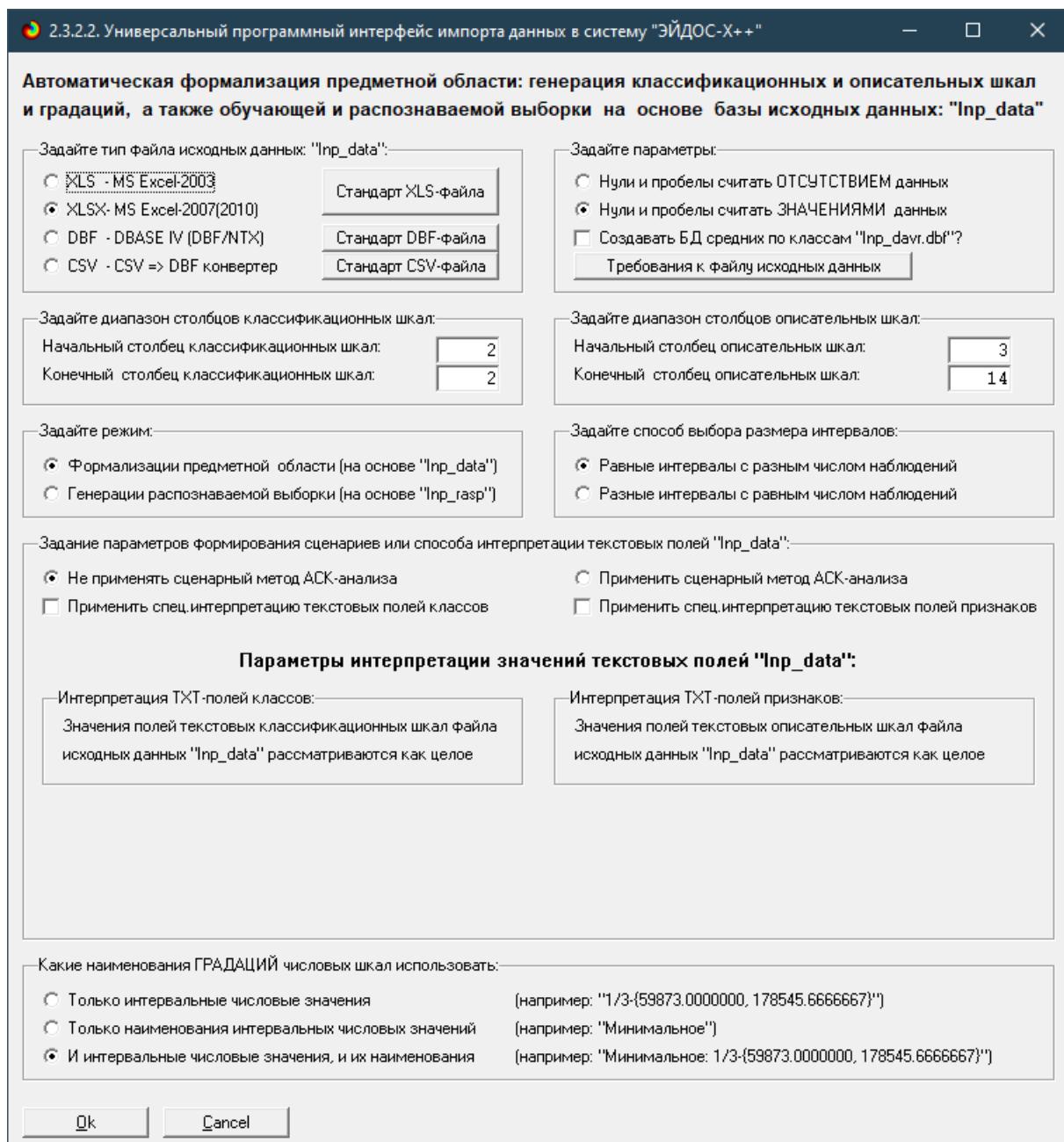


Рисунок 2 - Ввод обучающей выборки

Стоит отметить следующие настройки:

- Тип файла – xls;
- Классификационные шкалы – 2;
- Описательные шкалы – 3-11;
- Применяется спец. интерпретация текстовых полей признаков;

- В качестве признаков рассматриваются слова, без проведения лемитизации.

В форме задания размерности модели системы в описательных шкалах значение меняем на 5 (Рисунок 3).

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [2 x 57]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	11	55	5,00
Текстовые	1	2	2,00	1	2	2,00
ВСЕГО:	1	2	2,00	12	57	4,75

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

5

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

Рисунок 3 - Задание размерности модели системы Aidos-X

Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему Aidos-X представлен на рисунке 4.

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

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: 22:00:42 **Окончание:** 22:04:28

Прошло: 0:03:46 Осталось: 0:00:00

Ok

Рисунок 4 – Процесс импорта данных

Так как предварительно числовые шкалы были разбиты на интервалы, то перерасчет шкал после ввода выборки производить не надо. После импорта автоматически формируются классификационные и описательные

шкалы, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Тем самым этап формализации предметной области выполняется полностью автоматизировано.

Классификационная шкала представлена на рисунке 5, её можно просмотреть в режиме 2.1. Описательные шкалы – в режиме 2.2 (рисунок 6).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Назначение классификационной шкалы
Код градации	Назначение градации классификационной шкалы
1	ROUND_WINNER
1	СТ
	Т

Рисунок 5 - Классификационные шкалы и градации

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"			
Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	BOMB_PLANTED	3	Очень малое: 1/5{1.0000000, 100.8000000}
2	CT_HEALTH	4	Малое: 2/5{100.8000000, 200.6000000}
3	T_HEALTH	5	Среднее: 3/5{200.6000000, 300.4000000}
4	CT_ARMOR	6	Большое: 4/5{300.4000000, 400.2000000}
5	T_ARMOR	7	Очень большое: 5/5{400.2000000, 500.0000000}
6	CT_MONEY		
7	T_MONEY		
8	CT_HELMETS		
9	T_HELMETS		
10	CT_DEFUSE_KITS		
11	CT_PLAYERS_ALIVE		
12	T_PLAYERS_ALIVE		

Помощь Добавить шкалу Добавить градацию Копировать шкалу Копировать градацию Копировать шкалу с град. Чадал шкалу с град. Чадал град. шкалы Перекодировать Очистить Графики прошлых сценариев

Рисунок 6 - Описательные шкалы и градации (фрагмент)

Для ручного ввода-корректировки обучающей выборки существует режим 2.3.1, он представлен на рисунке 7. Установка значений описательных и классификационных шкал объектов осуществляется по их номерам.

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"			
Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	0,09_0_0		
2	60,09_0_0		
3	80,09_0_0		
4	100,09_0_0		
5	120,09_0_0		
6	143,51_0_0		
7	163,51_0_0		
8	0,09_0_1		
9	60,09_0_1		
10	80,09_0_1		
11	100,09_0_1		

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	2	0	0	0	1	1	7	12	13	18	23	28
					1	33	38	43	52	57	0	0

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

Рисунок 7 - Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы).

1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 8).

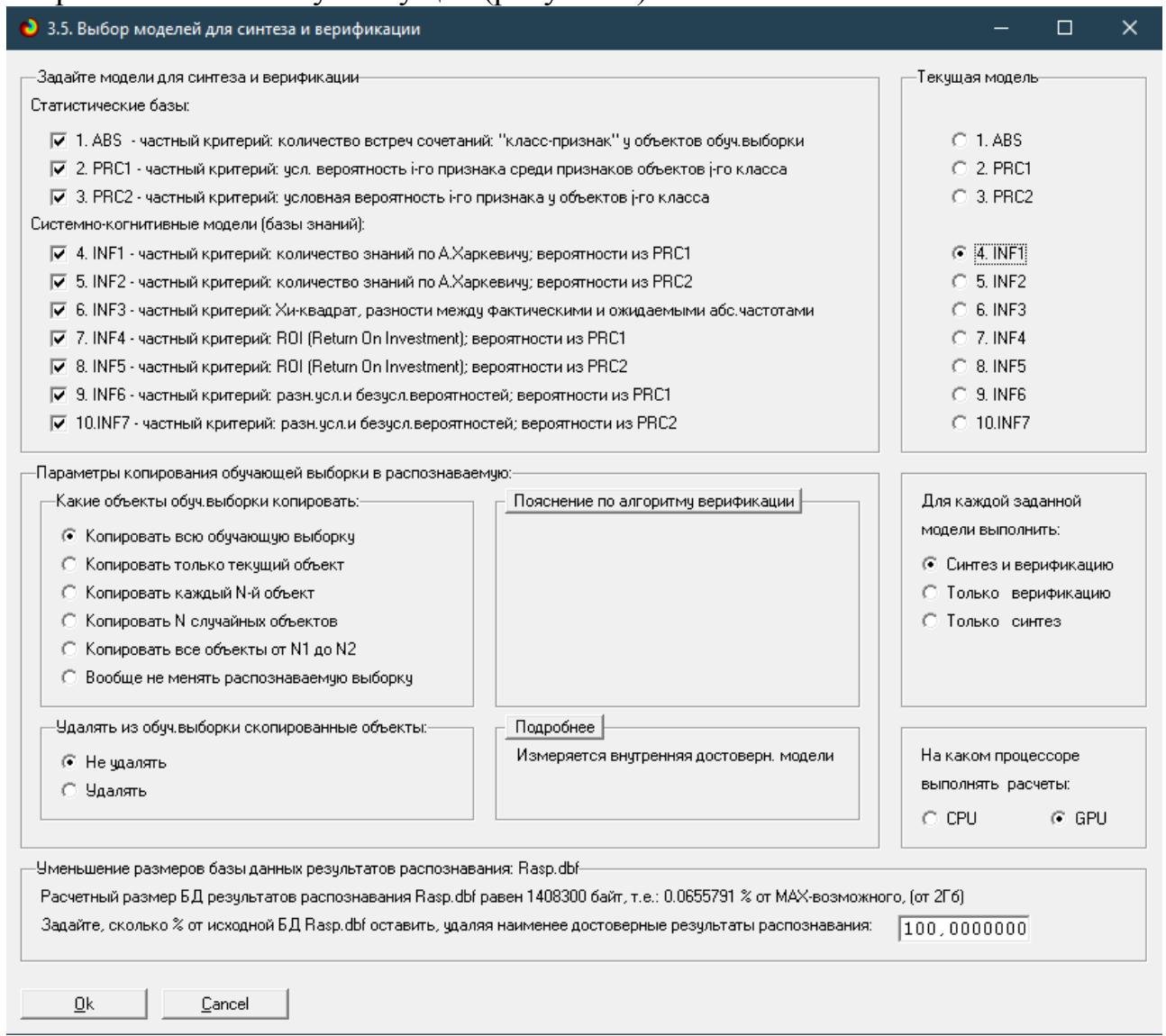


Рисунок 8 - Выбор моделей для синтеза и верификации

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей. Но мы используем параметры, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 8.

