

Министерство сельского хозяйства Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**  
**им. И.Т. Трубилина**

Факультет прикладной информатики  
Кафедра компьютерных технологий и систем

## **Лабораторная работа**

по дисциплине: Интеллектуальные информационные системы

на тему:

ACK- анализ бейсбола

выполнил студент группы: ПИ1401  
Шевченко Ярослав Владимирович

Руководитель работы:  
профессор Луценко Е.В.

Краснодар 2017

## **Содержание**

<b>ВВЕДЕНИЕ.....</b>	<b>4</b>
<b>1.СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ .....</b>	<b>5</b>
1.1. Описание решения .....	5
1.2. Преобразование исходных данных в файл MS Excel.....	5
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей.....	10
1.4. Виды моделей системы «Эйдос».....	12
1.5. Результаты верификации моделей .....	15
<b>2.РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ .....</b>	<b>19</b>
2.1.Решениезадачи .....	19
2.2 Когнитивные функции.....	22
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы .....	24
2.4. Нелокальные нейронные сети .....	26
2.5 Кластерный и конструктивный анализ .....	27
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>	<b>28</b>
<b>СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....</b>	<b>29</b>



## **ВВЕДЕНИЕ**

Одним из важнейших и перспективных направлений в развитии современных информационных технологий, на сегодняшний день, является создание систем искусственного интеллекта. В результате развития технологий в данном направлении, возникла необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи идентификации классов бейсбольных команд в лигах.

При выполнении работы нужно учесть, что необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая необходима для преобразования этих данных в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Среди баз данных текстовых задач для систем искусственного интеллекта удачным выбором является репозиторий «Kaggle».

В данной лабораторной работе использована база данных «The History of Baseball» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллект-репозитория «Kaggle».

Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Excel, блокнот, а также систему искусственного интеллекта «Aidos-X++».

# 1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

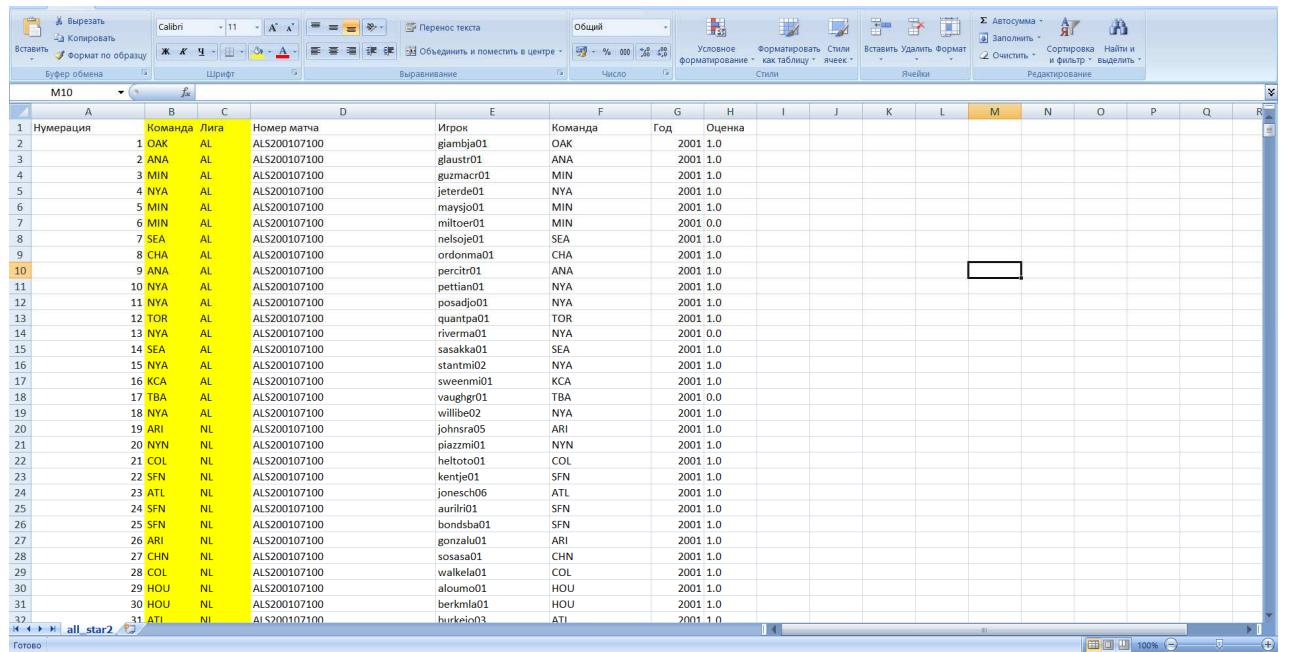
## 1.1. Описание решения

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

1. Преобразование исходных данных в промежуточные файлы MS Excel.
2. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы «Эйдос».
3. Синтез и верификация моделей предметной области.
4. Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

## 1.2. Преобразование исходных данных в файл MS Excel

Из электронного ресурса баз данных «Kaggle» возьмем базу данных «The History of Baseball», которую приведем к виду на рисунке 1.



The screenshot shows a Microsoft Excel spreadsheet titled 'all\_star2'. The data is organized into columns labeled A through R. Column A contains row numbers from 1 to 37. Columns B, C, and D contain categorical data: 'Нумерация' (Number), 'Команда' (Team), and 'Лига' (League). Columns E through R contain detailed player statistics: 'Номер матча' (Match Number), 'Игрок' (Player), 'Команда' (Team), 'Год' (Year), 'Оценка' (Rating), and several numerical fields (F, G, H, I, J, K, L, M, N, O, P, Q, R) which appear to be blank or have zero values. The data spans from row 1 to row 37, with the last two rows being empty. The Excel ribbon at the top includes tabs for 'Файл', 'Вырезать', 'Копировать', 'Формат по образцу', 'Буфер обмена', 'Шрифт', 'Выравнивание', 'Число', 'Условное форматирование', 'Форматировать как таблицу', 'Стили', 'Вставить', 'Удалить', 'Формат ячеек', 'Ячейки', 'Автосумма', 'Заполнить', 'Сортировка', 'Найти и фильтр', and 'Редактирование'.

