

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ популярности игровых платформ в мировом рейтинге продаваемости видеоигр на основе АСК-анализа данных портала Kaggle»

Выполнил студент группы: ИТ1941 Фоменко Александр Владимирович

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 образовательное учреждение высшего
образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ И.Т.
ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики

**РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу**

Студента Фоменко Александра Владимиоровича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ1941

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы «АСК-анализ популярности игровых платформ в
мировом рейтинге продаваемости видеоигр 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	Оценка соответствия («неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо», «отлично»)
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 популярности игровых платформ в мировом рейтинге продаваемости видеоигр на основе ACK-анализа данных 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.....	32
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	34

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 определение популярности игровых платформ в мировом рейтинге продаваемости видеоигр на основе АСК-анализа данных 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 «Video games sales» 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 Excel в базы данных системы Aidos-X.
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 «Video Game Sales»

<https://www.kaggle.com/gregorut/videogamesales>

Csv файл содержит следующие данные:

Name – Название игры;

Platform – Название платформы.

Year Год выпуска игры.

Genre Жанр игры.

Publisher Издатель игры.

NA_Sales Продажи в NA.

EU_Sales Продажи в EU.

JP_Sales Продажи в JP.

Other_Sales Продажи в прочих странах.

Global_Sales Общий мировой рейтинг продаж.

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>

После конвертации необходимо добавить еще один столбец, в данном случае было решено дублировать столбец, содержащий наименования игр. Также данный столбец был переименован в «Name» и размещен в таблице между столбцами «Platform» и «Year» (Рисунок 1).

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	
Name	Platform	Name	Year	Genre	Publisher	NA_Sales	EU_Sales	JP_Sales	Other_Sal	Global_Sal	
2	Wii Sports	Wii	Wii Sports	2006	Sports	Nintendo	41,49	29,02	3,77	8,46	82,74
3	Super Mario Bros	NES	Super Mario	1985	Platform	Nintendo	29,08	3,58	6,81	0,77	40,24
4	Mario Kart Wii	Wii	Mario Kart	2008	Racing	Nintendo	15,85	12,88	3,79	3,31	35,82
5	Wii Sports Reso	Wii	Wii Sports	2009	Sports	Nintendo	15,75	11,01	3,28	2,96	33
6	Pokemon Red/F	GB	Pokemon	1996	Role-Play	Nintendo	11,27	8,89	10,22	1	31,37
7	Tetris	GB	Tetris	1989	Puzzle	Nintendo	23,2	2,26	4,22	0,58	30,26
8	New Super Mar	DS	New Supe	2006	Platform	Nintendo	11,38	9,23	6,5	2,9	30,01
9	Wii Play	Wii	Wii Play	2006	Misc	Nintendo	14,03	9,2	2,93	2,85	29,02
10	New Super Mar	Wii	New Supe	2009	Platform	Nintendo	14,59	7,06	4,7	2,26	28,62
11	Duck Hunt	NES	Duck Hunt	1984	Shooter	Nintendo	26,93	0,63	0,28	0,47	28,31
12	Nintendogs	DS	Nintendog	2005	Simulatio	Nintendo	9,07	11	1,93	2,75	24,76
13	Mario Kart DS	DS	Mario Kart	2005	Racing	Nintendo	9,81	7,57	4,13	1,92	23,42
14	Pokemon Gold/F	GB	Pokemon	1999	Role-Play	Nintendo	9	6,18	7,2	0,71	23,1
15	Wii Fit	Wii	Wii Fit	2007	Sports	Nintendo	8,94	8,03	3,6	2,15	22,72
16	Wii Fit Plus	Wii	Wii Fit Plu	2009	Sports	Nintendo	9,09	8,59	2,53	1,79	22
17	Kinect Adventur	X360	Kinect Adv	2010	Misc	Microsoft	14,97	4,94	0,24	1,67	21,82
18	Grand Theft Aut	PS3	Grand The	2013	Action	Take-Two	7,01	9,27	0,97	4,14	21,4
19	Grand Theft Aut	PS2	Grand The	2004	Action	Take-Two	9,43	0,4	0,41	10,57	20,81
20	Super Mario Wo	SNES	Super Mar	1990	Platform	Nintendo	12,78	3,75	3,54	0,55	20,61
21	Brain Age: Train	DS	Brain Age:	2005	Misc	Nintendo	4,75	9,26	4,16	2,05	20,22
22	Pokemon Diamond	DS	Pokemon	2006	Role-Play	Nintendo	6,42	4,52	6,04	1,37	18,36
23	Super Mario Land	GB	Super Mar	1989	Platform	Nintendo	10,83	2,71	4,18	0,42	18,14
24	Super Mario Bros	NES	Super Mar	1988	Platform	Nintendo	9,54	3,44	3,84	0,46	17,28
25	Grand Theft Aut	X360	Grand The	2013	Action	Take-Two	9,63	5,31	0,06	1,38	16,38
26	Grand Theft Aut	PS2	Grand The	2002	Action	Take-Two	8,41	5,49	0,47	1,78	16,15
27	Pokemon Ruby/G	GBA	Pokemon	2002	Role-Play	Nintendo	6,06	3,9	5,38	0,5	15,85
28	Pokemon Black/	DS	Pokemon	2010	Role-Play	Nintendo	5,57	3,28	5,65	0,82	15,32
29	Brain Age 2: Mo	DS	Brain Age	2005	Puzzle	Nintendo	3,44	5,36	5,32	1,18	15,3
30	Gran Turismo 3: PS2	PS2	Gran Turis	2001	Racing	Sony Com	6,85	5,09	1,87	1,16	14,98
31	Call of Duty: Mo	X360	Call of Dut	2011	Shooter	Activision	9,03	4,28	0,13	1,32	14,76
32	Pokémon Yellow	GB	Pokémon	1998	Role-Play	Nintendo	5,89	5,04	3,12	0,59	14,64
33	Call of Duty: Bla	X360	Call of Dut	2010	Shooter	Activision	9,67	3,73	0,11	1,13	14,64
34	Pokemon X/Pok	3DS	Pokemon	2013	Role-Play	Nintendo	5,17	4,05	4,34	0,79	14,35
35	Call of Duty: Bla	PS4	Call of Dut	2015	Shooter	Activision	5,77	5,81	0,35	2,31	14,24
36	Call of Duty: Bla	PS3	Call of Dut	2012	Shooter	Activision	4,99	5,88	0,65	2,52	14,03
37	Call of Duty: Bla	X360	Call of Dut	2012	Shooter	Activision	8,25	4,3	0,07	1,12	13,73
38	Call of Duty: Mo	X360	Call of Dut	2009	Shooter	Activision	8,52	3,63	0,08	1,29	13,51

Рисунок 1 - Фрагмент обучающей выборки

Таким образом, в качестве классификационной шкалы решено использовать столбец 2. Описательные шкалы столбцы 3-11.

1.3. Ввод выборки в систему Aidos-X

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

Скопирем 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.

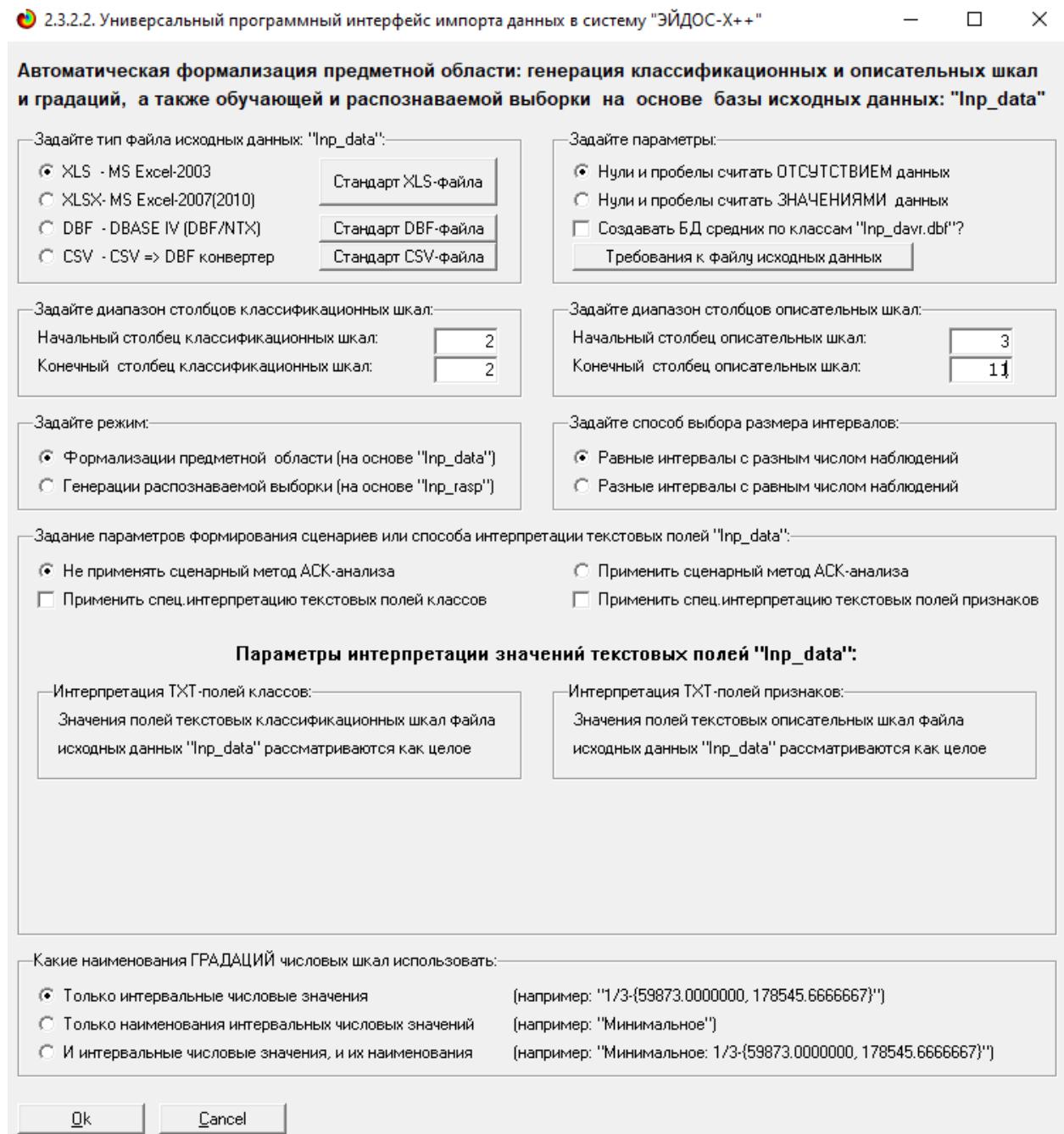


Рисунок 2 - Ввод обучающей выборки

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 оставляем всё без изменений (Рисунок 3).