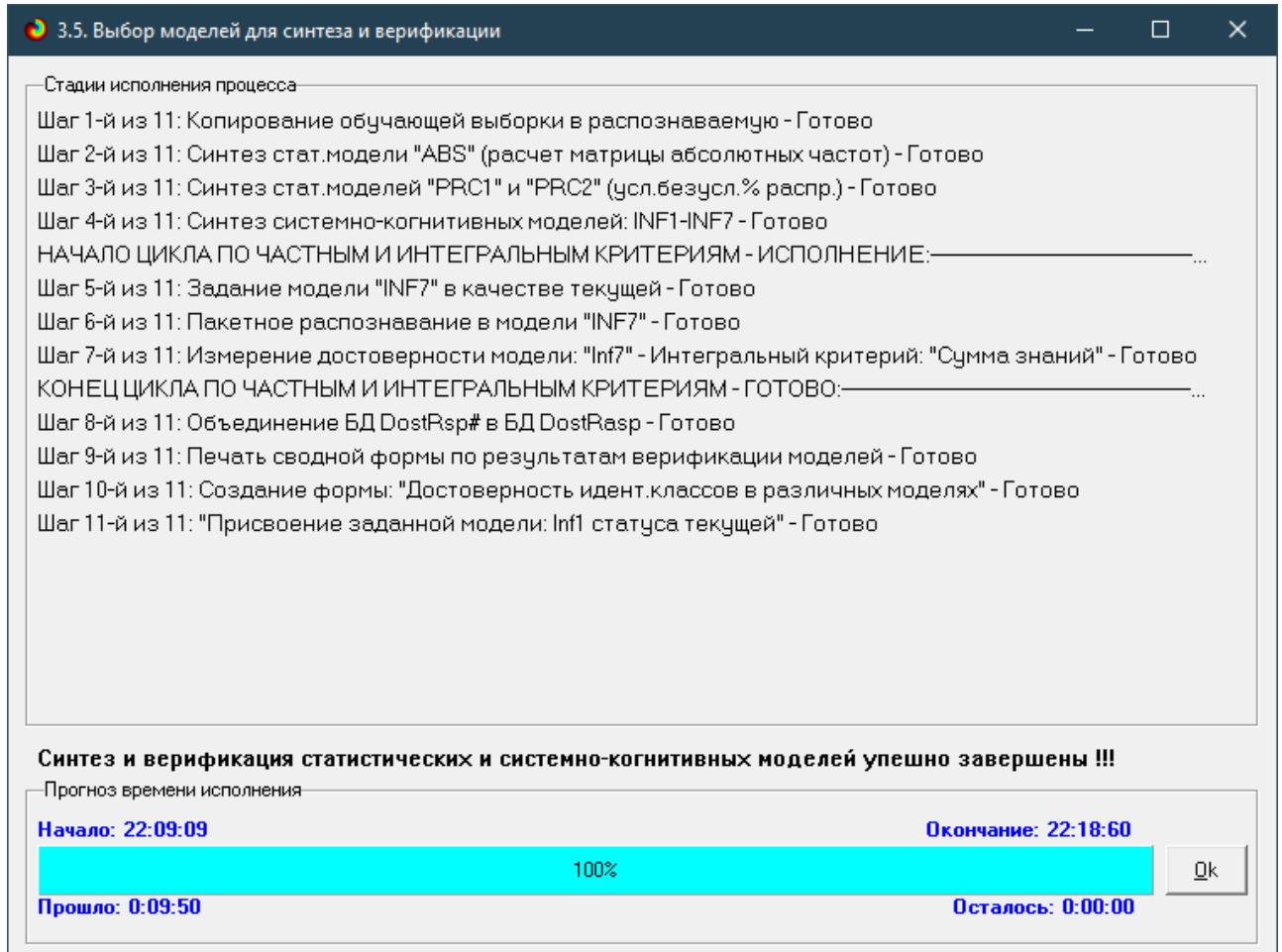


Рисунок 8 - Процесс исполнения режима 3.5

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 9 минут 50 секунд. При этом оценка достоверности моделей проводилась на 800 примерах наблюдения из обучающей выборки. После этого можно перейти непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

1.5. Виды моделей системы Aidos-X

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере нескольких моделей, в которой рассчитано количество информации по А. Харкевичу,

которое было получено по принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если известно, что у этого объекта есть некоторый признак.

То есть частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (рисунок 9) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (рисунок 10 и 11).

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучавборки"						
Код признака	Назначение описательной шкалы и градации	1 ROUND_WINNER_CST	2 ROUND_WINNER_T	Сумма	Среднее	Средн. квад. откл.
1	BOMB_PLANTED-False	6744	5998	12742	6371.00	527.50
2	BOMB_PLANTED-True	282	1057	1339	669.50	548.01
3	CT_HEALTH-Очень малое: 1/5(1.0000000, 100.800000)	126	723	849	424.50	422.14
4	CT_HEALTH-Малое: 2/5(100.800000, 200.600000)	329	738	1067	533.50	289.21
5	CT_HEALTH-Среднее: 3/5(200.600000, 300.400000)	546	654	1200	600.00	76.37
6	CT_HEALTH-Большое: 4/5(300.400000, 400.200000)	928	793	1721	860.50	95.46
7	CT_HEALTH-Очень большое: 5/5(400.200000, 500.000000)	5097	4147	9244	4622.00	671.75
8	T_HEALTH-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	702	151	853	426.50	389.62
9	T_HEALTH-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	542	427	969	484.50	81.32
10	T_HEALTH-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	631	748	1379	689.50	82.73
11	T_HEALTH-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	732	1036	1768	884.00	214.96
12	T_HEALTH-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	4419	4693	9112	4556.00	193.75
13	CT_ARMOR-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	513	2483	2996	1498.00	1393.00
14	CT_ARMOR-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	717	1052	1769	884.50	236.88
15	CT_ARMOR-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	1030	886	1916	958.00	101.82
16	CT_ARMOR-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	1509	997	2506	1253.00	362.04
17	CT_ARMOR-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	3257	1637	4894	2447.00	1145.51
18	T_ARMOR-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	2468	630	3098	1549.00	1299.66
19	T_ARMOR-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	748	712	1460	730.00	25.46
20	T_ARMOR-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	877	1293	2170	1085.00	294.16
21	T_ARMOR-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	1001	1436	2437	1218.50	307.59
22	T_ARMOR-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	1932	2984	4916	2458.00	743.88
23	CT_MONEY-Очень малое: 1/5(0.000000, 1600.000000)	5099	5961	11060	5530.00	609.53
24	CT_MONEY-Малое: 2/5(1600.000000, 3200.000000)	1480	934	2414	1207.00	386.08
25	CT_MONEY-Среднее: 3/5(3200.000000, 4800.000000)	316	93	409	204.50	157.68
26	CT_MONEY-Большое: 4/5(4800.000000, 6400.000000)	100	53	153	76.50	33.23

Рисунок 9 - Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1"						
Код признака	Назначение описательной шкалы и градации	1 ROUND_WINNER_CST	2 ROUND_WINNER_T	Сумма	Среднее	Средн. квад. откл.
1	BOMB_PLANTED-False	0.005	-0.005	0.000	0.000	0.007
2	BOMB_PLANTED-True	-0.072	0.038	-0.034	-0.017	0.077
3	CT_HEALTH-Очень малое: 1/5(1.0000000, 100.800000)	-0.101	0.044	-0.057	-0.028	0.102
4	CT_HEALTH-Малое: 2/5(100.800000, 200.600000)	-0.040	0.027	-0.013	-0.007	0.047
5	CT_HEALTH-Среднее: 3/5(200.600000, 300.400000)	-0.008	0.007	-0.001	0.000	0.010
6	CT_HEALTH-Большое: 4/5(300.400000, 400.200000)	0.006	-0.007	-0.001	0.000	0.009
7	CT_HEALTH-Очень большое: 5/5(400.200000, 500.000000)	0.008	-0.009	-0.001	0.000	0.012
8	T_HEALTH-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	0.042	-0.086	-0.045	-0.022	0.091
9	T_HEALTH-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	0.009	-0.011	-0.001	-0.001	0.014
10	T_HEALTH-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	-0.007	0.007	-0.001	0.000	0.010
11	T_HEALTH-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	-0.016	0.013	-0.002	-0.001	0.020
12	T_HEALTH-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	-0.002	0.002	0.000	0.000	0.003
13	CT_ARMOR-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	-0.089	0.042	-0.047	-0.024	0.092
14	CT_ARMOR-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	-0.017	0.014	-0.003	-0.002	0.022
15	CT_ARMOR-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	0.006	-0.007	0.000	0.000	0.009
16	CT_ARMOR-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	0.016	-0.019	-0.004	-0.002	0.025
17	CT_ARMOR-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	0.024	-0.034	-0.010	-0.005	0.041
18	T_ARMOR-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	0.039	-0.075	-0.036	-0.018	0.080
19	T_ARMOR-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	0.002	-0.002	0.000	0.000	0.003
20	T_ARMOR-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	-0.018	0.014	-0.003	-0.002	0.023
21	T_ARMOR-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	-0.016	0.013	-0.003	-0.001	0.021
22	T_ARMOR-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	-0.020	0.016	-0.004	-0.002	0.025
23	CT_MONEY-Очень малое: 1/5(0.000000, 1600.000000)	-0.007	0.006	-0.001	0.000	0.009
24	CT_MONEY-Малое: 2/5(1600.000000, 3200.000000)	0.017	-0.021	-0.004	-0.002	0.027
25	CT_MONEY-Среднее: 3/5(3200.000000, 4800.000000)	0.036	-0.066	-0.029	-0.015	0.072
26	CT_MONEY-Большое: 4/5(4800.000000, 6400.000000)	0.022	-0.031	-0.008	-0.004	0.038

Рисунок 10 - Модель INF1 (фрагмент)