Нумерация	Команда	Лига	Номер матча	Игрок	Команда	Год	Оценка	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	OAK	AL	ALS200107100	giambra01	OAK	2001	1.0													
2	ANA	AL	ALS200107100	glasstr01	ANA	2001	1.0													
3	MIN	AL	ALS200107100	guzmacr01	MIN	2001	1.0													
4	NYA	AL	ALS200107100	jeterde01	NYA	2001	1.0													
5	MIN	AL	ALS200107100	maysjo01	MIN	2001	1.0													
6	MIN	AL	ALS200107100	miltote01	MIN	2001	0.0													
7	MIN	AL	ALS200107100	neisoje01	SEA	2001	1.0													
8	SEA	AL	ALS200107100	ordomma01	CHA	2001	1.0													
9	CHA	AL	ALS200107100	percir01	ANA	2001	1.0													
10	ANA	AL	ALS200107100	pettan01	NYA	2001	1.0													
11	NYA	AL	ALS200107100	posadjo01	NYA	2001	1.0													
12	NYA	AL	ALS200107100	quantapa01	TOR	2001	1.0													
13	TOR	AL	ALS200107100	riverma01	NYA	2001	0.0													
14	NYA	AL	ALS200107100	sasaki01	SEA	2001	1.0													
15	SEA	AL	ALS200107100	stantni02	NYA	2001	1.0													
16	NYA	AL	ALS200107100	sweenmi01	KCA	2001	1.0													
17	KCA	AL	ALS200107100	vaughngr01	TBA	2001	0.0													
18	TBA	AL	ALS200107100	willibe02	NYA	2001	1.0													
19	NYA	AL	ALS200107100	johnsra05	ARI	2001	1.0													
20	ARI	NL	ALS200107100	piazzmi01	NYN	2001	1.0													
21	NYN	NL	ALS200107100	helito01	COL	2001	1.0													
22	COL	NL	ALS200107100	kentje01	SFN	2001	1.0													
23	SFN	NL	ALS200107100	willibla01	ATL	2001	1.0													
24	ATL	NL	ALS200107100	aurilri01	SFN	2001	1.0													
25	SFN	NL	ALS200107100	bondsba01	SFN	2001	1.0													
26	SFN	NL	ALS200107100	gonzalab01	ARI	2001	1.0													
27	ARI	NL	ALS200107100	sosasa01	CHN	2001	1.0													
28	CHN	NL	ALS200107100	walkela01	COL	2001	1.0													
29	COL	NL	ALS200107100	aloumo01	HOU	2001	1.0													
30	HOU	NL	ALS200107100	berkmla01	HOU	2001	1.0													
31	HOU	NL	ALS200107100	hurkeio03	ATI	2001	1.0													
32	ATI	NL	ALS200107100																	

Рисунок 1 - Исходные данные в файле MS Excel

Поскольку ввод исходных данных в систему «Эйдос» планируется осуществить с помощью ее универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных, который работает с файлами MS

Excel, то преобразуем данные из html-файла в xls-файл, для чего выполним следующие операции.

Скопируем таблицу в MS Excel и запишем ее с именем: Inp\_data.xls в папку: C:\Aidos-X\AID\_DATA\Inp\_data\. В файле Inp\_data.xls добавим пустую колонку на позиции «А» и автоматически пронумеруем все строки. В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, расположенный в режиме 2.3.2.2.

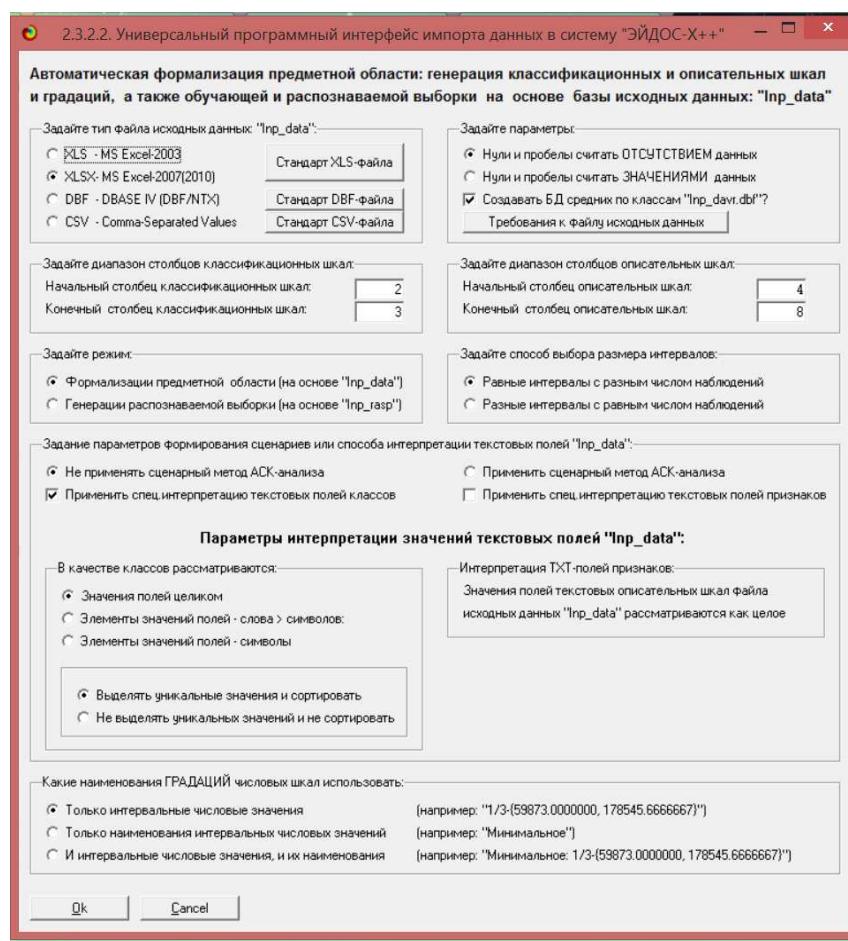


Рисунок 2- Экранная форма универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

В экранной форме, приведенной на рисунке 2, необходимо задать настройки:

- «Тип файла исходных данных Inp\_data»: «XLS – MS Excel-2003»;
- «Диапазон столбцов классификационных шкал»: «Начальный столбец классификационных шкал» – 1, «Конечный столбец классификационных шкал» – 3;
- «Диапазон столбцов описательных шкал»: «Начальный столбец описательных шкал»-6, «Конечный столбец описательных шкал»-13;
- «Параметры формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей»: «Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец.интерпретацию TXT-полей».