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [24 x 979]

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	5	50	10,00
Текстовые	1	24	24,00	4	929	232,25
ВСЕГО:	1	24	24,00	9	979	108,78

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

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.

The screenshot shows a window titled '2.3.2.2. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "ЭЙДОС-Х++"' (Process of importing data from external DB "Inp_data" to system "EYDOS-X++"). The window displays the execution stages of the process:

- 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

Below the stages, a large bold message reads 'ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!' (Process of formalizing the subject area has been successfully completed!!!). At the bottom, it shows the duration of the process: 'Прошло: 0:00:04' (Elapsed: 0:00:04) and 'Осталось: 0:00:00' (Remaining: 0:00:00). The status bar indicates the current time as 'Начало: 22:29:20' (Start: 22:29:20) and 'Окончание: 22:29:24' (End: 22:29:24). A blue progress bar is at 100%, and a button labeled 'Ok' is visible.

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	Наименование классификационной шкалы
1	PLATFORM
2	
3	
4	
5	
6	
7	
8	
9	
10	
11	
12	
13	
14	
15	
16	
17	
18	
19	
20	
21	
22	
23	
24	

Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	2600
2	3DS
3	DC
4	DS
5	GB
6	GBA
7	GC
8	GEN
9	NG4
10	NES
11	PC
12	PS
13	PS2
14	PS3
15	PS4
16	PSP
17	PSV
18	SAT
19	SNES
20	Wii
21	WiiU
22	X360
23	XB
24	XOne

Рисунок 5 - Классификационные шкалы и градации

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	NAME	1	007: Tomorrow Never Dies
2	YEAR	2	1080°: TenEighty Snowboarding
3	GENRE	3	2 Games in 1 Double Pack: The Incredibles / Finding Nemo: The Continuing Adventures
4	PUBLISHER	4	2 Games in 1: Sonic Advance & ChuChu Rocket!
5	NA_SALES	5	50 Cent: Bulletproof
6	EU_SALES	6	A Bug's Life
7	JP_SALES	7	Ace Combat 04: Shattered Skies
8	OTHER_SALES	8	Air Combat
9	GLOBAL_SALES	9	Alleyway
		10	Animal Crossing
		11	Animal Crossing: City Folk
		12	Animal Crossing: Happy Home Designer
		13	Animal Crossing: New Leaf
		14	Animal Crossing: Wild World
		15	Art Academy
		16	Assassin's Creed
		17	Assassin's Creed II
		18	Assassin's Creed III
		19	Assassin's Creed IV: Black Flag
		20	Assassin's Creed Syndicate
		21	Assassin's Creed: Brotherhood
		22	Assassin's Creed: Revelations
		23	Assassin's Creed: Unity
		24	Asteroids
		25	ATV Offroad Fury
		26	ATV Offroad Fury 2
		27	Banjo-Kazooie

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.

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).

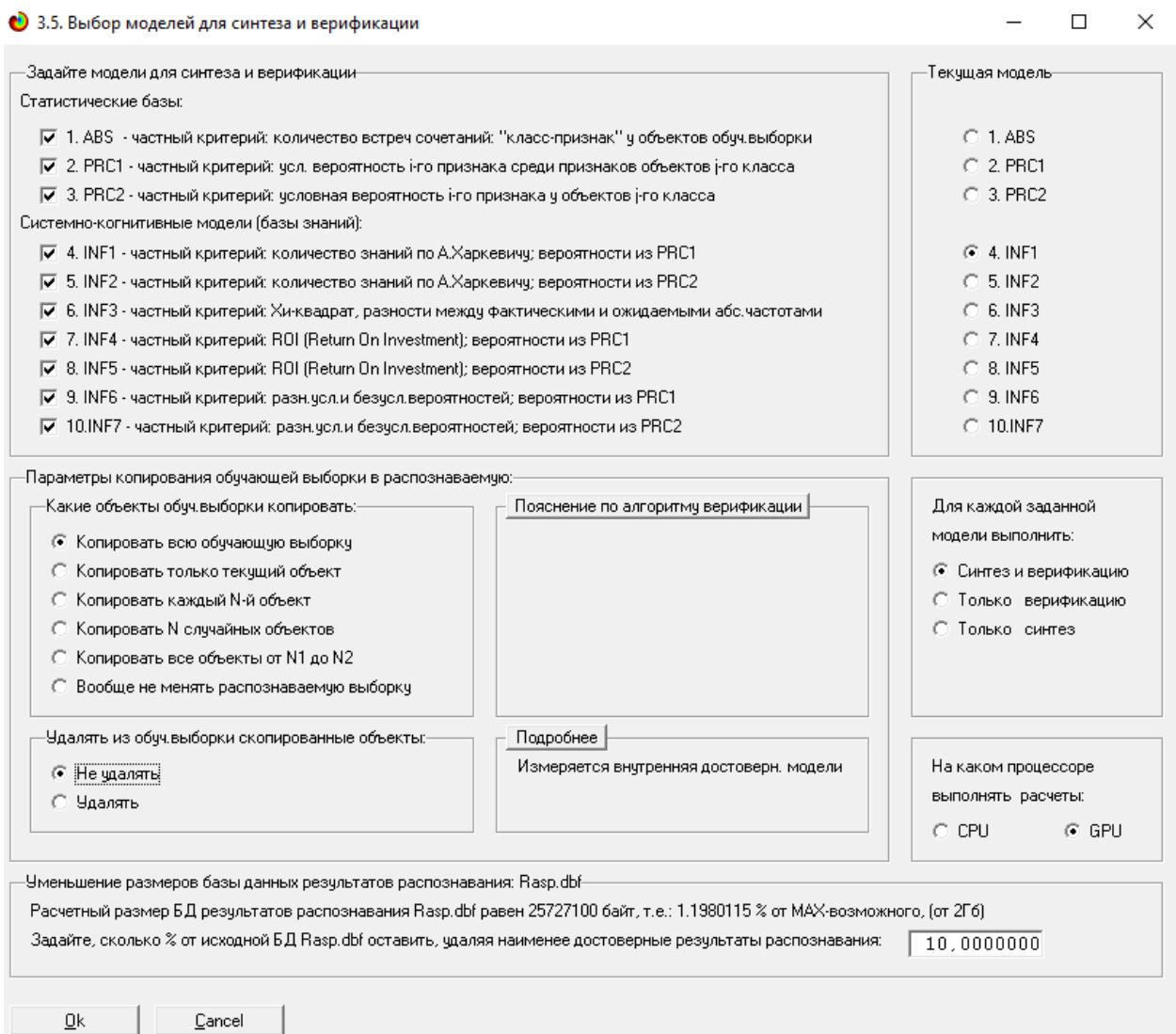


Рисунок 8 - Выбор моделей для синтеза и верификации

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.