Код признака	Название описательной шкалы и градации	1 ROUND_WINNER CT	2 ROUND_WINNER T	Сумма	Среднее	Средн квадр. откл.
1	BOMB_PLANTED-False	0.006	-0.007	0.000	0.000	0.009
2	BOMB_PLANTED-True	-0.090	0.048	-0.043	-0.021	0.097
3	CT_HEALTH-Очень малое: 1/5(1.0000000, 100.800000)	-0.127	0.056	-0.071	-0.036	0.129
4	CT_HEALTH-Малое: 2/5(100.800000, 200.600000)	-0.050	0.034	-0.017	-0.008	0.059
5	CT_HEALTH-Среднее: 3/5(200.600000, 300.400000)	-0.010	0.009	-0.001	0.000	0.013
6	CT_HEALTH-Большое: 4/5(300.400000, 400.200000)	0.008	-0.009	-0.001	0.000	0.012
7	CT_HEALTH-Очень большое: 5/5(400.200000, 500.000000)	0.010	-0.012	-0.001	-0.001	0.016
8	T_HEALTH-Очень малое: 1/5(10.000000, 100.000000)	0.052	-0.109	-0.057	-0.028	0.114
9	T_HEALTH-Малое: 2/5(100.000000, 300.000000)	0.012	-0.013	-0.001	-0.001	0.018
10	T_HEALTH-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	-0.009	0.008	-0.001	0.000	0.012
11	T_HEALTH-Большое: 4/5(300.000000, 500.000000)	-0.020	0.016	-0.003	-0.002	0.025
12	T_HEALTH-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	-0.003	0.003	0.000	0.000	0.004
13	CT_ARMOR-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	-0.112	0.053	-0.059	-0.030	0.116
14	CT_ARMOR-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	-0.022	0.018	-0.004	-0.002	0.028
15	CT_ARMOR-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	0.008	-0.008	-0.001	0.000	0.011
16	CT_ARMOR-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	0.020	-0.024	-0.004	-0.002	0.031
17	CT_ARMOR-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	0.030	-0.042	-0.012	-0.006	0.051
18	T_ARMOR-Очень малое: 1/5(0.000000, 100.000000)	0.049	-0.094	-0.045	-0.023	0.101
19	T_ARMOR-Малое: 2/5(100.000000, 200.000000)	0.003	-0.003	0.000	0.000	0.004
20	T_ARMOR-Среднее: 3/5(200.000000, 300.000000)	-0.022	0.018	-0.004	-0.002	0.028
21	T_ARMOR-Большое: 4/5(300.000000, 400.000000)	-0.020	0.017	-0.003	-0.002	0.026
22	T_ARMOR-Очень большое: 5/5(400.000000, 500.000000)	-0.025	0.020	-0.005	-0.002	0.032
23	CT_MONEY-Очень малое: 1/5(0.000000, 16000.000000)	-0.008	0.008	-0.001	0.000	0.011
24	CT_MONEY-Малое: 2/5(16000.000000, 32000.000000)	0.022	-0.027	-0.005	-0.003	0.034
25	CT_MONEY-Среднее: 3/5(32000.000000, 48000.000000)	0.046	-0.083	-0.037	-0.018	0.091
26	CT_MONEY-Большое: 4/5(48000.000000, 64000.000000)	0.028	-0.039	-0.010	-0.005	0.047

Рисунок 11 - Модель INF2 (фрагмент)

1.6. Результаты верификации моделей

Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями представлены на рисунке 12.

Название модели и частного критерия	Интегральный критерий	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модуля уровней сходства истинного и предложенного решений (STP)	Сумма модуля уровней сходства истинного и предложенного решений (STN)	Сумма модуля уровней сходства истинного и предложенного решений (SFP)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сходства истинного и предложенного решений	
1. ABS - частный критерий: количество встречи сочетаний "класс...":	Корреляция abs частот с общим	0.993	0.669	8512.792	16.952	7471.203	4.190	0.533	1.000	0.695	0.609
1. ABS - частный критерий: количество встречи сочетаний "класс...":	Сумма abs частот по признакам	1.000	0.667	10356.084	9664.372	9664.372	0.517	1.000	0.682	0.735	
2. PR1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.частот с общим	0.993	0.669	8512.792	16.952	7471.203	4.190	0.533	1.000	0.695	0.609
2. PR1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.частот по признакам	1.000	0.667	10377.259	9684.317	9684.317	0.517	1.000	0.682	0.737	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.частот с общим	0.993	0.669	8512.791	16.952	7471.202	4.190	0.533	1.000	0.695	0.609
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.частот по признакам	1.000	0.667	10377.259	9684.317	9684.317	0.517	1.000	0.682	0.737	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический разрезчик знаний	0.836	0.748	3238.308	2105.248	846.835	246.390	0.793	0.929	0.856	0.275
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	0.633	0.636	3072.135	233.615	658.877	0.868	0.700	0.775	0.173	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический разрезчик знаний	0.836	0.748	3239.302	2105.248	846.835	246.390	0.793	0.929	0.856	0.275
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	0.633	0.636	3072.768	233.615	658.877	0.868	0.700	0.775	0.173	
6. INF3 - частный критерий: Хинквадрат, различия между фактами...	0.728	0.728	3670.421	731.849	731.849	0.834	0.834	0.834	0.834	0.358	
6. INF3 - частный критерий: Хинквадрат, различия между фактами...	Сумма знаний	0.728	0.728	3670.423	3670.422	731.849	731.849	0.834	0.834	0.834	0.358
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический разрезчик знаний	0.734	0.734	2960.677	520.981	520.981	0.850	0.850	0.850	0.286	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.734	0.734	2961.839	516.834	516.476	0.851	0.852	0.851	0.287	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический разрезчик знаний	0.734	0.734	2960.677	520.981	520.981	0.850	0.850	0.850	0.286	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.734	0.734	2961.839	2962.196	516.476	0.851	0.852	0.851	0.287	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический разрезчик знаний	0.728	0.728	3670.421	731.849	731.849	0.834	0.834	0.834	0.358	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.728	0.728	3662.307	730.367	730.323	0.834	0.834	0.834	0.357	
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический разрезчик знаний	0.728	0.728	3670.422	731.849	731.849	0.834	0.834	0.834	0.358	
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.728	0.728	3663.370	730.367	730.323	0.834	0.834	0.834	0.357	

Рисунок 12 - Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверными в данном приложении оказались модели INF1 и INF2 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергена) составляет 0,748, а точность модели (L1-мера профессора Луценко) - 0,856. L1-мера профессора Луценко является более

достоверной, по сравнению с F-мерой Ван Ризбергена. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 100%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В.Луценко (рисунок 13).

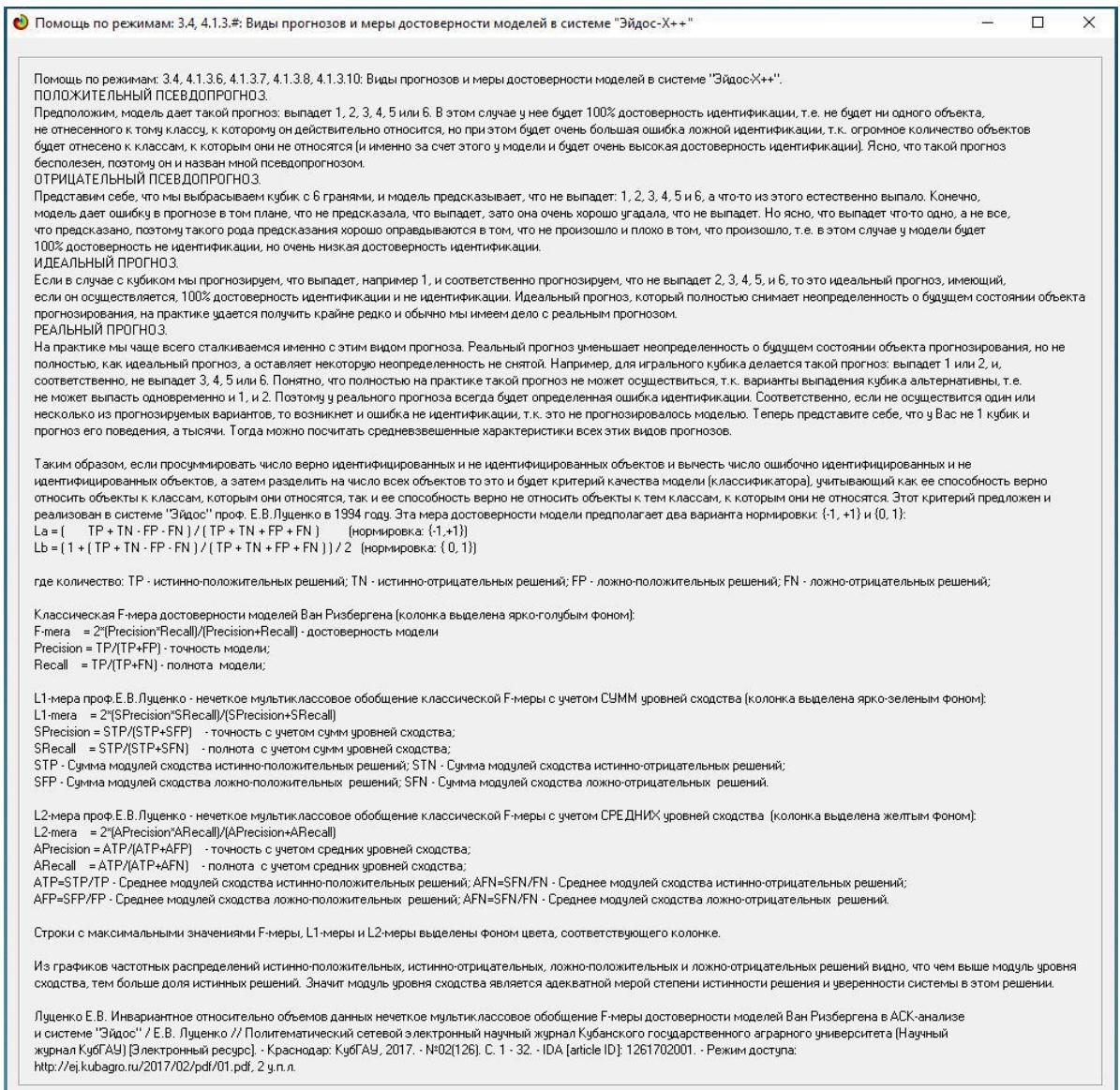


Рисунок 13- Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также необходимо обратить внимание на то, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и 21 интеллектуальных технологий. На рисунке 14 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF3.