После нажать кнопку «OK». После нажатия кнопки открывается окно, где размещена информация о размерности модели . В этом окне необходимо нажать кнопку «Выйти на создание модели», что показано на рисунке 3.

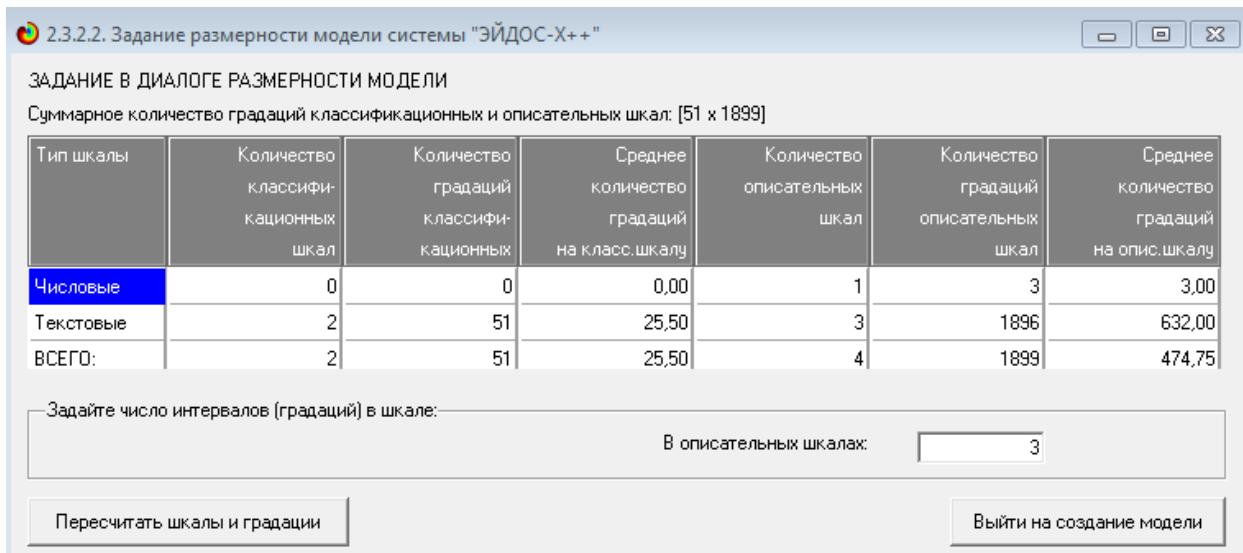


Рисунок 3- Задание размерности модели системы «Эйдос»

Далее следует открытие окна, которое отображает стадию процесса импорта данных из внешней БД «Inp\_data.xls» в систему «Эйдос», а также прогноз времени завершения этого процесса. В данном окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку «OK», как показано на рисунке 4.

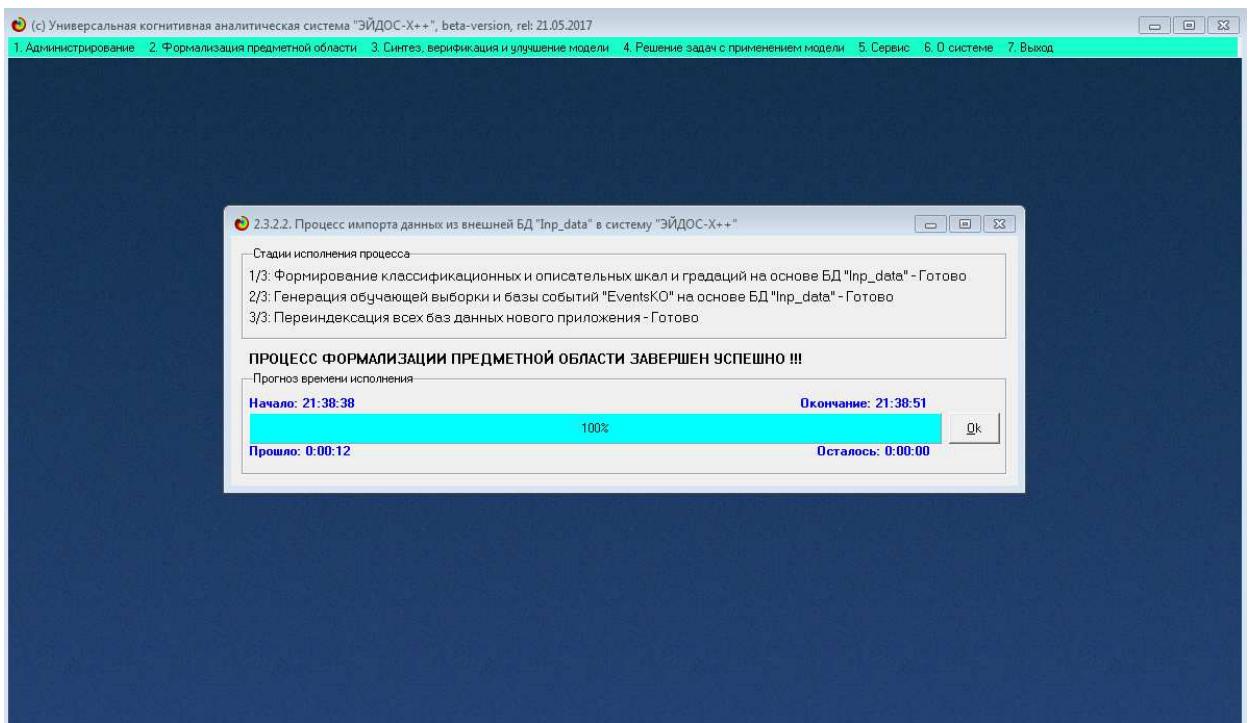


Рисунок 4- Процесс импорта данных из внешней БД «Inp\_data.xls» в систему «Эйдос»

В результате выполненных действий формируются классификационные и описательные шкалы, градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Эти действия полностью автоматизированы и выполняются на 2-й этапе АСК- анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1, рисунок 5.