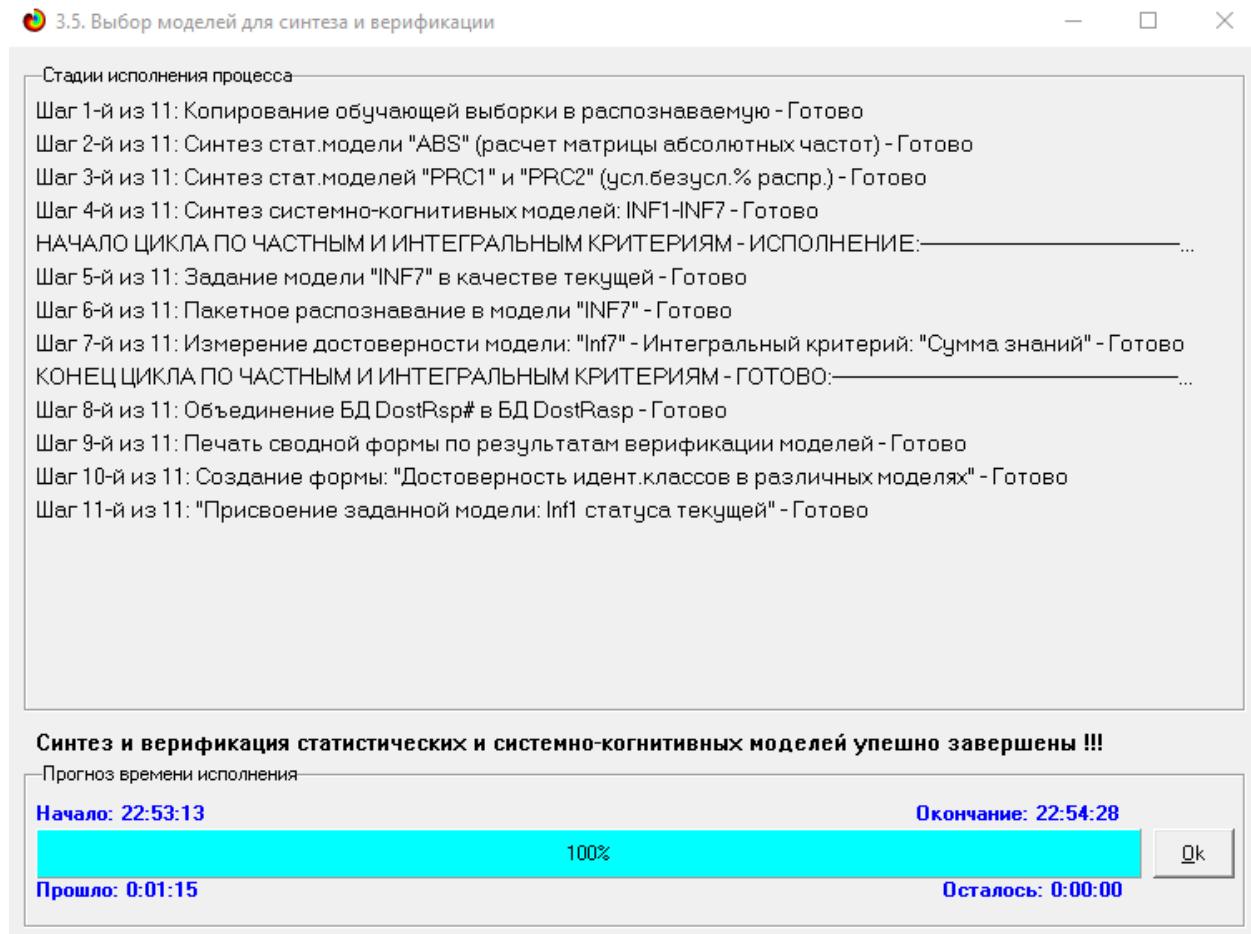


Рисунок 8 - Процесс исполнения режима 3.5

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 1 минуту 15 секунд. При этом оценка достоверности моделей проводилась на 1000 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 обучавыборки"									
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	20. PLATFORM WII	21. PLATFORM WIIU	22. PLATFORM X360	23. PLATFORM XB	24. PLATFORM XONE	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	NAME-007: Tomorrow Never Dies						1	0.04	0.20
2	NAME-1080: TenEighty Snowboarding						1	0.04	0.20
3	NAME-2 Games in 1 Double Pack: The Incredibles / Finding Nemo: The Continuing Adventures						1	0.04	0.20
4	NAME-2 Games in 1: Sonic Advance & ChuChu Rocket!						1	0.04	0.20
5	NAME-50 Cent: Bulletproof						1	0.04	0.20
6	NAME-A Bug's Life						1	0.04	0.20
7	NAME-Ace Combat 04: Shattered Skies						1	0.04	0.20
8	NAME-Air Combat						1	0.04	0.20
9	NAME-Alleyway						1	0.04	0.20
10	NAME-Animal Crossing						1	0.04	0.20
11	NAME-Animal Crossing: City Folk			1			1	0.04	0.20
12	NAME-Animal Crossing: Happy Home Designer						1	0.04	0.20
13	NAME-Animal Crossing: New Leaf						1	0.04	0.20
14	NAME-Animal Crossing: Wild World						1	0.04	0.20
15	NAME-Air Academy						1	0.04	0.20
16	NAME-Assassin's Creed				1		2	0.08	0.28
17	NAME-Assassin's Creed II				1		2	0.08	0.28
18	NAME-Assassin's Creed III			1			2	0.08	0.28
19	NAME-Assassin's Creed IV: Black Flag			1		1	4	0.17	0.38
20	NAME-Assassin's Creed Syndicate						1	0.04	0.20
21	NAME-Assassin's Creed Brotherhood				1		2	0.08	0.28
22	NAME-Assassin's Creed Revelations				1		2	0.08	0.28
23	NAME-Assassin's Creed: Unity					1	2	0.08	0.28
24	NAME-Asteroids						1	0.04	0.20
25	NAME-ATV Offroad Fury						1	0.04	0.20
26	NAME-ATV Offroad Fury 2						1	0.04	0.20

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

5.5. Модель: "7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1"									
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	2M	21. PLATFORM WIIU	22. PLATFORM X360	23. PLATFORM XB	24. PLATFORM XONE	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	NAME-007: Tomorrow Never Dies						11.162	0.465	2.278
2	NAME-1080: TenEighty Snowboarding						32.365	1.349	6.607
3	NAME-2 Games in 1 Double Pack: The Incredibles / Finding Nemo: The Continuing Adventures						32.658	1.361	6.666
4	NAME-2 Games in 1: Sonic Advance & ChuChu Rocket!						32.658	1.361	6.666
5	NAME-50 Cent: Bulletproof						5.120	0.213	1.045
6	NAME-A Bug's Life						11.162	0.465	2.278
7	NAME-Ace Combat 04: Shattered Skies						5.120	0.213	1.045
8	NAME-Air Combat						11.162	0.465	2.278
9	NAME-Alleyway						29.452	1.227	6.012
10	NAME-Animal Crossing						62.950	2.623	12.850
11	NAME-Animal Crossing: City Folk	11.963					11.963	0.498	2.442
12	NAME-Animal Crossing: Happy Home Designer						33.724	1.405	6.884
13	NAME-Animal Crossing: New Leaf						33.724	1.405	6.884
14	NAME-Animal Crossing: Wild World						13.843	0.577	2.826
15	NAME-Air Academy						13.843	0.577	2.826
16	NAME-Assassin's Creed			2.822			5.891	0.245	0.832
17	NAME-Assassin's Creed II			2.822			5.891	0.245	0.832
18	NAME-Assassin's Creed III			2.822			5.891	0.245	0.832
19	NAME-Assassin's Creed IV: Black Flag			0.911	11.377		17.697	0.737	2.444
20	NAME-Assassin's Creed Syndicate						20.496	0.854	4.184
21	NAME-Assassin's Creed: Brotherhood				2.822		5.891	0.245	0.832
22	NAME-Assassin's Creed: Revelations				2.822		5.891	0.245	0.832
23	NAME-Assassin's Creed: Unity					23.755	33.503	1.396	5.161
24	NAME-Asteroids						133.632	5.568	27.277
25	NAME-ATV Offroad Fury						5.120	0.213	1.045
26	NAME-ATV Offroad Fury 2						5.120	0.213	1.045

Рисунок 10 - Модель INF4 (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	RM	21. PLATFORM WIIU	22. PLATFORM X360	23. PLATFORM XB	24. PLATFORM XONE	Сумма	Среднее	Средн. кв-адр. отн.
1	NAME-007: Tomorrow Never Dies						11.183	0.466	2.283
2	NAME-1080°: TenEighty Snowboarding						33.448	1.394	6.828
3	NAME-2 Games in 1 Double Pack: The Incredibles / Finding Nemo: The Continuing Adventures						33.448	1.394	6.828
4	NAME-2 Games in 1: Sonic Advance & ChuChu Rocket!						33.448	1.394	6.828
5	NAME-50 Cent: Bulletproof						5.091	0.212	1.039
6	NAME-A Bug's Life						11.183	0.466	2.283
7	NAME-Ace Combat 04: Shattered Skies						5.091	0.212	1.039
8	NAME-Air Combat						11.183	0.466	2.283
9	NAME-Alleyway						30.219	1.259	6.168
10	NAME-Animal Crossing						65.600	2.733	13.391
11	NAME-Animal Crossing: City Folk	11.808					11.808	0.492	2.410
12	NAME-Animal Crossing: Happy Home Designer						33.448	1.394	6.828
13	NAME-Animal Crossing: New Leaf						13.910	0.580	2.839
14	NAME-Animal Crossing: Wild World						13.910	0.580	2.839
15	NAME-Art Academy						2.842	0.005	0.250
16	NAME-Assassin's Creed						2.842	0.005	0.849
17	NAME-Assassin's Creed II						2.842	0.005	0.849
18	NAME-Assassin's Creed III						2.842	0.005	0.849
19	NAME-Assassin's Creed IV: Black Flag					0.921	10.893	17.445	0.727
20	NAME-Assassin's Creed Syndicate						21.200	0.883	4.327
21	NAME-Assassin's Creed: Brotherhood						6.005	0.250	0.849
22	NAME-Assassin's Creed: Revelations						6.005	0.250	0.849
23	NAME-Assassin's Creed: Unity						22.786	32.886	1.370
24	NAME-Asteroids						123.875	5.161	25.286
25	NAME-ATV Offroad Fury						5.091	0.212	1.039
26	NAME-ATV Offroad Fury 2						5.091	0.212	1.039

Рисунок 11 - Модель INF5 (фрагмент)

1.6. Результаты верификации моделей

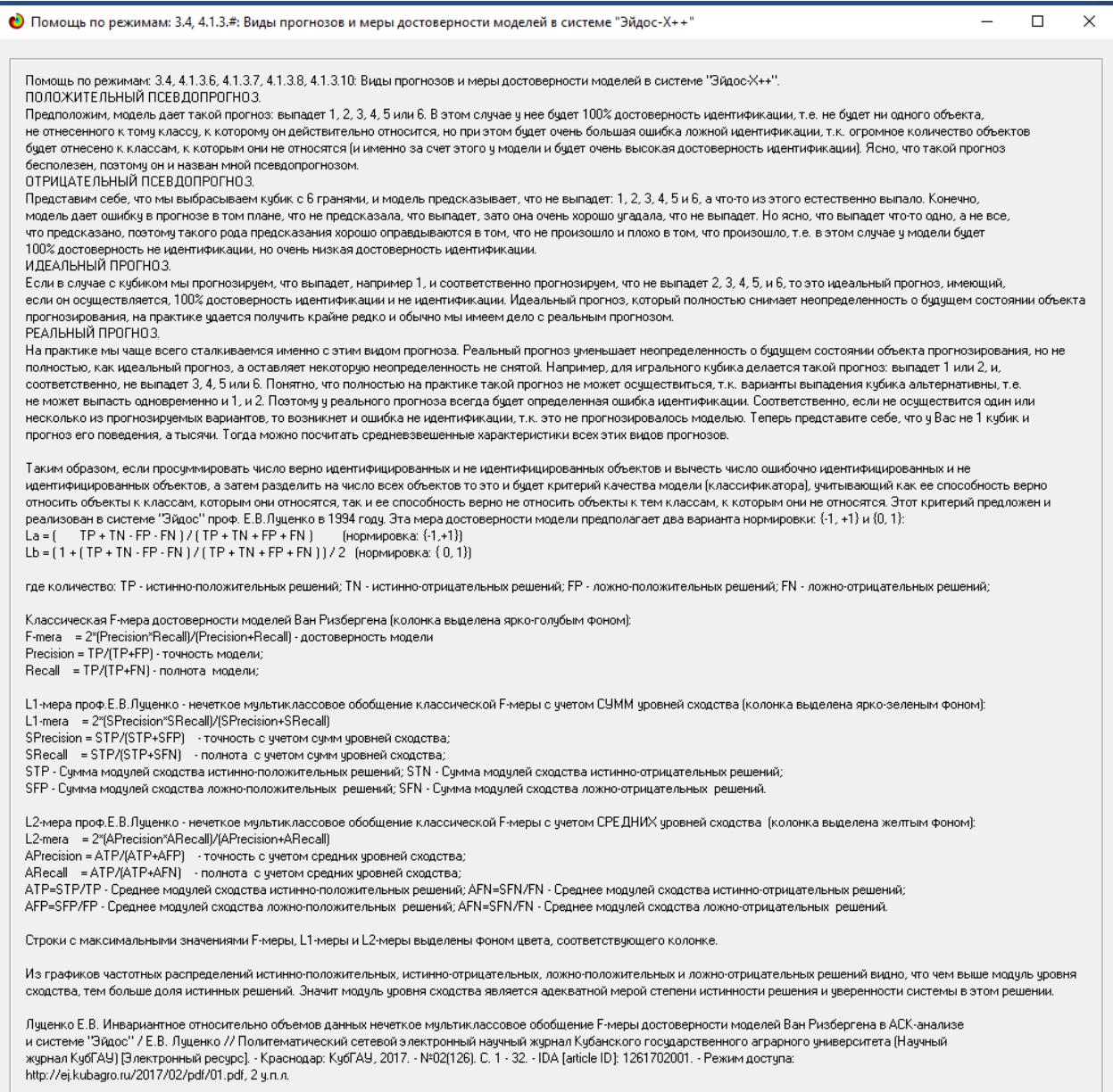
Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями представлены на рисунке 12.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модел... уровней сход... истинно-поло... решений (STP)	Сумма модел... уровней сход... истинно-отри... решений (STN)	Сумма модел... уровней сход... истинно-поло... решений (SNT)
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединки "Клас...	Корреляция abs. частот с обр...	999	999	91	2207		0.312	1.000	0.475	738.916	0.708	779
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединки "Клас...	Сумма abs. частот по признак...	999	999	73	2225		0.310	1.000	0.473	453.886	242	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	999	999	91	2207		0.312	1.000	0.475	738.916	0.708	779
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	999	999	73	2225		0.310	1.000	0.473	552.463	631	
3. PRС2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	999	999	91	2207		0.312	1.000	0.475	738.916	0.708	779
3. PRС2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...	999	999	73	2225		0.310	1.000	0.473	530.893	608	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	999	891	1318	980	108	0.476	0.892	0.621	85.586	54.716	46
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	999	994	731	1567	5	0.388	0.995	0.558	263.354	47.819	142
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	999	885	1281	1017	114	0.465	0.886	0.610	84.812	54.577	47
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	999	994	730	1568	5	0.388	0.995	0.558	258.258	47.997	141
6. INF3 - частный критерий Хиккедрат, различия между фактами...	Семантический резонанс зна...	999	904	1276	1022	95	0.469	0.905	0.610	326.410	253.480	294
6. INF3 - частный критерий Хиккедрат, различия между фактами...	Сумма знаний	999	904	1276	1022	95	0.469	0.905	0.610	300.467	197.025	153
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	999	806	2116	182	193	0.816	0.807	0.811	74.362	58.757	3
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	999	999	580	1718		0.368	1.000	0.538	23.954	0.387	5
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	999	806	2117	181	193	0.817	0.807	0.812	74.476	58.626	3
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	999	999	585	1713		0.368	1.000	0.538	22.904	0.383	5
9. INF6 - частный критерий: различия без учета вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	999	899	669	1629	100	0.356	0.900	0.510	353.897	94.348	364
9. INF6 - частный критерий: различия без учета вероятностей, ве...	Сумма знаний	999	904	634	1664	95	0.352	0.905	0.507	95.800	28.347	152
10.INF7 - частный критерий: различия без учета вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	999	891	701	1597	108	0.358	0.892	0.511	348.713	98.121	356
10.INF7 - частный критерий: различия без учета вероятностей, ве...	Сумма знаний	999	895	652	1646	104	0.352	0.896	0.506	89.944	28.952	146