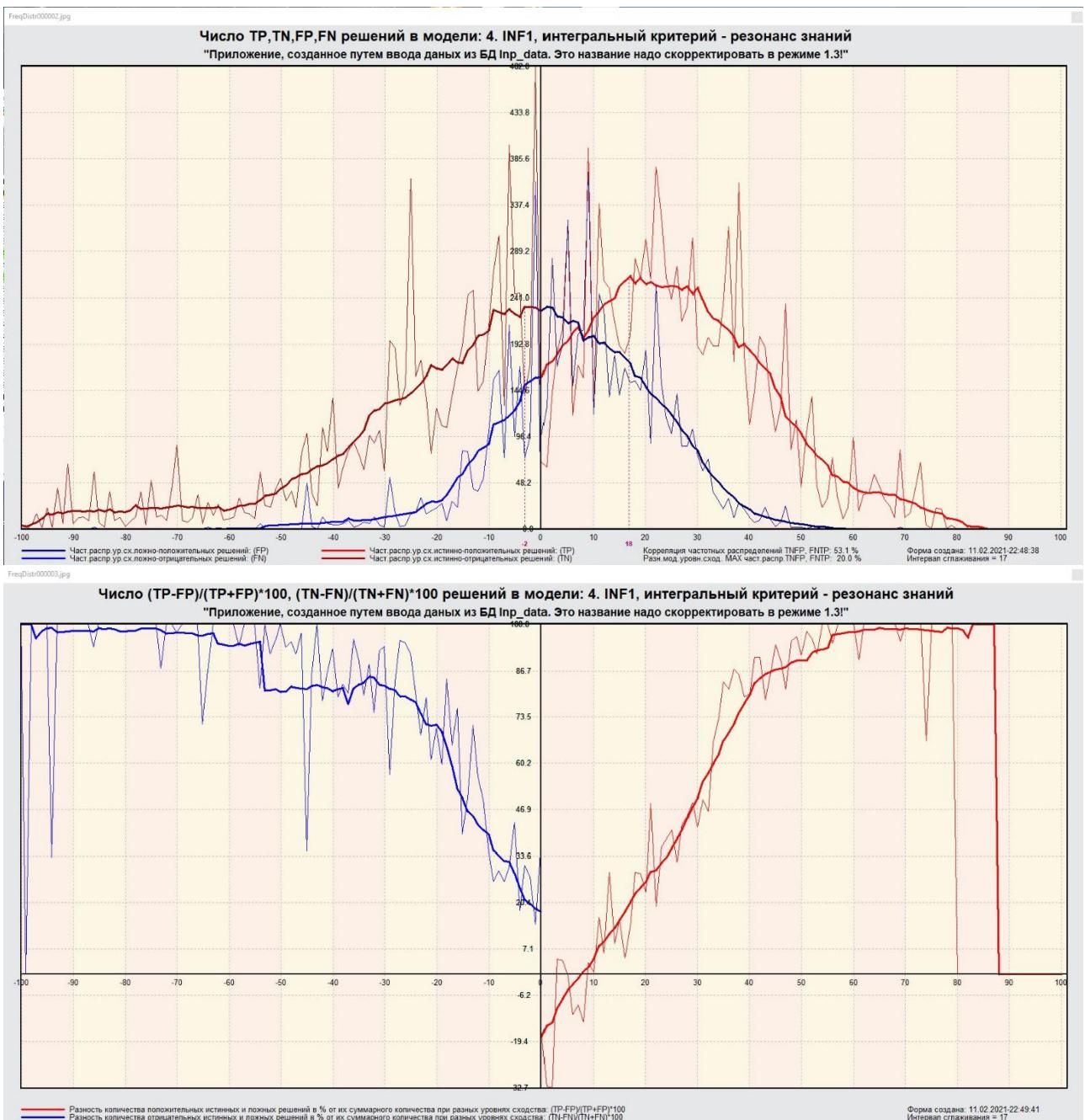


Рисунок 14 - Частотные распределения числа верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели INF1

Из рисунка 14 видно, что:

- наиболее модель INF1 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность;
- модуль уровня сходства-различия в модели INF1 для верно идентифицированных и верно не идентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно не идентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 20% уровня сходства. Для уровней сходства-различия более 25% ошибочно идентифицированные и не идентифицированными ситуации практически отсутствует.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF1 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

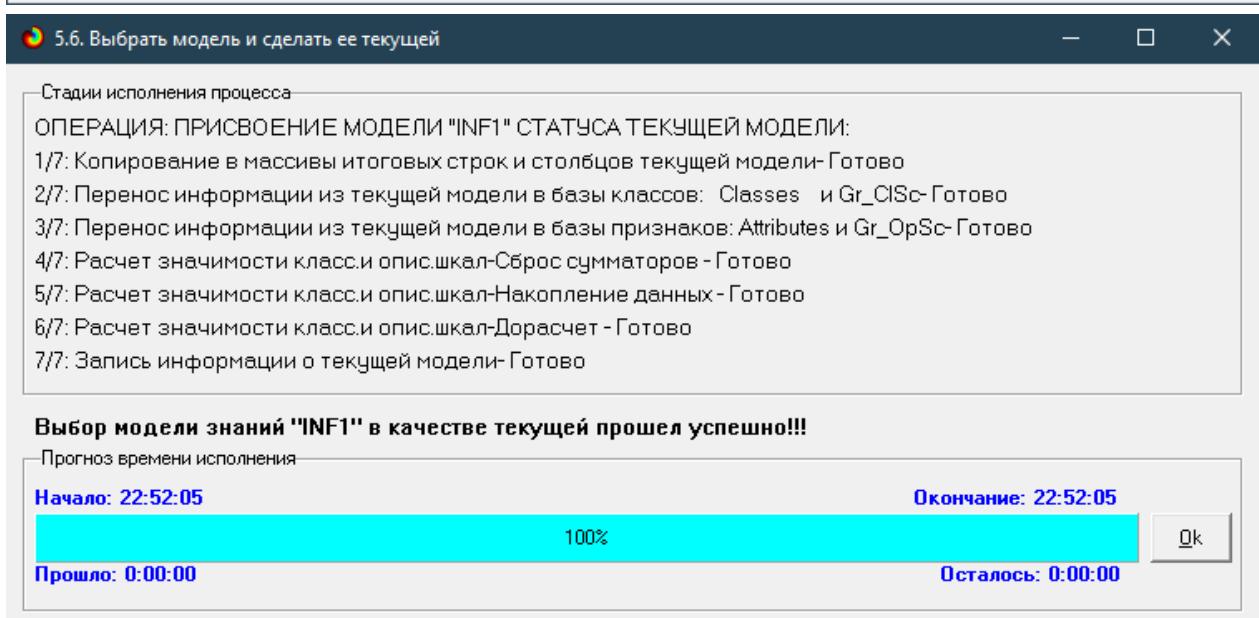
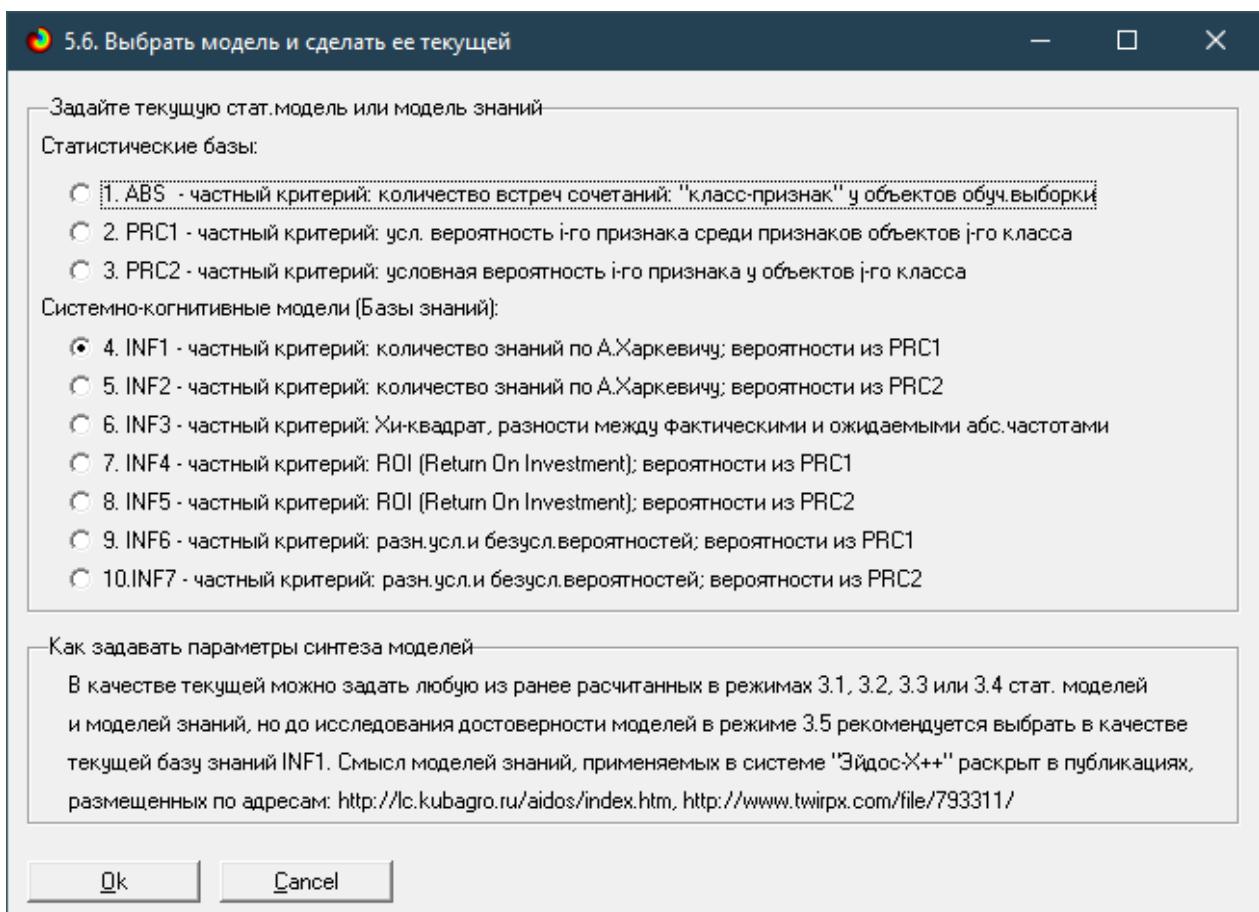