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"				
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы	DEL
1	КОМАНДА	8	BRO	
2	ЛИГА	9	BSN	
		10	CAL	
		11	CHA	
		12	CHN	
		13	CIN	
		14	CLE	
		15	COL	
		16	DET	
		17	FLO	
		18	HOU	
		19	KC1	
		20	KCA	
		21	LAA	
		22	LAN	
		23	MIA	
		24	MIL	
		25	MIN	
		26	ML1	
		27	ML4	
		28	MON	
		29	NY1	

Помощь Доб.шкалу Доб.град.шкалы Копир.шкалу Копир.град.шкалы Копир.шкалу с град. Удал.шкалу с град. Чдал.град.шкалы Чдаление и перекодирование

Рисунок 5- Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2, рисунок 6.

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"				
Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы	
1	НОМЕР МАТЧА	1	ALS193307060	
2	ИГРОК	2	ALS193507080	
3	КОМАНДА	3	ALS193707070	
4	ГОД	4	ALS193907110	
		5	ALS194107080	
		6	ALS194307130	
		7	ALS194607090	
		8	ALS194807130	
		9	ALS195007110	
		10	ALS195107100	
		11	ALS195407130	
		12	ALS195607100	
		13	ALS195807080	
		14	ALS196007110	
		15	ALS196007130	
		16	ALS196107310	
		17	ALS196207100	
		18	ALS196307090	
		19	ALS196507130	
		20	ALS196707110	
		21	ALS196907230	
		22	ALS197107130	

Помощь Доб.шкалу Доб.град.шкалы Копир.шкалу Копир.град.шкалы Копир.шкалу с град. Удал.шкалу с град. Чдал.град.шкалы Перекодировать Очистить

Рисунок 6- Описательные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра обучающей выборки необходимо запустить режим 2.3.1., рисунок 7.

Код объекта				Наименование объекта				Дата		Время	
1	1							...			
2	2							...			
3	3							...			
4	4							...			
5	5							...			
6	6							...			
7	7							...			
8	8							...			
9	9							...			
10	10							...			

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	30	50	0	0	1	1	653	1876	1896	0	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.

### **1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей**

Далее необходимо запустить режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей, что показано на рисунке 8.

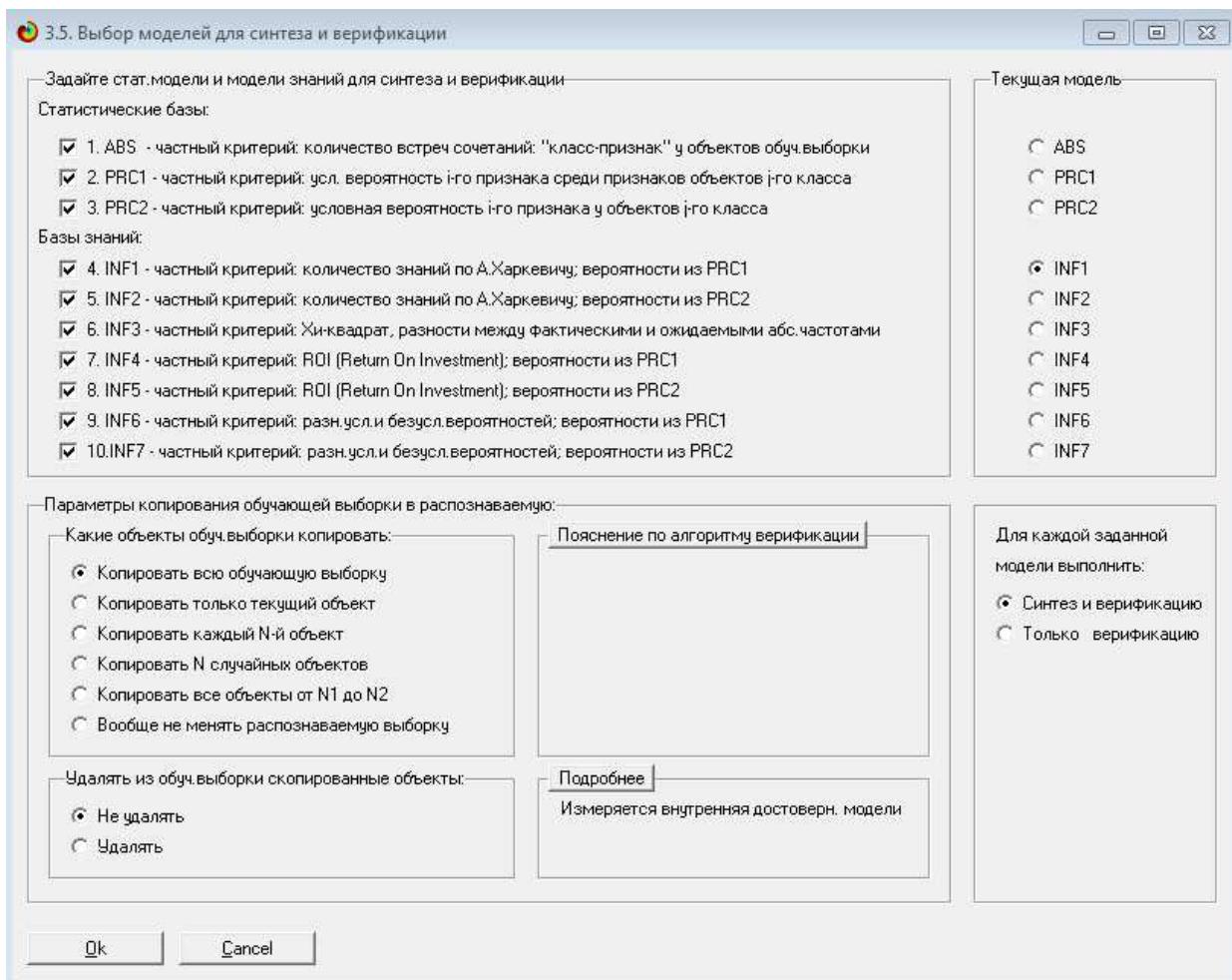


Рисунок 8- Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 9.