Рисунок 12 - Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF1 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергена) составляет 0,538 а точность модели (L1-мера профессора Луценко) - 0,812. 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).

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

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

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Предположим, модель дает такой прогноз: выпадет 1, 2, 3, 4, 5 или 6. В этом случае у нее будет 100% достоверность идентификации, т.е. не будет ни одного объекта, ни отнесенного к тому классу, к которому он действительно относится, но при этом будет очень большая ошибка ложной идентификации, т.к. огромное количество объектов будет отнесенено к классам, к которым они не относятся (и именно за счет этого у модели и будет очень высокая достоверность идентификации). Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадет. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хороши оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность не идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.

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

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

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

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

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

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):
 $F\text{-мера} = 2 \cdot (\text{Precision} \cdot \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$ - достоверность модели
 $\text{Precision} = TP / (TP + FP)$ - точность модели;
 $\text{Recall} = TP / (TP + FN)$ - полнота модели;

L1-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):
 $L1\text{-мера} = 2^2 \cdot (\text{SPrecision} \cdot \text{SRecall}) / (\text{SPrecision} + \text{SRecall})$
 $\text{SPrecision} = STP / (STP + SFP)$ - точность с учетом сумм уровней сходства;
 $\text{SRecall} = STP / (STP + SFN)$ - полнота с учетом сумм уровней сходства;
 STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):
 $L2\text{-мера} = 2^2 \cdot (\text{APrecision} \cdot \text{ARcall}) / (\text{APrecision} + \text{ARcall})$
 $\text{APrecision} = ATP / (ATP + AFP)$ - точность с учетом средних уровней сходства;
 $\text{ARcall} = ATP / (ATP + AFN)$ - полнота с учетом средних уровней сходства;
 $ATP = STP / TP$ - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; $AFN = SFN / FN$ - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 $AFP = SFP / FP$ - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; $AFN = SFN / FN$ - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Значит модуль уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и уверенности системы в этом решении.

Луценко Е. В. Инвариантное относительное объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02(126). С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.

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 ABS.

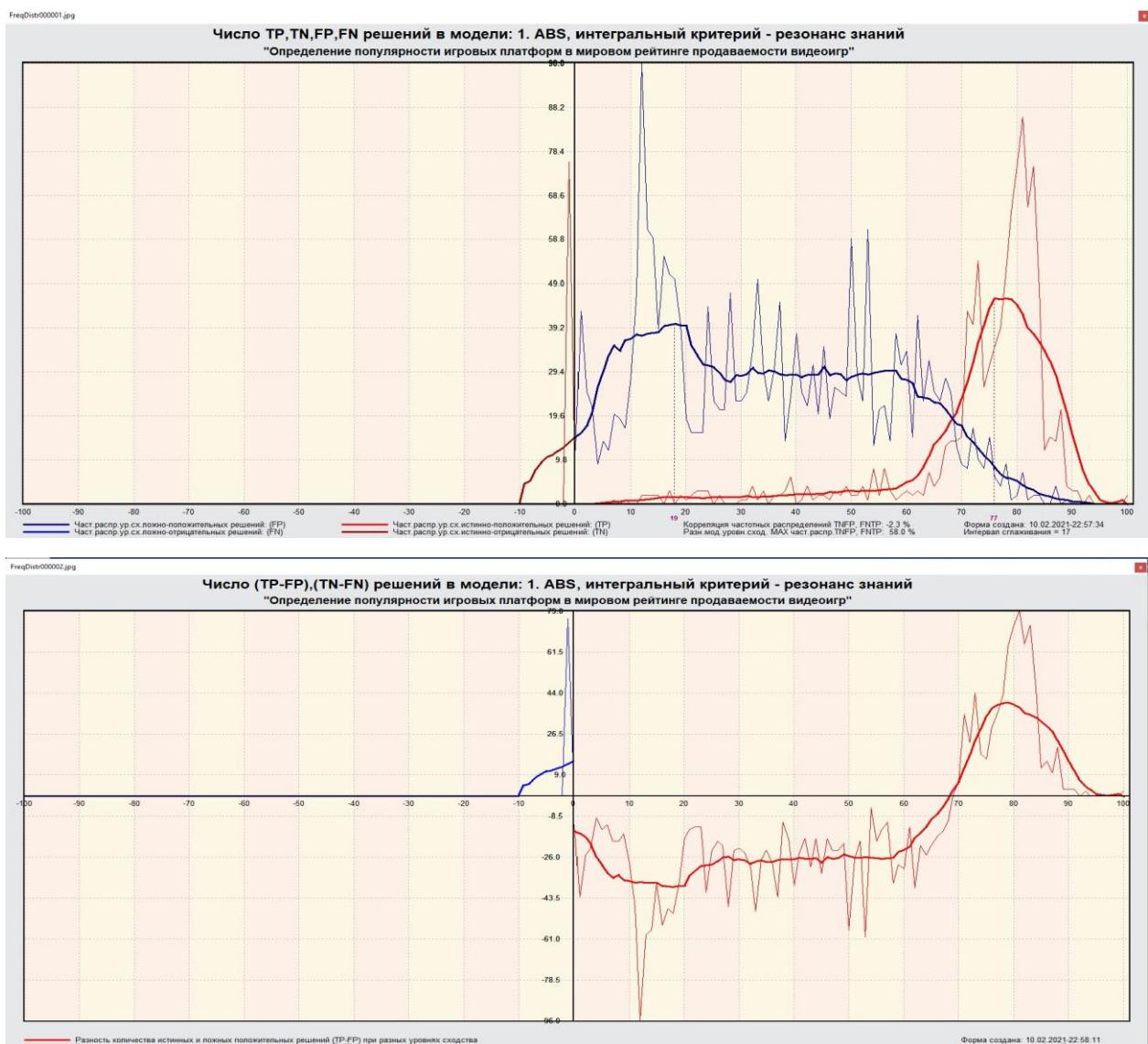


Рисунок 14 - Частотные распределения числа верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели INF3

Из рисунка 14 видно, что:

- наиболее модель INF3 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность;
- модуль уровня сходства-различия в модели INF3 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 ABS (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