Рисунок 15 - Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

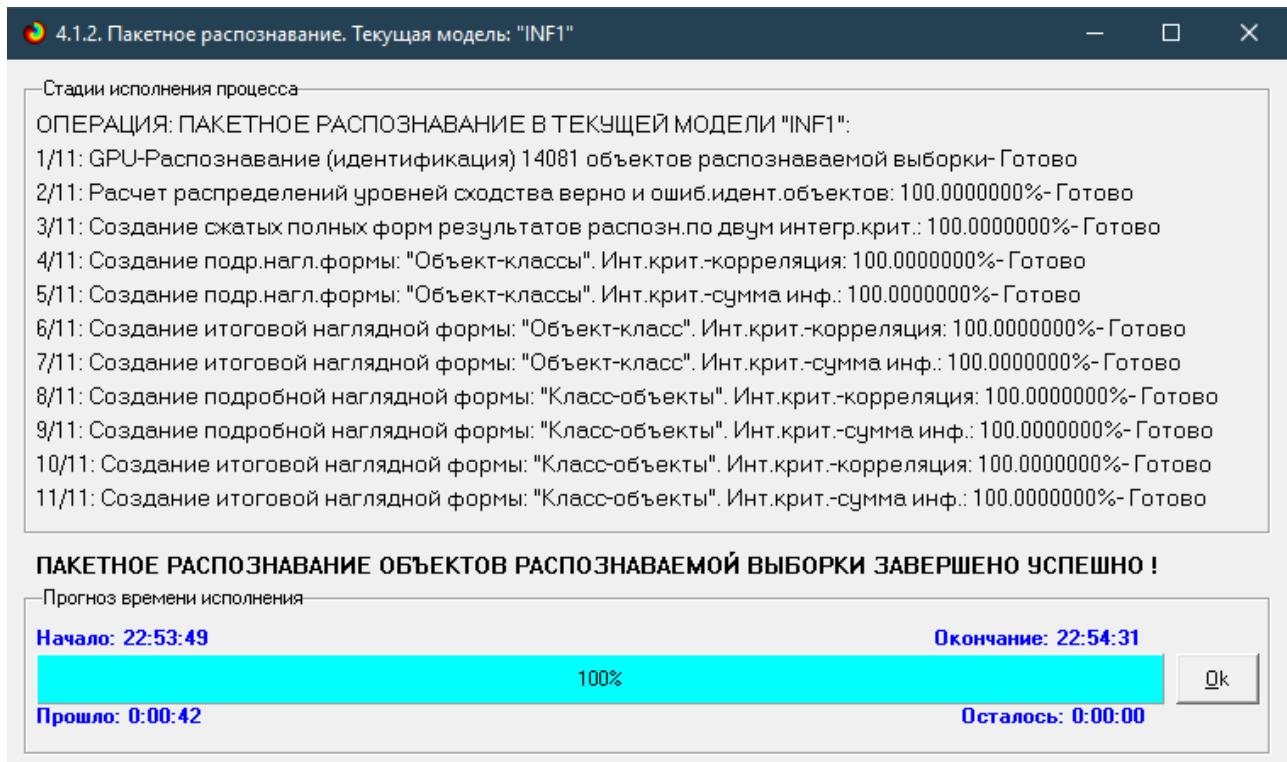


Рисунок 16 - Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

В результате пакетного распознавания в текущей модели создается ряд баз данных, которые визуализируются в выходных экранных формах, отражающих результаты решения задачи идентификации и прогнозирования.

Режим 4.1.3 системы Aidos-X обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
 2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
 3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
 4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
 5. Подробно сжато: "Объект – классы".
 6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.
 7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.

8. Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.

9. Распознавание уровня сходства при разных моделях и интегральных критериях.

10. Достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях.

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 17 и 18 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели INF1 на основе наблюдения предыстории их развития:

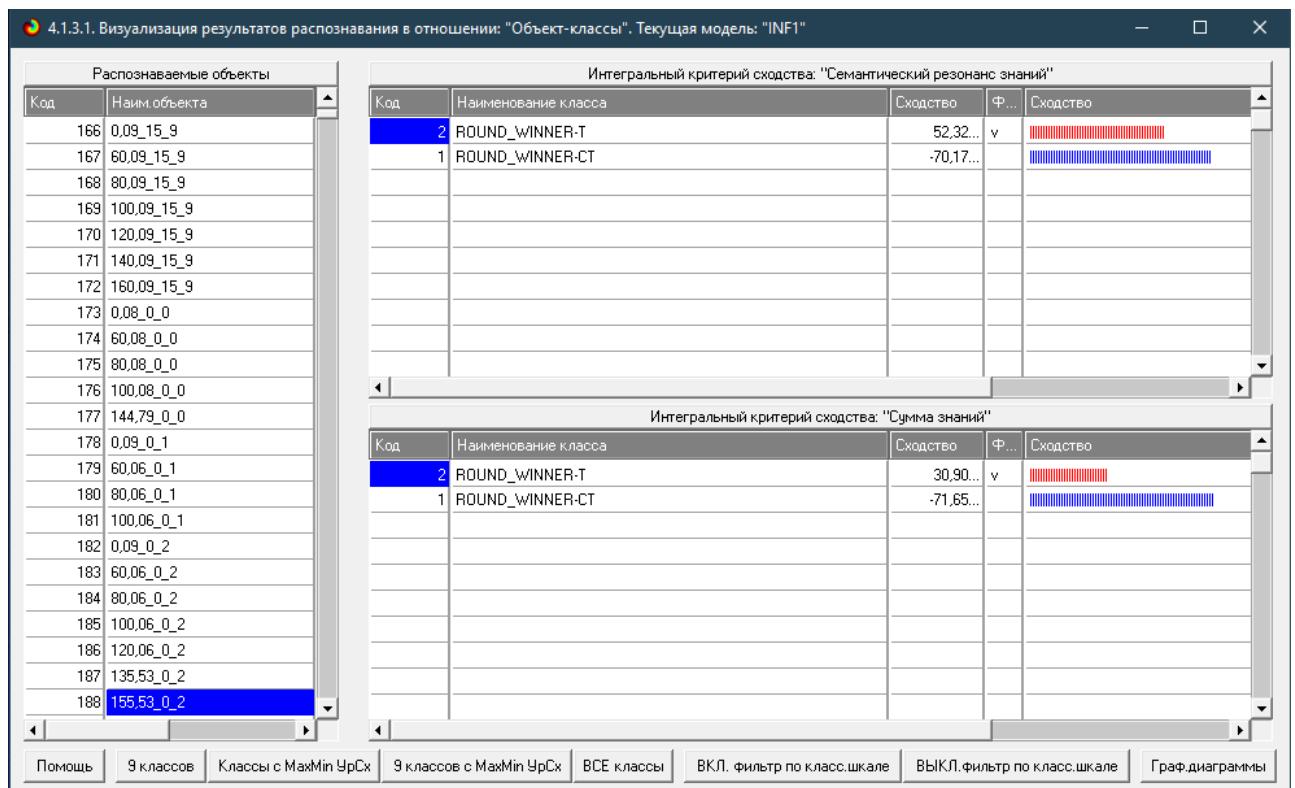


Рисунок 17. Пример идентификации объектов в модели INF1

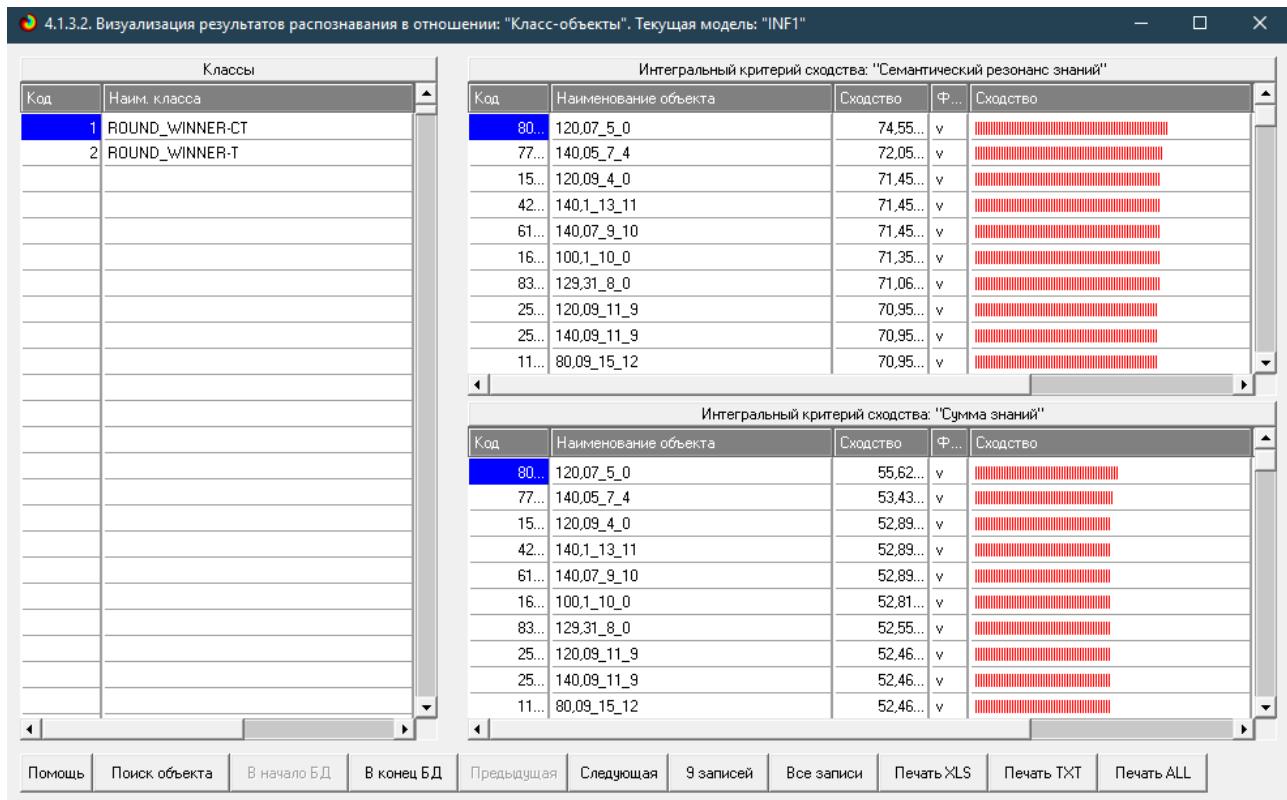


Рисунок 18. Пример идентификации классов в модели INF1

2.2. Кластерно-конструктивный анализ

Сходство-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений показателей. Результаты сравнения классов по системе характерных приведены на рисунке 19:

Рисунок 19 - Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

На рисунке 20 представлена семантическая сеть классов в модели «INF1».