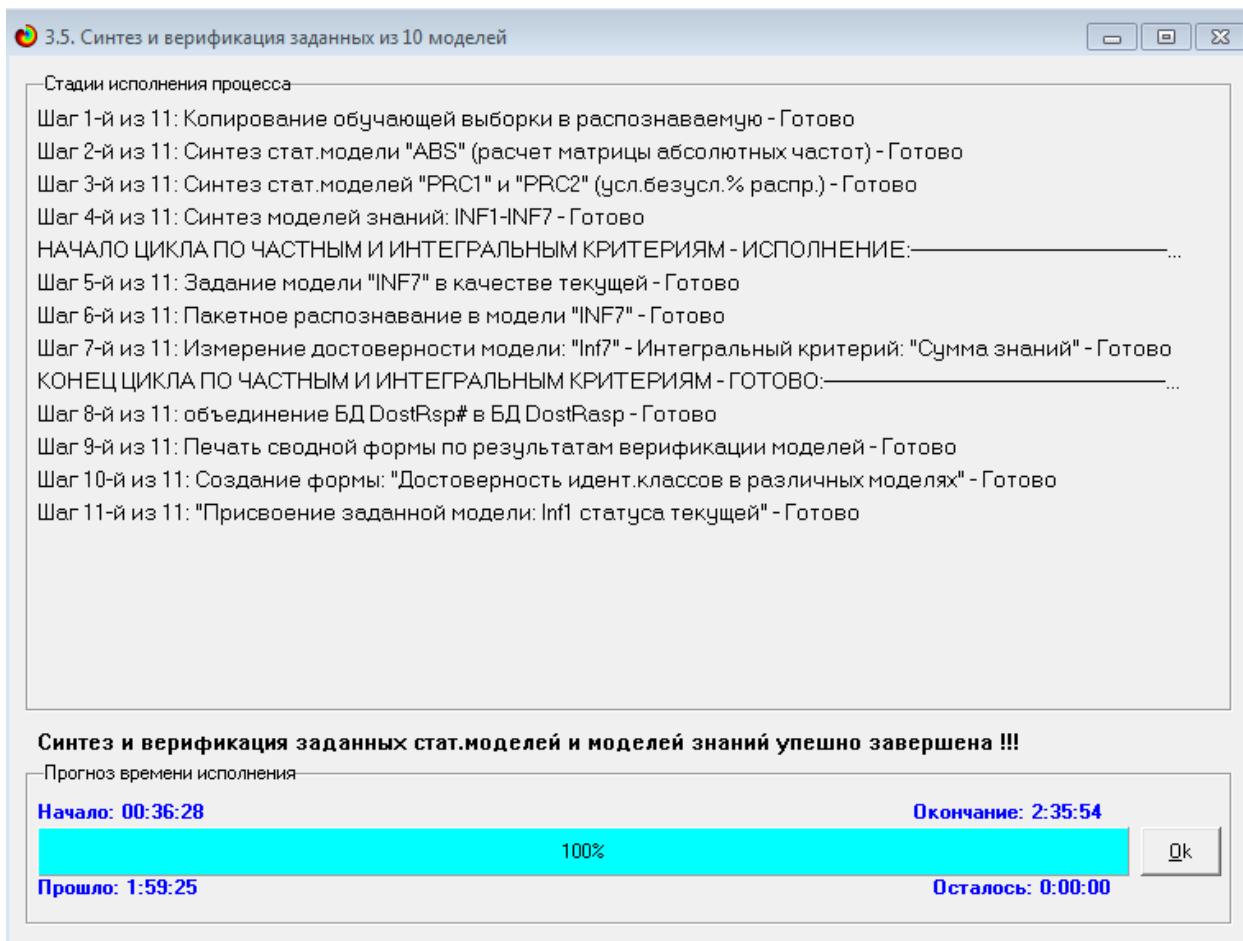


Рисунок 9- Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 8.

#### 1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы получаем о принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если знаем, что у этого объекта есть некоторый признак.

По сути, частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний.

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"												
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	21. КОМАНДА MIN	22. КОМАНДА MON	23. КОМАНДА NYA	24. КОМАНДА NYN	25. КОМАНДА ОАК	26. КОМАНДА РНІ	27. КОМАНДА РІТ	28. КОМАНДА SDN	29. КОМАНДА SEA		
1	НОМЕР МАТЧА-ALS200107100	3	1	6	2	1	1	1	1	2	2	
2	НОМЕР МАТЧА-ALS200307150	1	1	5	1	4	1	1	1	1	5	
3	НОМЕР МАТЧА-ALS200507120	2		3	3	1	3	1	1	1	1	
4	НОМЕР МАТЧА-ALS200807150	3		3	2	1	2	1	1	1	1	
5	НОМЕР МАТЧА-ALS201007130	2		8	2	2	3	1	2	2	2	
6	НОМЕР МАТЧА-ALS201207100	1		4	3	1	3	2	1	1	1	
7	НОМЕР МАТЧА-ALS201407150	2		3	1	6	1	3	2	4		
8	НОМЕР МАТЧА-NLS200207090	3	2	6	1	2	3	1	1	1	3	
9	НОМЕР МАТЧА-NLS200407130	1	1	8	2	2	2	1	1	1	1	
10	НОМЕР МАТЧА-NLS200607110	3		4	6	1	3	2	1	2		
11	НОМЕР МАТЧА-NLS200707100	3		3	4	1	3	1	3	2		
12	НОМЕР МАТЧА-NLS200907140	3		3	4	1	5	2	2	2		
13	НОМЕР МАТЧА-NLS201107120	1		8	2	1	5	3	1	3		
14	НОМЕР МАТЧА-NLS201307160	2		2	2	2	2	5	1	2		
15	НОМЕР МАТЧА-NLS201507140	2		3	1	1		3	1	2		
16	НОМЕР МАТЧА-NLS201507141											
17	НОМЕР МАТЧА-NLS201507142						1					
18	НОМЕР МАТЧА-NLS201507143											
19	НОМЕР МАТЧА-NLS201507144											
20	НОМЕР МАТЧА-NLS201507145											
21	НОМЕР МАТЧА-NLS201507146											
22	НОМЕР МАТЧА-NLS201507147											
23	НОМЕР МАТЧА-NLS201507148											
24	НОМЕР МАТЧА-NLS201507149											