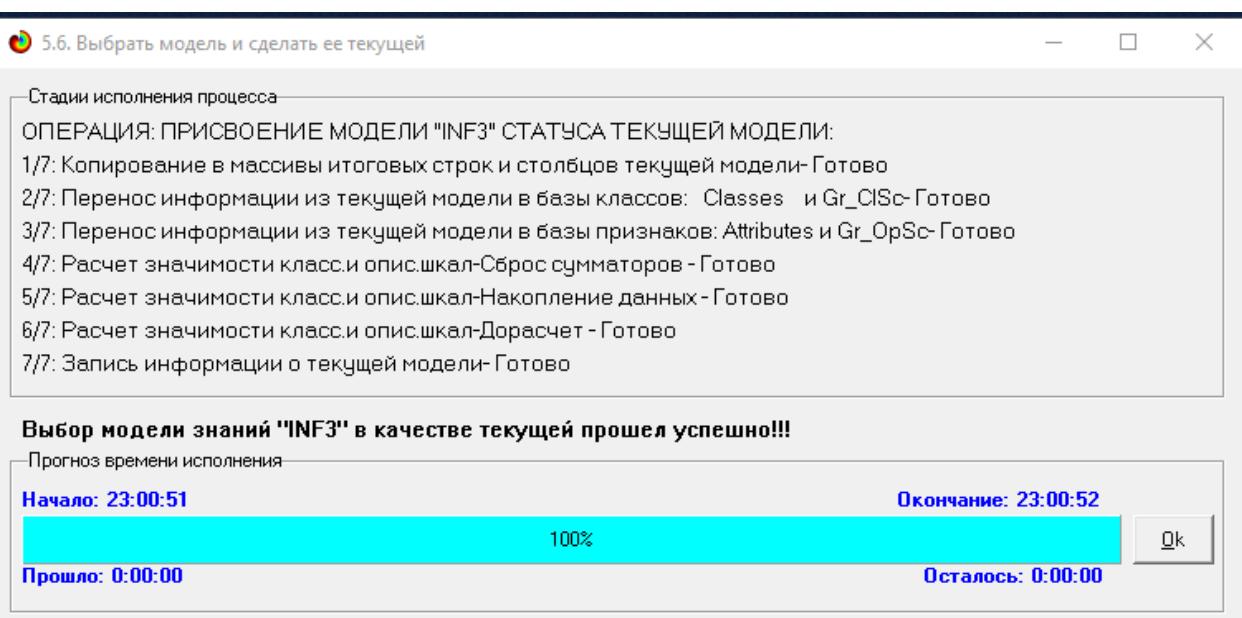
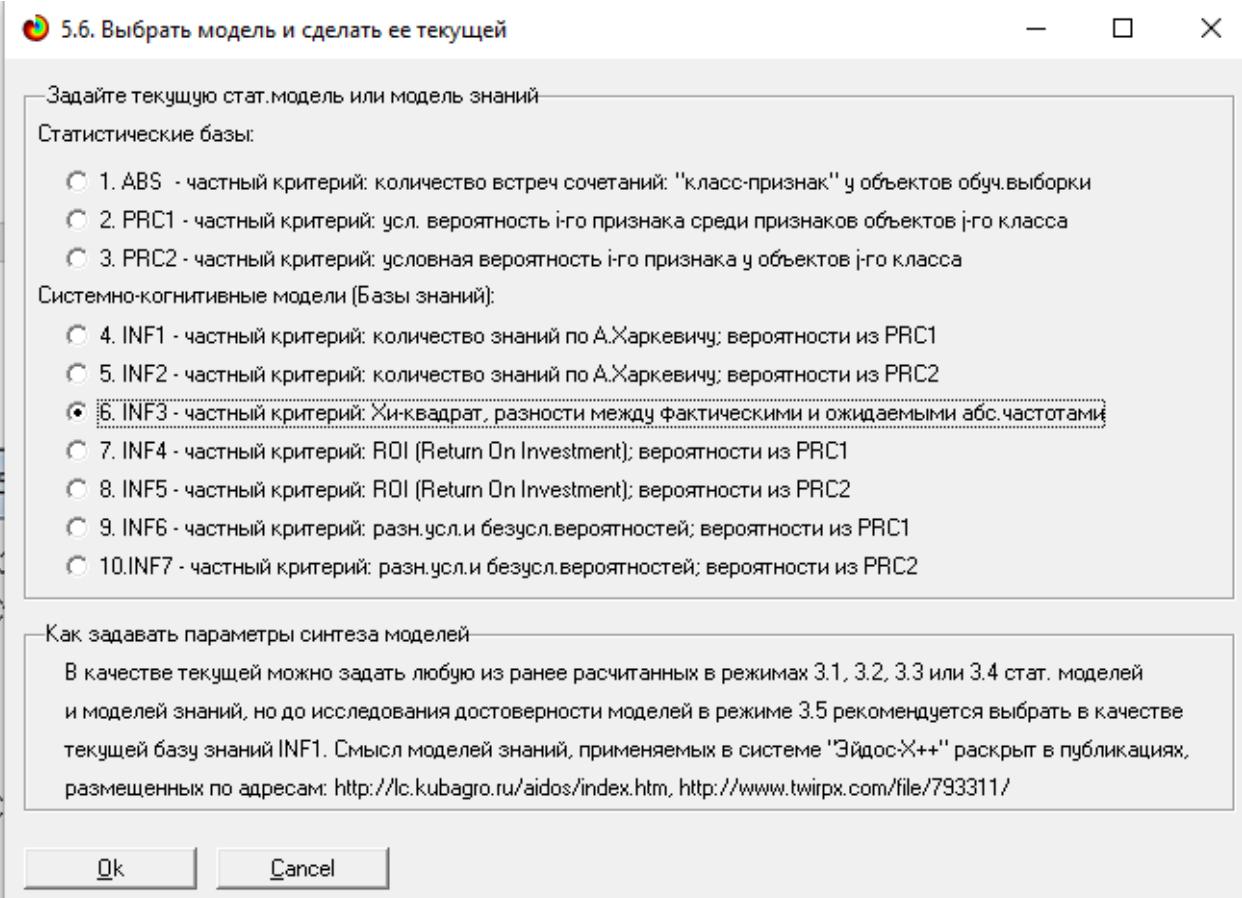


Рисунок 15 - Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

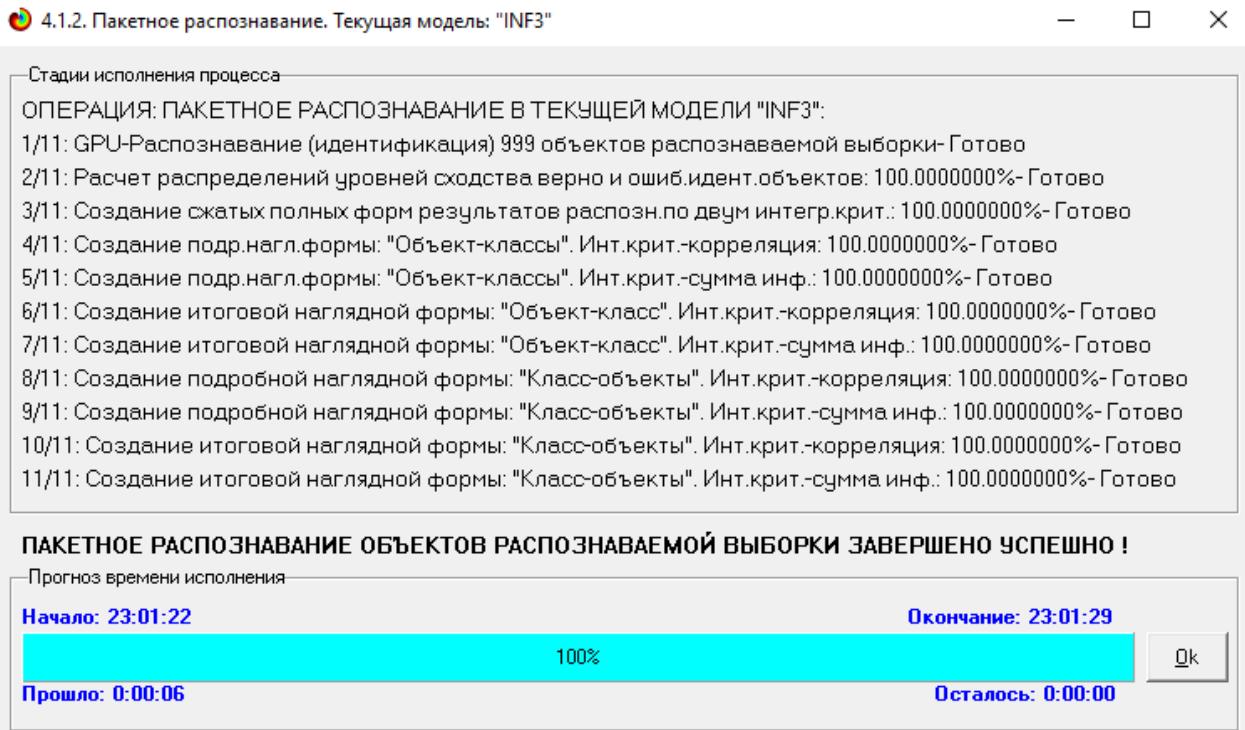


Рисунок 16 - Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

В результате пакетного распознавания в текущей модели создается ряд баз данных, которые визуализируются в выходных экранах 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 INF3 на основе наблюдения предыстории их развития:

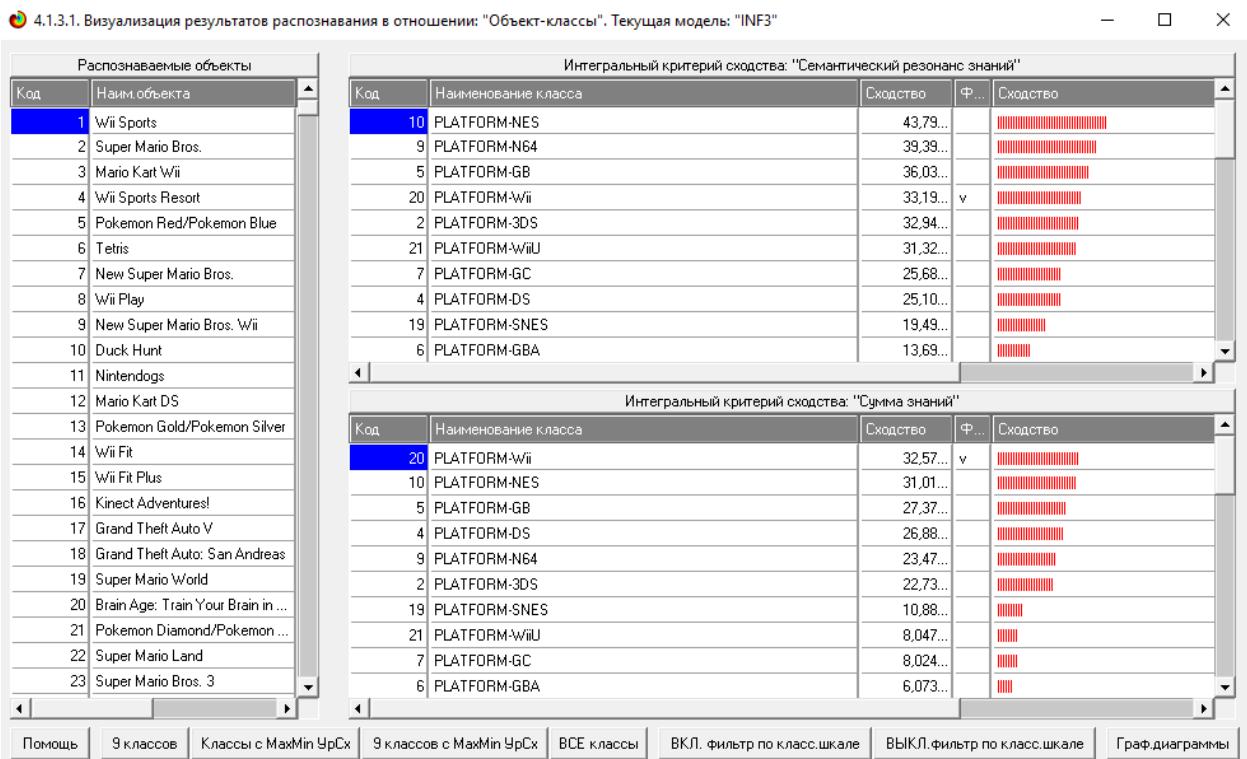


Рисунок 17. Пример идентификации объектов в модели INF3

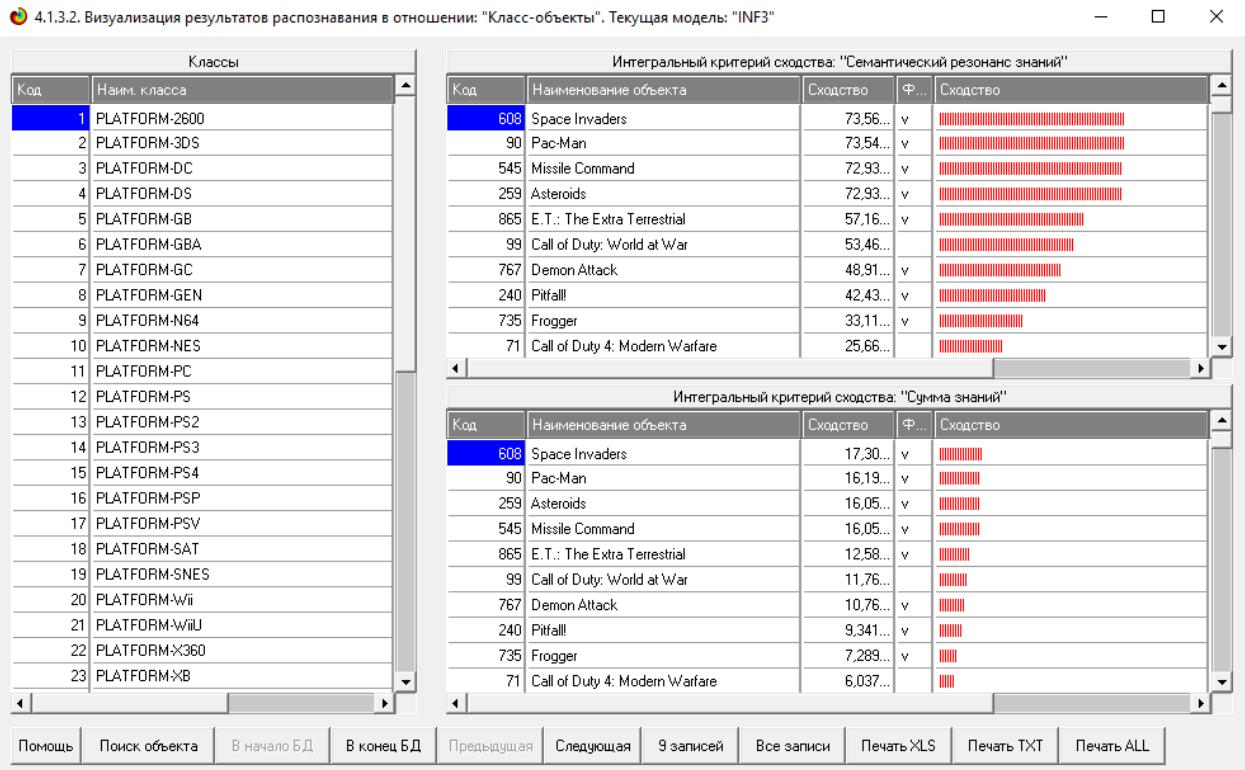


Рисунок 18. Пример идентификации классов в модели INF3

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:

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конспект класса:1 "PLATFORM-2600" в модели:4 "INF1"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	PLATFORM-2600	1	PLATFORM-2600		100.000
2	PLATFORM-3DS	2	6	PLATFORM-GBA	0.604
3	PLATFORM-DC	3	8	PLATFORM-GEN	-0.387
4	PLATFORM-DS	4	3	PLATFORM-DC	-0.517
5	PLATFORM-GB	5	23	PLATFORM-XB	-0.601
6	PLATFORM-GBA	6	17	PLATFORM-PSV	-0.657
7	PLATFORM-GC	7	18	PLATFORM-SAT	-0.701
8	PLATFORM-GEN	8	24	PLATFORM-XOne	-0.853
9	PLATFORM-N64	9	21	PLATFORM-WiiU	-1.445
10	PLATFORM-NES	10	2	PLATFORM-3DS	-1.590
11	PLATFORM-PC	11	5	PLATFORM-GB	-1.595
12	PLATFORM-PS	12	7	PLATFORM-GC	-1.966
13	PLATFORM-PS2	13	16	PLATFORM-PSP	-2.165
14	PLATFORM-PS3	14	9	PLATFORM-N64	-2.334
15	PLATFORM-PS4	15	12	PLATFORM-PS	-2.357
16	PLATFORM-PSP	16	11	PLATFORM-PC	-2.403
17	PLATFORM-PSV	17	4	PLATFORM-DS	-2.406
18	PLATFORM-SAT	18	19	PLATFORM-SNES	-2.686
19	PLATFORM-SNES	19	15	PLATFORM-PS4	-2.857
20	PLATFORM-Wii	20	10	PLATFORM-NES	-2.968
21	PLATFORM-WiiU	21	20	PLATFORM-Wii	-3.168
22	PLATFORM-X360	22	22	PLATFORM-X360	-3.994
23	PLATFORM-XB	23	14	PLATFORM-PS3	-4.172
24	PLATFORM-XOne	24	13	PLATFORM-PS2	-4.963

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ.фильтр по кл.шкале ВыКЛ.фильтр по кл.шкале Параметры Показать все

Рисунок 19 - Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

На рисунке 20 представлена семантическая сеть классов в модели «INF3».

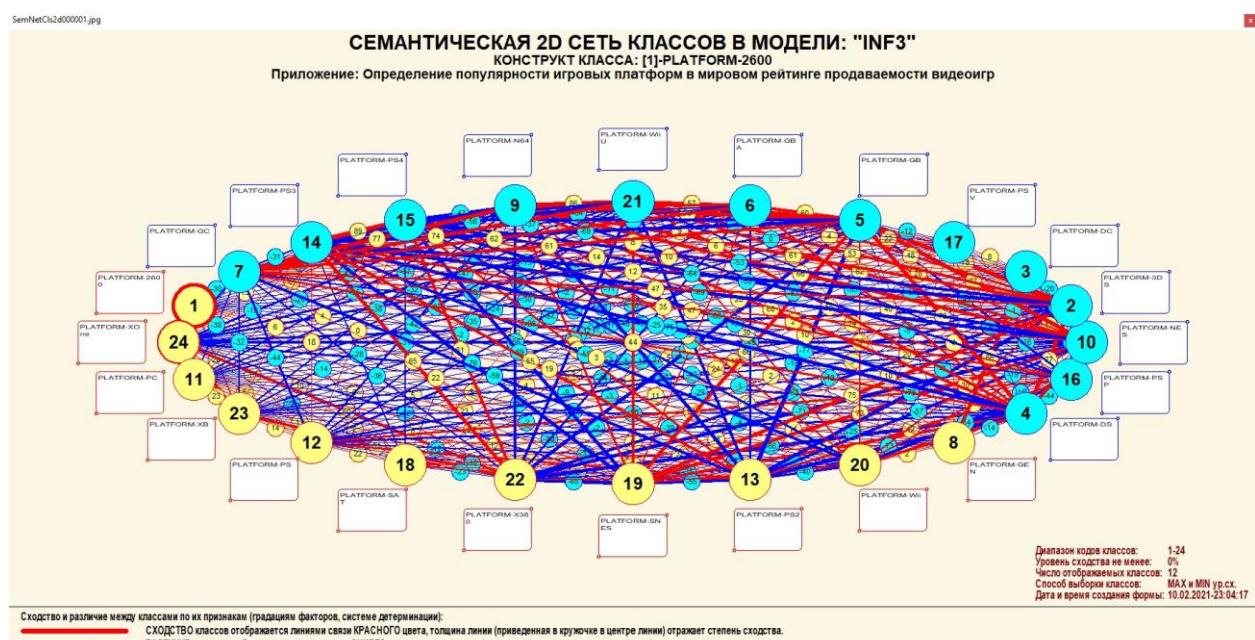


Рисунок 20 - Семантическая 2D сеть классов

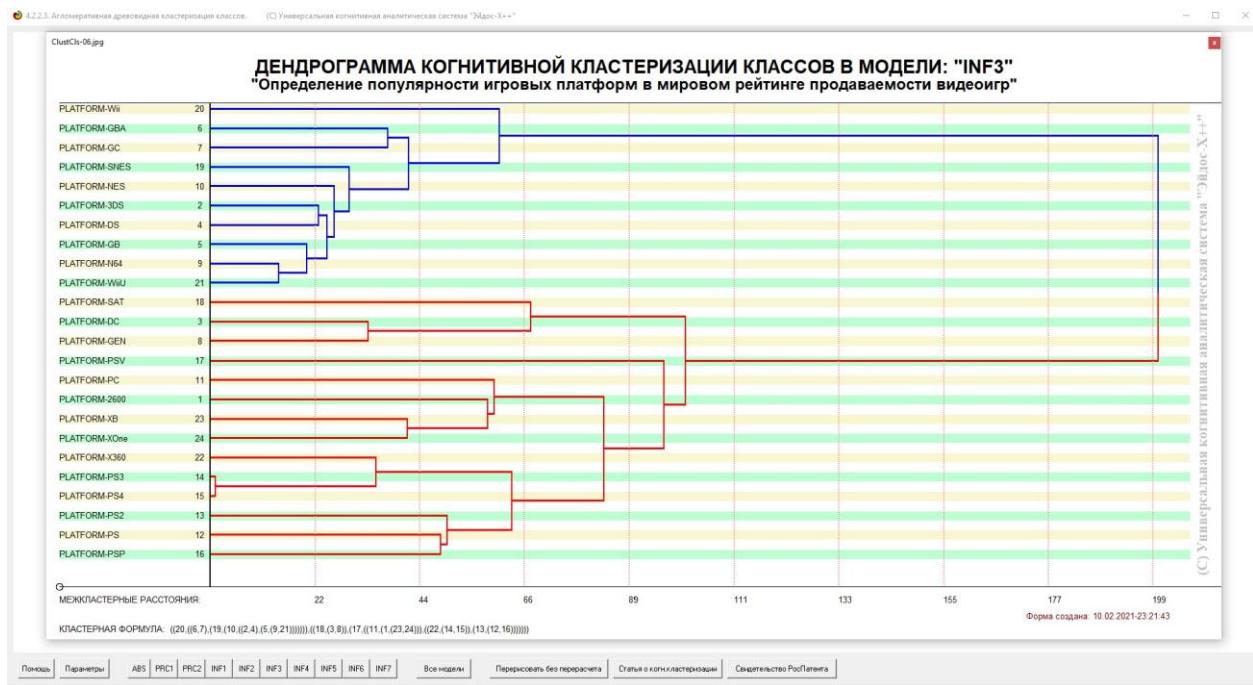


Рисунок 21 – Агломеративная дендрограмма классов



Рисунок 22 – График межкластерных 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