Рисунок 20 - Семантическая 2D сеть классов

ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
"Определение зависимости типа покемонов от их характеристик на основе АСК анализа данных с портала Kaggle"

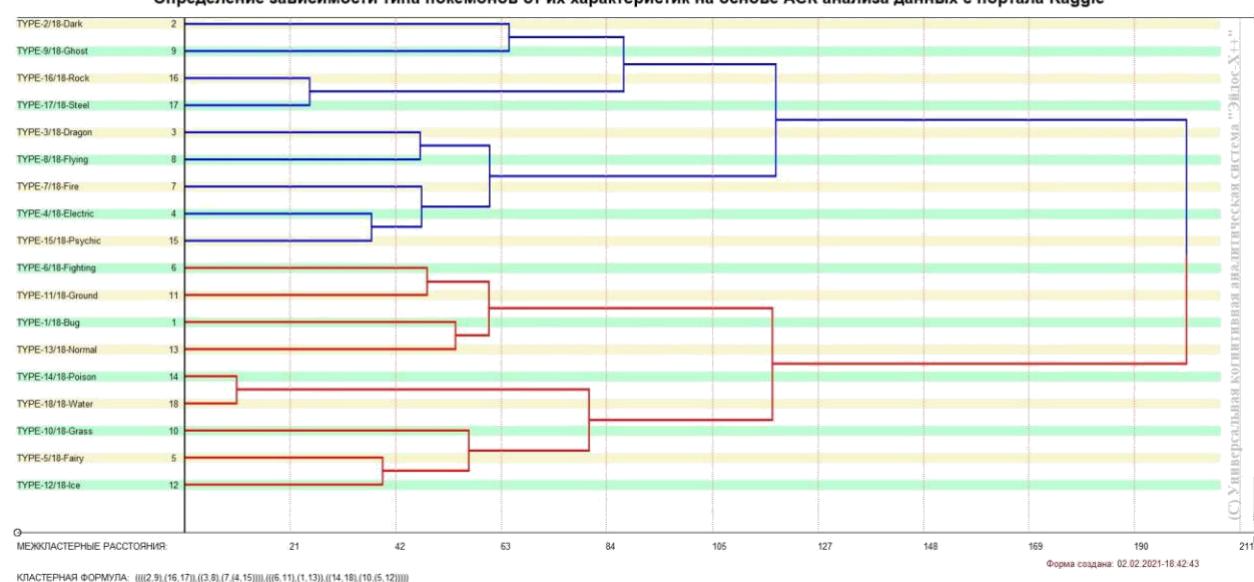


Рисунок 21 – Агломеративная дендрограмма классов

ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3"
"Определение зависимости типа покемонов от их характеристик на основе АСК анализа данных с портала Kaggle"

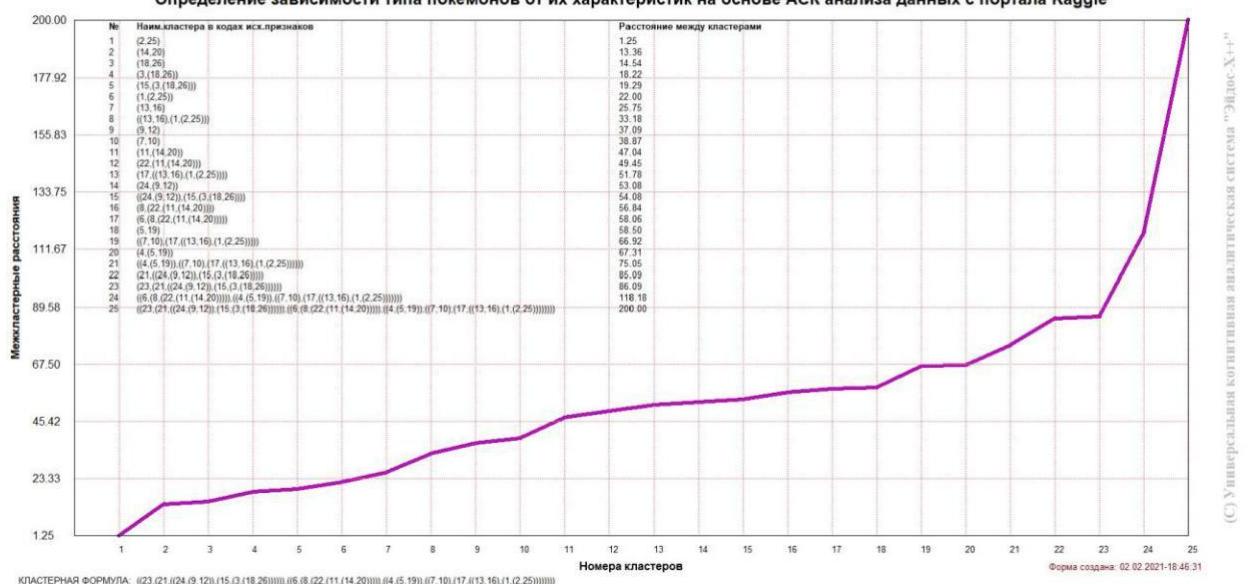


Рисунок 22 – График межклusterных расстояний классов

2.3. Нелокальные нейронные сети и нейтроны

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует нелокальную нейронную сеть.

Рассмотрим пару примеров, возвращаясь к нашим задачам.

На рисунке 23 изображено графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X

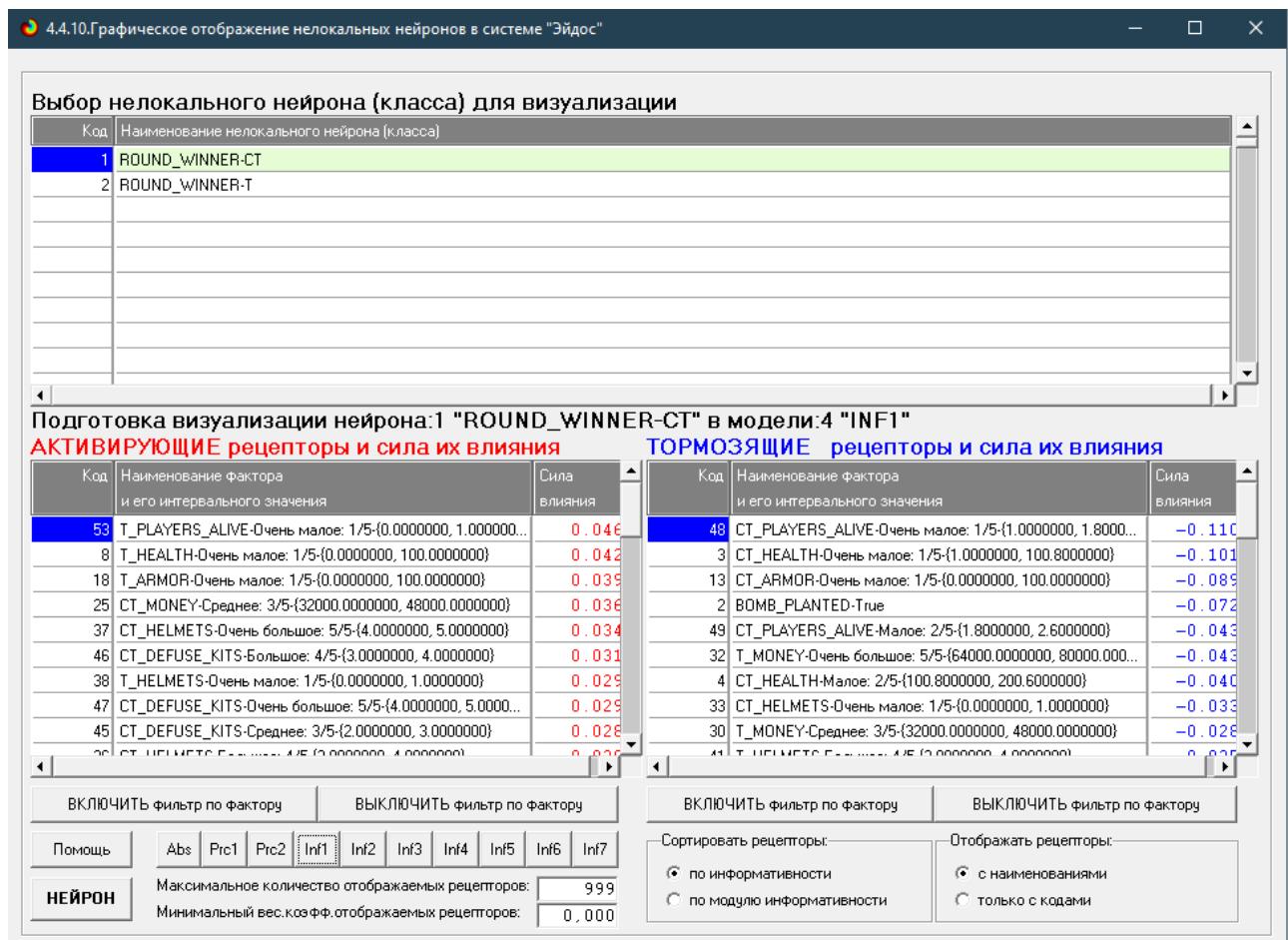


Рисунок 24 - Графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X

Для каждого технологического фактора в соответствии с предложенной моделью определяется величина и направление его влияния на осуществление всех желаемых и не желаемых хозяйственных ситуаций. Для каждой ситуации эта информация отображается в различных текстовых и

графических формах, в частности в форме нелокального нейрона (рисунок 25). На данной диаграмме цвет линии означает знак связи (красный – положительная, синий – отрицательная), а толщина – ее модуль.

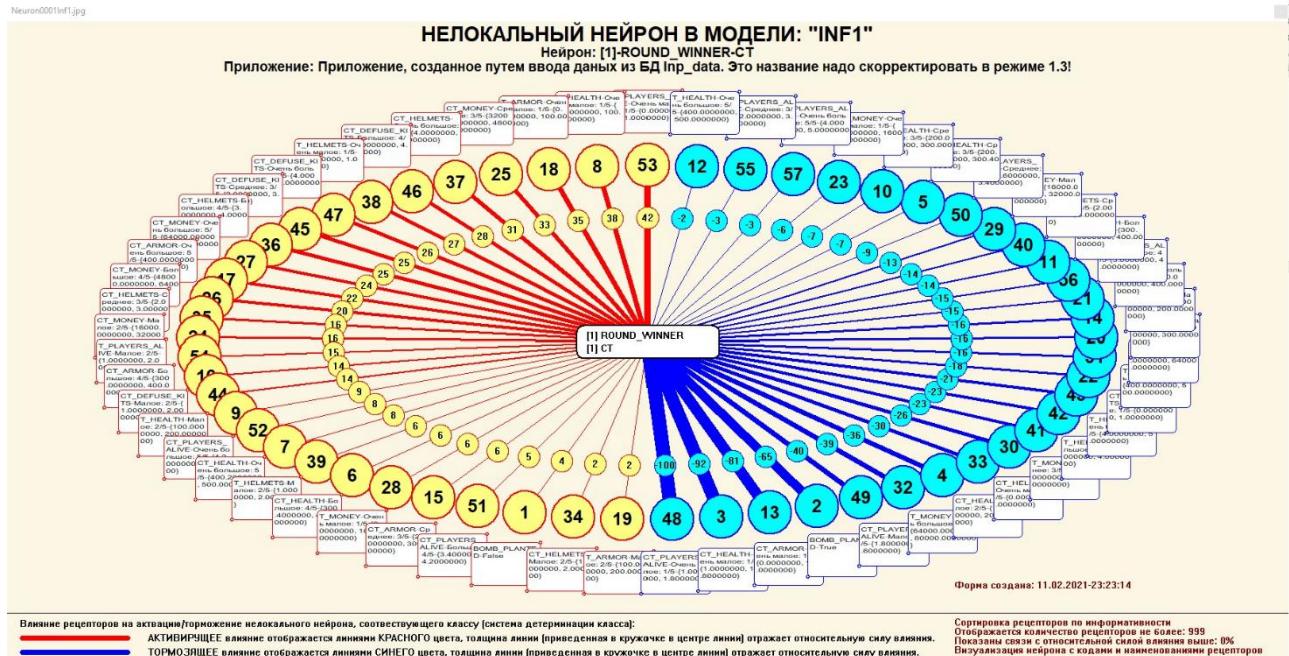


Рисунок 25 - Нелокальный нейрон в модели “INF1”

Дополнение модели нейрона связями факторов позволяет построить классическую когнитивную карту ситуации (будущего состояния АОУ). Детальная внутренняя структура любой связи отображается в форме инвертированной когнитивной диаграммы (рисунок 26). Необходимо отметить, что все указанные графические формы генерируются системой Aidos-X автоматически в соответствии с созданной моделью[9].