Рисунок 10- Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"												
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	20. КОМАНДА MIL	21. КОМАНДА MIN	22. КОМАНДА MON	23. КОМАНДА NYA	24. КОМАНДА NYN	25. КОМАНДА ОАК	26. КОМАНДА РНІ	27. КОМАНДА РІТ	28. КОМАНДА SDN	29. КОМАНДА SEA	
1	НОМЕР МАТЧА-ALS200107100	-0.292	0.418	0.860	0.374	0.113	-0.145	-0.323	-0.166	0.427	0.164	
2	НОМЕР МАТЧА-ALS200307150	-0.095	-0.431	0.652	0.060	-0.500	0.456	-0.532	-0.374	-0.185	0.490	
3	НОМЕР МАТЧА-ALS200507120	-0.483	-0.010		-0.222	0.158	-0.336	0.127	-0.357	-0.168	-0.432	
4	НОМЕР МАТЧА-ALS200807150	0.167	0.236		-0.213	-0.070	-0.328	-0.101	-0.348	-0.160	-0.424	
5	НОМЕР МАТЧА-ALS201007130	0.049	-0.119		0.242	-0.188	-0.041	0.017	-0.466	0.127	-0.137	
6	НОМЕР МАТЧА-ALS201207100	-0.532	-0.464		-0.103	0.109	-0.386	0.077	-0.002	-0.218	-0.482	
7	НОМЕР МАТЧА-ALS201407150	0.224	-0.112		-0.324	-0.585	0.607	-0.617	0.182	0.134	0.275	
8	НОМЕР МАТЧА-NLS200207090	-0.043	0.262	1.109	0.218	-0.448	0.104	0.162	-0.321	-0.133	0.244	
9	НОМЕР МАТЧА-NLS200407130	-0.078	-0.414	0.669	0.351	-0.078	0.068	-0.110	-0.357	-0.168	-0.432	
10	НОМЕР МАТЧА-NLS200607110	0.133	0.202		-0.079	0.538	-0.362	0.101	0.023	-0.194	-0.053	
11	НОМЕР МАТЧА-NLS200707100	0.344	0.244		-0.204	0.344	-0.319	0.144	-0.339	0.490	-0.010	
12	НОМЕР МАТЧА-NLS200907140	0.125	0.194		-0.255	0.293	-0.370	0.391	0.014	0.203	-0.061	
13	НОМЕР МАТЧА-NLS201107120	0.035	-0.538		0.228	-0.202	-0.460	0.301	0.161	-0.292	0.086	
14	НОМЕР МАТЧА-NLS201307160	-0.159	-0.090		-0.538	-0.159	-0.012	-0.190	0.502	-0.249	-0.108	
15	НОМЕР МАТЧА-NLS201507140	0.025	0.093		-0.119	-0.380	-0.233		0.387	-0.065	0.075	
16	НОМЕР МАТЧА-NLS201507141											
17	НОМЕР МАТЧА-NLS201507142						2.127					
18	НОМЕР МАТЧА-NLS201507143											
19	НОМЕР МАТЧА-NLS201507144											
20	НОМЕР МАТЧА-NLS201507145											
21	НОМЕР МАТЧА-NLS201507146											
22	НОМЕР МАТЧА-NLS201507147											
23	НОМЕР МАТЧА-NLS201507148											
24	НОМЕР МАТЧА-NLS201507149											

Рисунок 11- Матрица информативности (модель INF1) в битах (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	19. КОМАНДА MIA	20. КОМАНДА MIL	21. КОМАНДА MIN	22. КОМАНДА MON	23. КОМАНДА NYA	24. КОМАНДА NYN	25. КОМАНДА DAK	26. КОМАНДА PHI	27. КОМАНДА PIT
1	НОМЕР МАТЧА:ALS200107100	-0.275	-0.649	1.535	0.771	2.840	0.351	-0.282	-0.740	-0.328
2	НОМЕР МАТЧА:ALS200307150	-0.393	-0.355	-1.093	0.673	0.486	-1.355	2.168	-1.486	-0.897
3	НОМЕР МАТЧА:ALS200507120	-0.381	-1.288	-0.034	-0.318	-1.385	0.712	-0.779	0.585	-0.843
4	НОМЕР МАТЧА:ALS200807150	-0.376	0.746	0.996	-0.313	-1.321	-0.254	-0.753	-0.379	-0.816
5	НОМЕР МАТЧА:ALS201007130	-0.460	0.241	-0.452	-0.383	2.712	-0.759	-0.146	0.088	-1.222
6	НОМЕР МАТЧА:ALS201207100	0.585	-1.490	-1.213	-0.346	-0.772	0.510	-0.936	0.372	-0.006
7	НОМЕР МАТЧА:ALS201407150	1.546	1.275	-0.422	-0.379	-2.223	-1.725	3.880	-1.877	0.805
8	НОМЕР МАТЧА:NLS200207090	-0.359	-0.153	1.086	1.701	1.873	-1.153	0.325	0.727	-0.735
9	НОМЕР МАТЧА:NLS200407130	-0.381	-0.288	-1.034	0.682	3.615	-0.288	0.221	-0.415	-0.843
10	НОМЕР МАТЧА:NLS200607110	-0.398	0.611	0.877	-0.332	-0.579	3.611	-0.858	0.479	0.076
11	НОМЕР МАТЧА:NLS200707100	-0.370	1.779	1.026	-0.308	-1.256	1.779	-0.727	0.656	-0.789
12	НОМЕР МАТЧА:NLS200907140	-0.404	0.578	0.847	-0.336	-1.643	1.578	-0.884	2.443	0.049
13	НОМЕР МАТЧА:NLS201107120	-0.471	0.174	-1.512	-0.393	2.583	-0.826	-1.198	2.017	0.723
14	НОМЕР МАТЧА:NLS201307160	0.563	-0.624	-0.333	-0.364	-3.030	-0.624	-0.041	-0.770	2.886
15	НОМЕР МАТЧА:NLS201507140	-0.320	0.082	0.295	-0.266	-0.676	-0.918	-0.492	-2.024	1.455
16	НОМЕР МАТЧА:NLS201507141	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.664	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027
17	НОМЕР МАТЧА:NLS201507142	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	0.974	-0.036	-0.027
18	НОМЕР МАТЧА:NLS201507143	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027
19	НОМЕР МАТЧА:NLS201507144	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027
20	НОМЕР МАТЧА:NLS201507145	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027
21	НОМЕР МАТЧА:NLS201507146	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027
22	НОМЕР МАТЧА:NLS201507147	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027
23	НОМЕР МАТЧА:NLS201507148	-0.006	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027
24	НОМЕР МАТЧА:NLS201507149	0.994	-0.034	-0.030	-0.005	-0.064	-0.034	-0.026	-0.036	-0.027