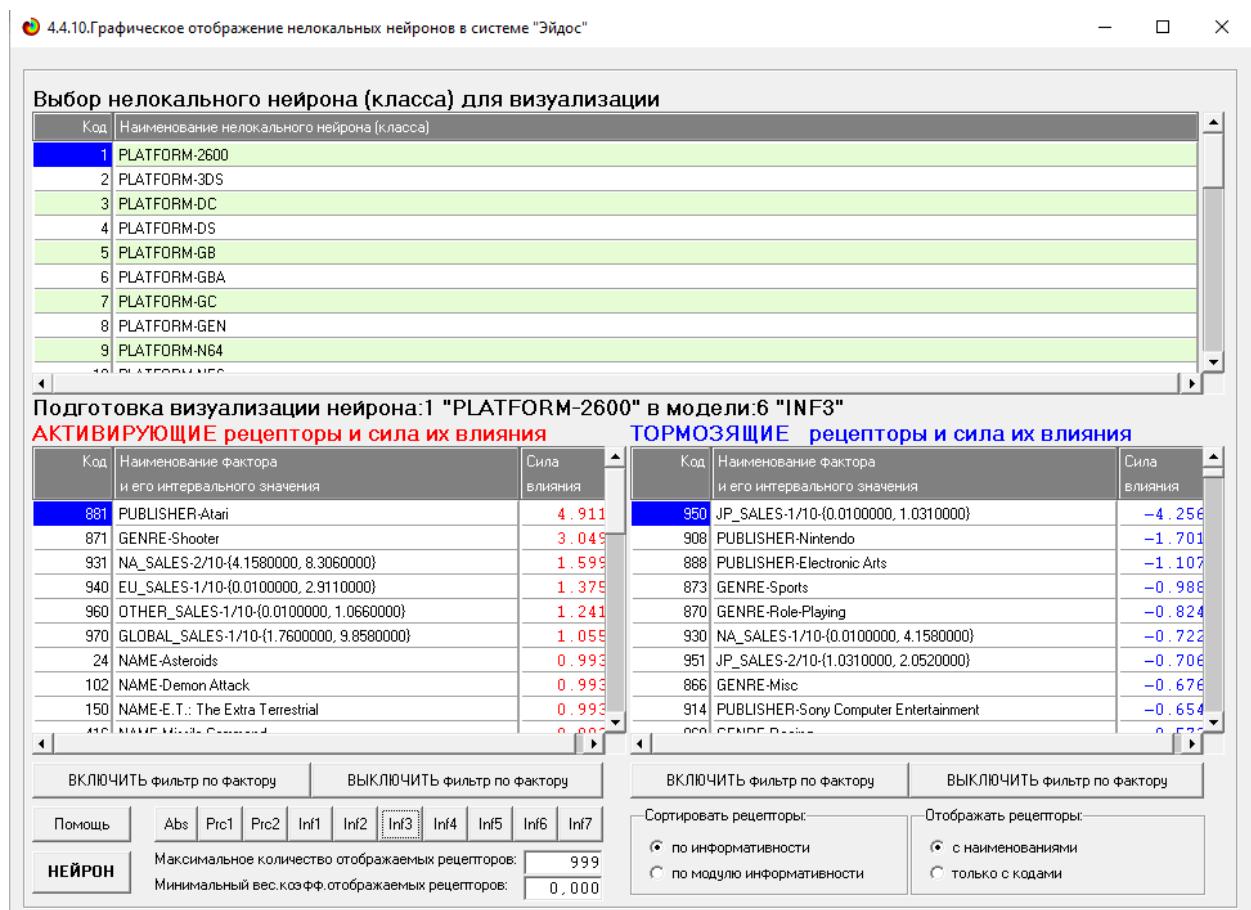


Рисунок 24 - Графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X

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 27)

25). На данной диаграмме цвет линии означает знак связи (красный – положительная, синий – отрицательная), а толщина – ее модуль.

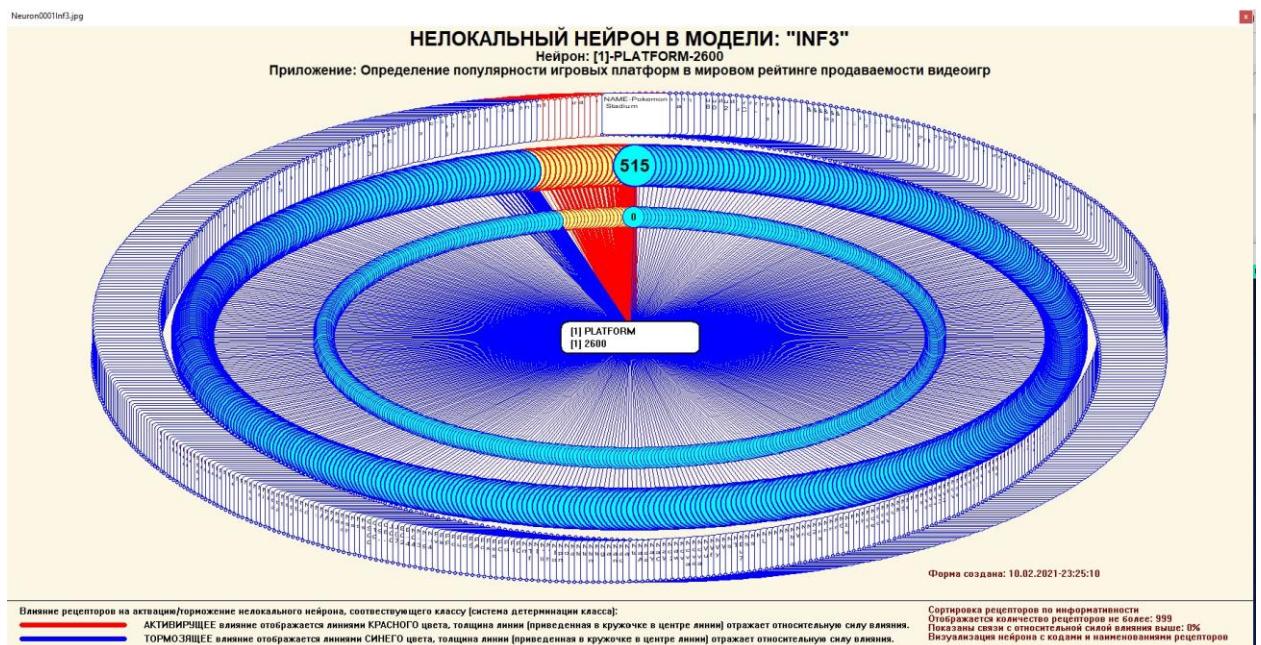


Рисунок 25 - Нелокальный нейрон в модели “INF3”

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].

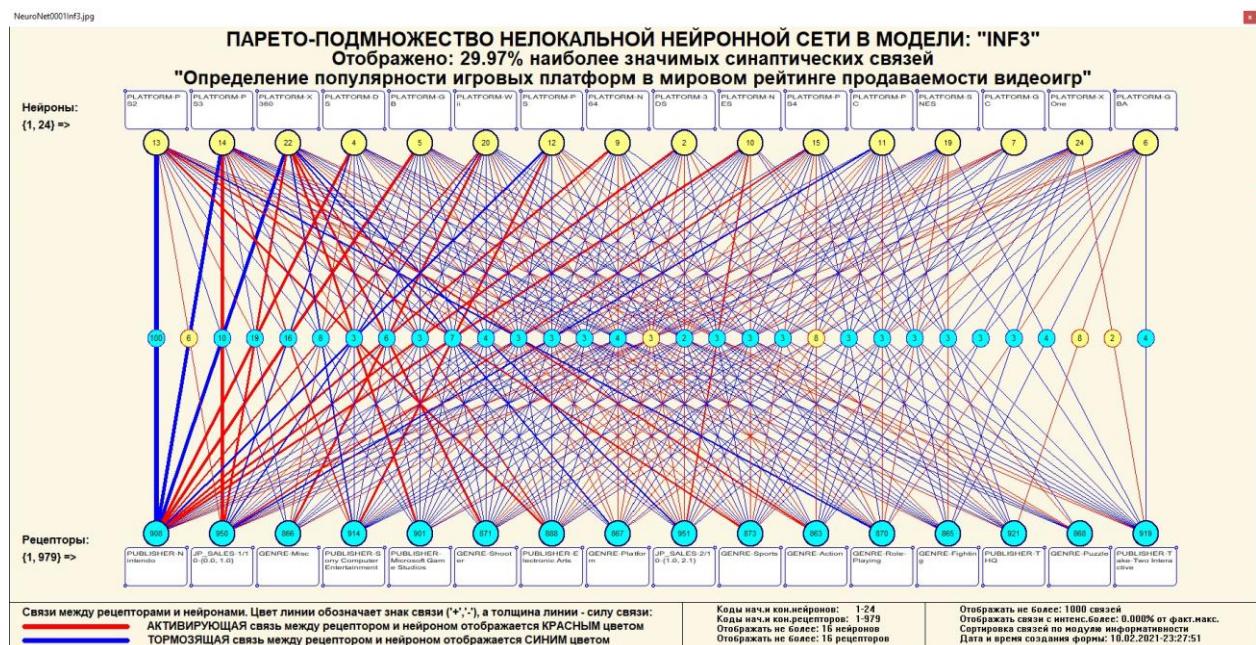


Рисунок 26 - Паретто – подмножество нелокальной нейронной сети

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.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами ACK-анализа в системе "Эйдос"

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления					
Код	Наименование класса		Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
1	PLATFORM-2600		0,2861155	57	0,0000000
2	PLATFORM-3DS		0,8394663	221	0,0000000
3	PLATFORM-DC		0,0946521	16	0,0000000
4	PLATFORM-DS		1,3026333	517	0,0000000
5	PLATFORM-GB		0,9241477	252	0,0000000
6	PLATFORM-GBA		0,5395656	228	0,0000000