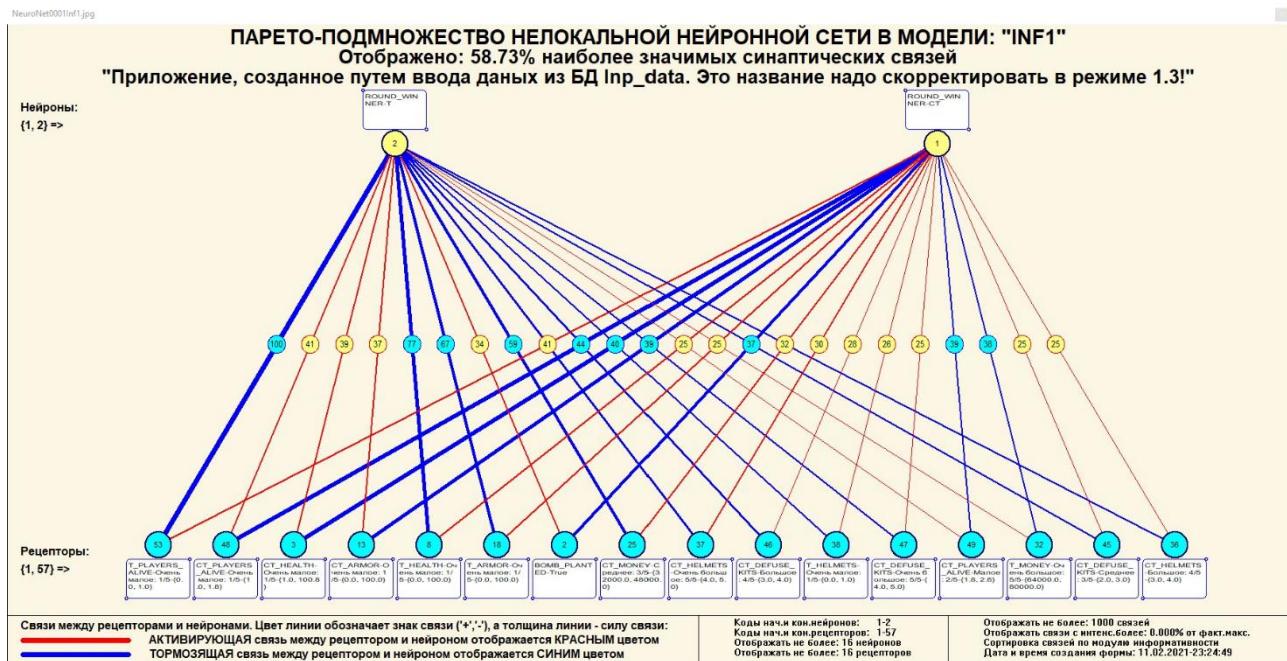


Рисунок 26 - Паретто – подмножество нелокальной нейронной сети

2.4. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом 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 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 профессионального опыта и 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 около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система Aidos-X. Данная система

всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: Aidos-X++ предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 27).

На рисунке 28 приведен пример табличной выходной формы количественного автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos.

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления					
Код	Наименование класса		Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	ROUND_WINNER-CT		0.0331335	84312	0.0000000
2	ROUND_WINNER-T		0.0328483	84660	0.0000000
SWOT-анализ класса:1 "ROUND_WINNER-CT" в модели:4 "INF1"					
Способствующие факторы и сила их влияния			Препятствующие факторы и сила их влияния		
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния	Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
53	T_PLAYERS_ALIVE-Очень малое: 1/5-(0.0000000, 1...	0.046	48	CT_PLAYERS_ALIVE-Очень малое: 1/5-(1.0000000, ...	-0.110
8	T_HEALTH-Очень малое: 1/5-(0.0000000, 100.00000...	0.042	3	CT_HEALTH-Очень малое: 1/5-(1.0000000, 100.8000...	-0.101
18	T_ARMOR-Очень малое: 1/5-(0.0000000, 100.00000...	0.039	13	CT_ARMOR-Очень малое: 1/5-(0.0000000, 100.0000...	-0.089
25	CT_MONEY-Среднее: 3/5-(32000.0000000, 48000.00...	0.036	2	BOMB_PLANTED-True	-0.072
37	CT_HELMETS-Очень большое: 5/5-(4.0000000, 5.000...	0.034	49	CT_PLAYERS_ALIVE-Малое: 2/5-(1.8000000, 2.6000...	-0.043
46	CT_DEFUSE_KITS-Большое: 4/5-(3.0000000, 4.0000...	0.031	32	T_MONEY-Очень большое: 5/5-(64000.0000000, 800...	-0.043
38	T_HELMETS-Очень малое: 1/5-(0.0000000, 1.000000)	0.029	4	CT_HEALTH-Малое: 2/5-(100.8000000, 200.6000000)	-0.040
47	CT_DEFUSE_KITS-Очень большое: 5/5-(4.0000000, ...	0.029	33	CT_HELMETS-Очень малое: 1/5-(0.0000000, 1.00000...	-0.033
45	CT_DEFUSE_KITS-Среднее: 3/5-(2.0000000, 3.00000...	0.028	30	T_MONEY-Среднее: 3/5-(32000.0000000, 48000.0000...	-0.028
36	CT_HELMETS-Большое: 4/5-(3.0000000, 4.0000000)	0.028	41	T_HELMETS-Большое: 4/5-(3.0000000, 4.0000000)	-0.025
27	CT_MONEY-Очень большое: 5/5-(64000.0000000, 80...	0.027	42	T_HELMETS-Очень большое: 5/5-(4.0000000, 5.0000...	-0.025
17	CT_ARMOR-Очень большое: 5/5-(400.0000000, 500...	0.024	43	CT_DEFUSE_KITS-Очень малое: 1/5-(0.0000000, 1.0...	-0.024
26	CT_MONEY-Большое: 4/5-(48000.0000000, 64000.00...	0.022	22	T_ARMOR-Очень большое: 5/5-(400.0000000, 500.00...	-0.020
35	CT_HF1_MFTS-Среднее: 3/5-(2.0000000, 3.0000000)	0.018	31	T_MONEY-Большое: 4/5-(48000.0000000, 64000.0000...	-0.018
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору			ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору		
Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 SWOT-диаграмма					