Рисунок 12- Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

5.5. Модель: "7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	20. КОМАНДА MIL	21. КОМАНДА MIN	22. КОМАНДА MON	23. КОМАНДА NYA	24. КОМАНДА NYN	25. КОМАНДА DAK	26. КОМАНДА PHI	27. КОМАНДА PIT	28. КОМ SDN
1	НОМЕР МАТЧА:ALS200107100	-0.393	1.047	3.367	0.899	0.213	-0.220	-0.425	-0.247	
2	НОМЕР МАТЧА:ALS200307150	-0.151	-0.522	2.057	0.108	-0.575	1.184	-0.598	-0.473	
3	НОМЕР МАТЧА:ALS200507120	-0.563	-0.017		-0.316	0.311	-0.438	0.242	-0.457	
4	НОМЕР МАТЧА:ALS200807150	0.331	0.497		-0.306	-0.113	-0.430	-0.159	-0.449	
5	НОМЕР МАТЧА:ALS201007130	0.087	-0.184		0.513	-0.275	-0.068	0.030	-0.550	
6	НОМЕР МАТЧА:ALS201207100	-0.598	-0.548		-0.162	0.205	-0.484	0.142	-0.003	
7	НОМЕР МАТЧА:ALS201407150	0.468	-0.174		-0.426	-0.633	1.831	-0.652	0.367	
8	НОМЕР МАТЧА:NLS200207090	-0.071	0.567	5.688	0.454	-0.536	0.194	0.320	-0.423	
9	НОМЕР МАТЧА:NLS200407130	-0.126	-0.508	2.147	0.824	-0.126	0.124	-0.172	-0.457	
10	НОМЕР МАТЧА:NLS200607110	0.256	0.413		-0.126	1.512	-0.462	0.190	0.039	
11	НОМЕР МАТЧА:NLS200707100	0.801	0.520		-0.295	0.801	-0.421	0.280	-0.441	
12	НОМЕР МАТЧА:NLS200907140	0.238	0.393		-0.354	0.651	-0.469	0.955	0.025	
13	НОМЕР МАТЧА:NLS201107120	0.062	-0.602		0.477	-0.292	-0.545	0.676	0.318	
14	НОМЕР МАТЧА:NLS201307160	-0.238	-0.143		-0.602	-0.238	-0.020	-0.278	1.365	
15	НОМЕР МАТЧА:NLS201507140	0.043	0.173		-0.184	-0.479	-0.330		0.942	
16	НОМЕР МАТЧА:NLS201507141									
17	НОМЕР МАТЧА:NLS201507142						37.214			
18	НОМЕР МАТЧА:NLS201507143									
19	НОМЕР МАТЧА:NLS201507144									
20	НОМЕР МАТЧА:NLS201507145									
21	НОМЕР МАТЧА:NLS201507146									
22	НОМЕР МАТЧА:NLS201507147									
23	НОМЕР МАТЧА:NLS201507148									
24	НОМЕР МАТЧА:NLS201507149									

Рисунок 13 -Матрица знаний (модель INF4) (фрагмент)

## 1.5. Результаты верификации моделей

Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями, приведены на рисунке 14.

4.1.3.6. Обобщ форма по достов.моделей при разн.инт.крит.. Текущая модель: "INF1"										
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	F-мера Ван Ризбергена	Сумма моду... уровней сходства истинно-положительных решений (STP)	Сумма моду... уровней сходства истинно-отрицательных решений (SFP)	Сумма моду... уровней сходства ложно-положительных решений (LTP)	Сумма моду... уровней сходства ложно-отрицательных решений (LFP)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "классификация абс.частот с обр. и признаками"	Корреляция абс.частот с обр. и признаками	0 0.110	1024.188	39.050	5846.795		0.149	1.000	0.259	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "классификация абс.частот по признакам"	Сумма абс.частот по признакам	0 0.110	1047.531		2098.831		0.333	1.000	0.500	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди остальных	Корреляция усл.отн.частот с о...	0 0.110	1024.189	39.050	5846.798		0.149	1.000	0.259	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди остальных	Сумма усл.отн.частот по признакам	0 0.110	546.076		3969.131		0.121	1.000	0.216	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака среди остальных	Корреляция усл.отн.частот с о...	0 0.110	1024.159	39.050	5846.702		0.149	1.000	0.259	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака среди остальных	Сумма усл.отн.частот по признакам	0 0.110	546.076		3969.131		0.121	1.000	0.216	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс знаний	3 0.296	293.876	1016.317	351.143	5.406	0.456	0.982	0.622	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	3 0.212	497.987	685.394	687.734	0.223	0.420	1.000	0.591	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс знаний	3 0.296	293.875	1016.317	351.143	5.406	0.456	0.982	0.622	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	3 0.212	497.987	685.394	687.734	0.223	0.420	1.000	0.591	
6. INF3 - частный критерий: Хиквадрат, разности между фактами	Семантический резонанс знаний	2 0.252	710.202	1963.213	1145.610	0.249	0.383	1.000	0.553	
6. INF3 - частный критерий: Хиквадрат, разности между фактами	Сумма знаний	2 0.252	763.741	1263.946	500.777	0.572	0.604	0.999	0.753	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятност...	Семантический резонанс знаний	3 0.774	355.571	837.204	23.217	6.504	0.939	0.982	0.960	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятност...	Сумма знаний	3 0.202	34.571	3.973	11.994	0.000	0.742	1.000	0.852	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятност...	Семантический резонанс знаний	3 0.774	355.571	837.204	23.217	6.504	0.939	0.982	0.960	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятност...	Сумма знаний	3 0.202	34.571	3.973	11.994	0.000	0.742	1.000	0.852	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс знаний	3 0.216	708.906	939.550	1328.030	0.879	0.348	0.999	0.516	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	3 0.196	345.755	425.557	1013.658	0.026	0.254	1.000	0.406	
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс знаний	3 0.216	708.906	939.550	1328.030	0.879	0.348	0.999	0.516	
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	3 0.196	345.755	425.557	1013.658	0.026	0.254	1.000	0.406	

Рисунок 14- Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4 и INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,960. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием, описанным на рисунке 15.