SWOT-анализ класса:1 "PLATFORM-2600" в модели:6 "INF3"					
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
881	PUBLISHER-Atari	4.911	950	JP_SALES-1/10{0.0100000, 1.0310000}	-4.256
871	GENRE-Shooter	3.049	908	PUBLISHER-Nintendo	-1.701
931	NA_SALES-2/10{4.1580000, 8.3060000}	1.599	888	PUBLISHER-Electronic Arts	-1.107
940	EU_SALES-1/10{0.0100000, 2.9110000}	1.375	873	GENRE-Sports	-0.988
960	OTHER_SALES-1/10{0.0100000, 1.0660000}	1.241	870	GENRE-Role-Playing	-0.824
970	GLOBAL_SALES-1/10{1.7600000, 9.8580000}	1.055	930	NA_SALES-1/10{0.0100000, 4.1580000}	-0.722
24	NAME-Asteroids	0.993	951	JP_SALES-2/10{1.0310000, 2.0520000}	-0.706
102	NAME-Demon Attack	0.993	866	GENRE-Misc	-0.676
150	NAME-E.T.: The Extra Terrestrial	0.993	914	PUBLISHER-Sony Computer Entertainment	-0.654
416	NAME-Missle Command	0.993	869	GENRE-Racing	-0.572
480	NAME-Pac-Man	0.993	865	GENRE-Fighting	-0.423
494	NAME-Pitfall!	0.993	941	EU_SALES-2/10{2.9110000, 5.8120000}	-0.394
606	NAME-Space Invaders	0.993	922	PUBLISHER-Ubisoft	-0.394
893	PIRI_ISHFR-Imanic	0.993	919	PIRI_ISHFR-Take-Two Interactive	-0.394

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору	ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору
Помощь	Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7
SWOT-диаграмма	

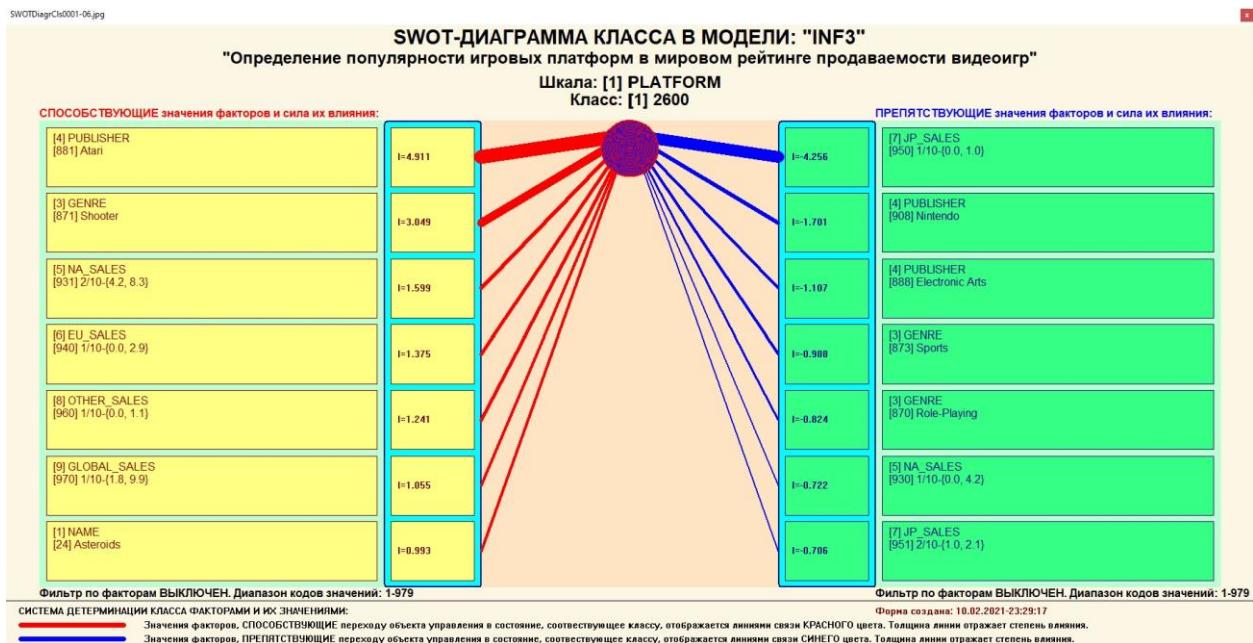


Рисунок 27 - Пример SWOT-матрицы в модели INF3

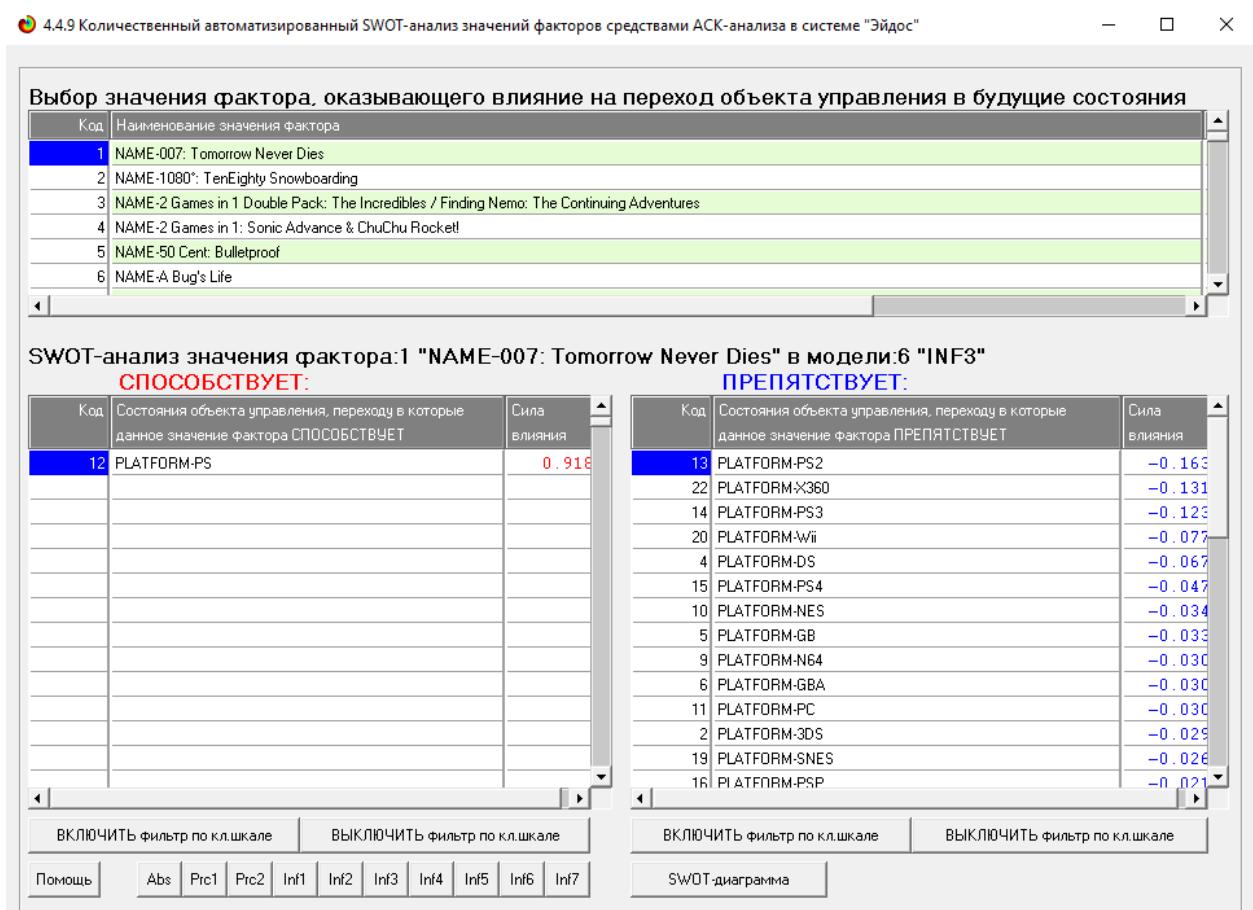


Рисунок 28 - Табличная выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos

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

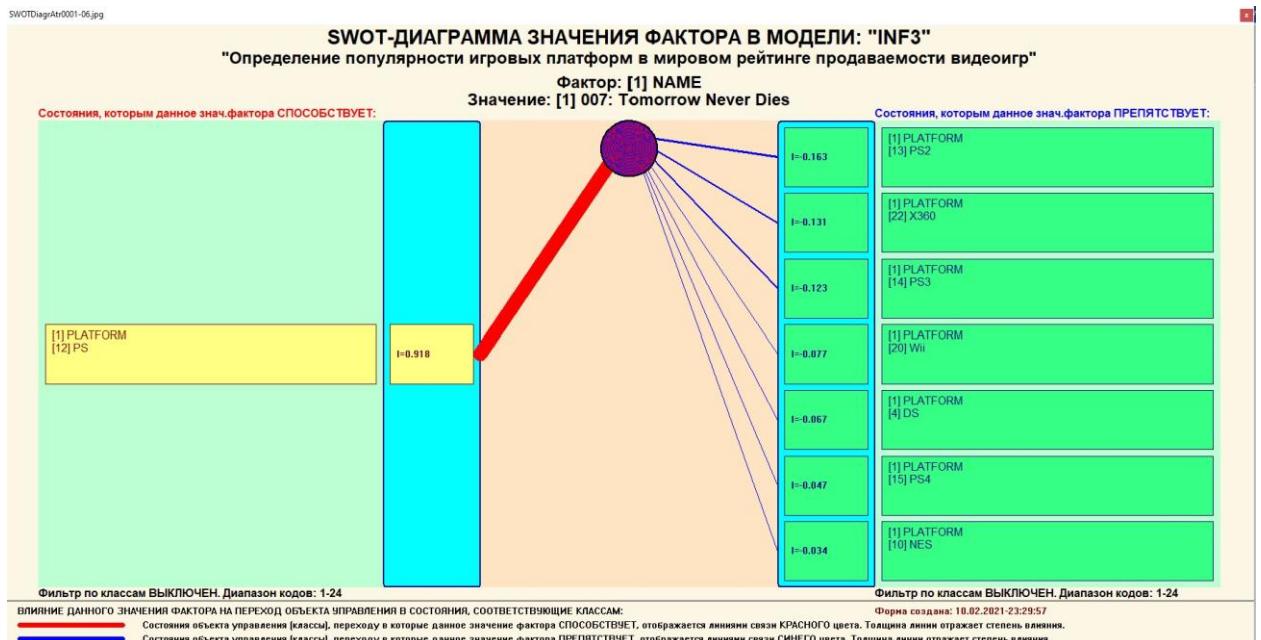


Рисунок 29 - Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы Aidos

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 систем 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 зависимости количества проданных игр от платформы системой искусственного интеллекта "Aidos-X++". При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,976, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 49,4%.

ACK-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 "Emergency – 911 Calls": <https://www.kaggle.com/mchirico/montcoalert>, 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 // Политематический 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 // Политематический 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 // Политематический 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 // Политематический 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 // Политематический 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 // Политематический 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>