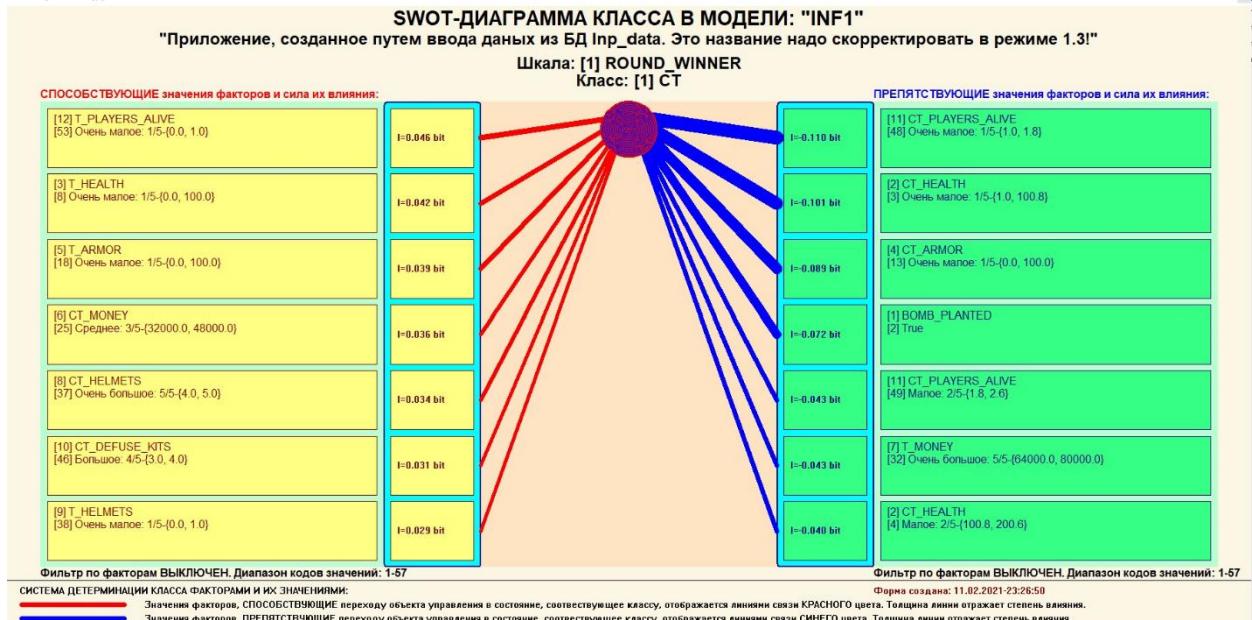


Рисунок 27 - Пример SWOT-матрицы в модели INF1

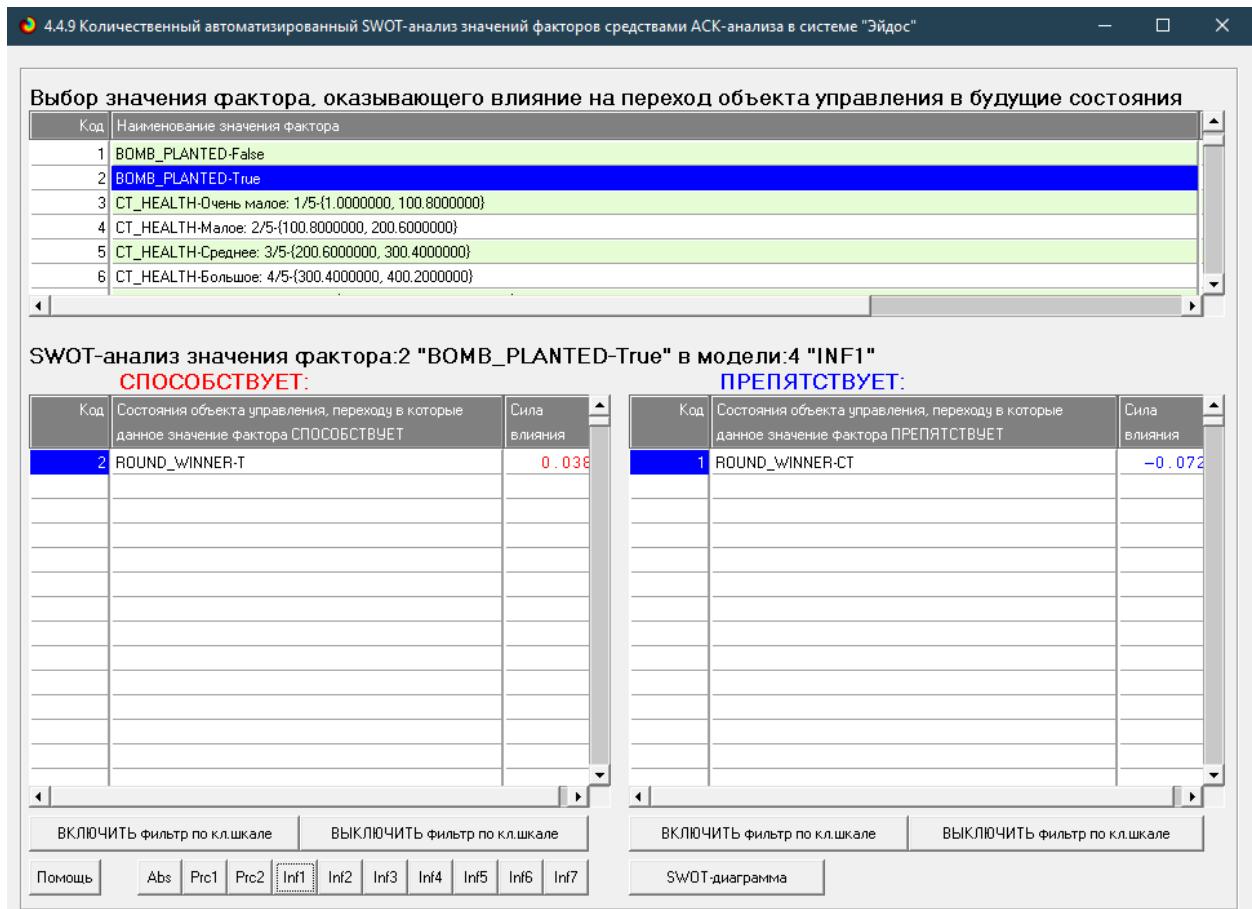


Рисунок 28 - Табличная выходная форма количественного

автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos

На рисунке 29 приведен пример графической выходной формы количественного автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos.

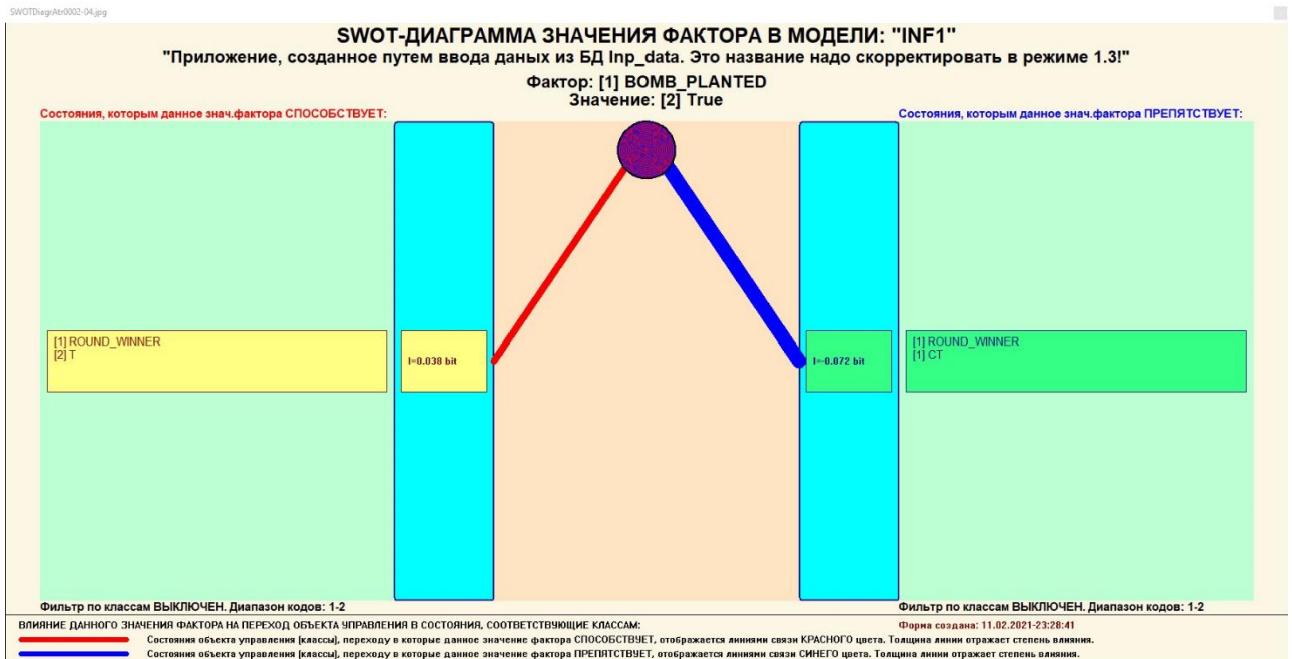


Рисунок 29 - Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы Aidos

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную электронную базу Kaggle.

Сверхзадачей искусственного интеллекта является построение компьютерной интеллектуальной системы, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его.

Самую существенную часть систем искусственного интеллекта составляют экспертные системы. Экспертная система обычно определяется как программа ЭВМ, моделирующая действия эксперта человека при решении задач в узкой предметной области: составление базы знаний и накопления их.

В данной курсовой работе был показано построение модели определения победителя в раунде на карте de_overpass в игре CS:GO в зависимости от различных показателей системой искусственного интеллекта "Aidos-X++" с использованием общедоступной базы данных «CS:GO Round Winner Classification». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF1, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,856, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 49,4%.

АСК-анализ текстов позволяет:

- формировать обобщенные лингвистические образы классов (семантические ядра) на основе фрагментов или примеров относящихся к ним текстов на любом языке;

- количественно сравнивать лингвистический образ конкретного человека, или описание объекта, процесса с обобщенными лингвистическими образами групп (классов);
- сравнивать обобщенные лингвистические образы классов друг с другом и создавать их кластеры и конструкты;
- исследовать моделируемую предметную область путем исследования ее лингвистической системно-когнитивной модели;
- проводить интеллектуальную атрибуцию текстов, т.е. определять вероятное авторство анонимных и псевдонимных текстов, датировку, жанр и смысловую направленность содержания текстов;
- все это можно делать для любого естественного или искусственного языка или системы кодирования.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.3.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.
4. [Электронный ресурс]. Статья "CS:GO Round Winner Classification": <https://www.kaggle.com/christianlillelund/csgo-round-winner-classification>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.анг.
5. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.рус.
6. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>, 2,062 у.п.л.. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057>.
7. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.
8. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.
9. Луценко Е.В. Синтез семантических ядер научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификации статей по научным специальностям с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» (на примере Научного журнала КубГАУ и его научных специальностей: механизации, агрономии и ветеринарии) / Е.В. Луценко, Н.В. Андрафанова, Н.В. Потапова // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №01(145). С. 31 – 102. – IDA [article ID]: 1451901033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/01/pdf/33.pdf>, 4,5 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Формирование семантического ядра ветеринарии путем автоматизированного системно-когнитивного анализа паспортов научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификация текстов по направлениям науки / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2018. – №10(144). С. 44 – 102. – IDA [article ID]: 1441810033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2018/10/pdf/33.pdf>, 3,688 у.п.л.
11. Луценко Е.В. Интеллектуальная привязка некорректных ссылок к литературным источникам в библиографических базах данных с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» (на примере Российского индекса научного цитирования – РИНЦ) / Е.В. Луценко, В.А. Глухов // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №01(125). С. 1 – 65. – IDA [article ID]: 1251701001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/01/pdf/01.pdf>, 4,062 у.п.л.
12. Луценко Е.В. Применение АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" для решения в общем виде задачи идентификации литературных источников и авторов по стандартным, нестандартным и некорректным библиографическим описаниям / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №09(103). С. 498 – 544. – IDA [article ID]: 1031409032. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/09/pdf/32.pdf>, 2,938 у.п.л.
13. Луценко Е.В. АСК-анализ проблематики статей Научного журнала КубГАУ в динамике / Е.В. Луценко, В.И. Лойко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №06(100). С. 109 – 145. – IDA [article ID]: 1001406007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/07.pdf>, 2,312 у.п.л.
14. Луценко Е.В. Атрибуция анонимных и псевдонимных текстов в системно-когнитивном анализе / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 44 – 64. – IDA [article ID]: 0050403003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/03.pdf>, 1,312 у.п.л.
15. Луценко Е.В. Атрибуция текстов, как обобщенная задача идентификации и прогнозирования / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 146 – 164. – IDA [article ID]: 0020302013. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/13.pdf>, 1,188 у.п.л.
16. Луценко Д.С., Луценко Е.В. Интеллектуальная датировка текста, определение авторства и жанра на примере русской литературы XIX и XX веков, 2020 // Статья в открытом архиве. 38 с. – DOI: [10.13140/RG.2.2.28824.01281, https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43796415](https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43796415)
17. Lutsenko D.S., Lutsenko E.V. Intellectual attribution of literary texts (finding the dates of the text, determining authorship and genre on the example of russian literature of the XIX and XX centuries), 2020 // Статья в открытом архиве. 9 p. – DOI: [10.13140/RG.2.2.15349.81122, https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43794562](https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43794562)