Помощь по режимам: 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: 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, не относящегося к тому классу, к которому она действительно относится, но при этом будет очень большая ошибка ложной идентификации, т.к. огромное количество объектов будет отнесено 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.**  
Представьте себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6. В этом плане, что не предсказала, что не выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадет. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, – поэтому такого рода прогнозы хорошо 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 реальными прогнозами.

**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 и 6. Такой прогноз не является идеальным, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет допущена 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 во всех этих видов прогнозов.

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

$$L1 = \frac{TP}{(TP + TN - FP - FN)} / (\frac{TP + TN + FP + FN}{(TP + TN + FP + FN)}) \quad (\text{нормировка: } \{-1,+1\})$$

$$L2 = \frac{(1 + (TP + TN - FP - FN))}{(TP + TN + FP + FN)} / 2 \quad (\text{нормировка: } \{0, 1\})$$

где: TP – истинно-положительное решение; TN – истинно-отрицательное решение; FP – ложно-положительное решение; FN – ложно-отрицательное решение;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена:

```

Precision = TP/(TP+FP) - точность модели;
Recall = TP/(TP+FN) - полнота модели;
F-мера = 2*(Precision*Recall)/(Precision+Recall).

```

В ACK-анализе и системе "Эйдос" предлагается L-мера, представляющая собой нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена:

```

SPrecision = STP/(STP+SFP) - нечеткая мультиклассовая точность модели;
SRecall = STP/(STP+SFN) - нечеткая мультиклассовая полнота модели;
L-мера = 2*(SPrecision*SRecall)/(SPrecision+SRecall) - нечеткая мультиклассовая достоверность модели.

```

где:  
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.

Рисунок 15- Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Стоит отметить, 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 интеллектуальных технологий. На рисунке 16 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF4.

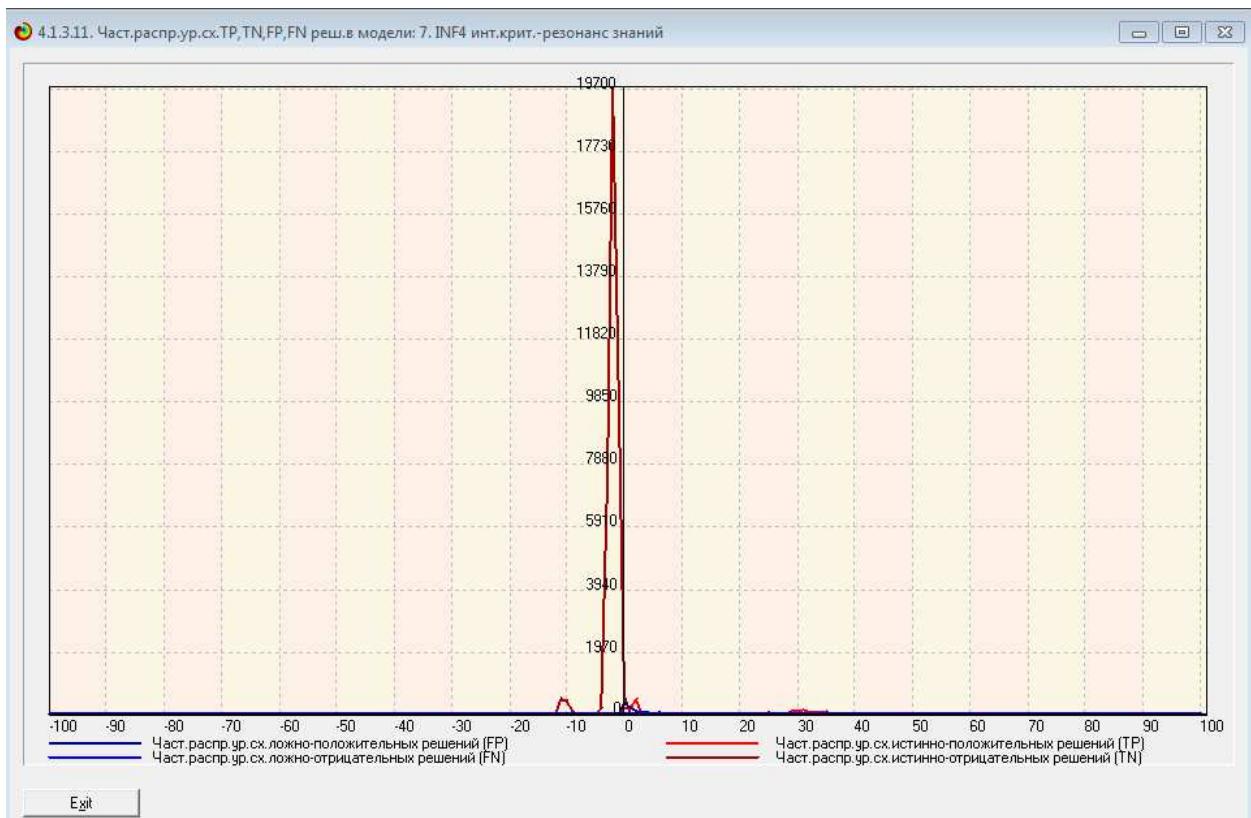


Рисунок 16- Частное распределение ложно-положительных решений, ложно-отрицательных решений, истинно-положительных решений и истинно-отрицательных решений объекта моделирования в модели INF4

Из рисунка 16 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF4 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 14);
- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF4 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 95%) также различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями практически отсутствует.



## 2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF4 (режим 5.6) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1, как показано на рисунке 18.

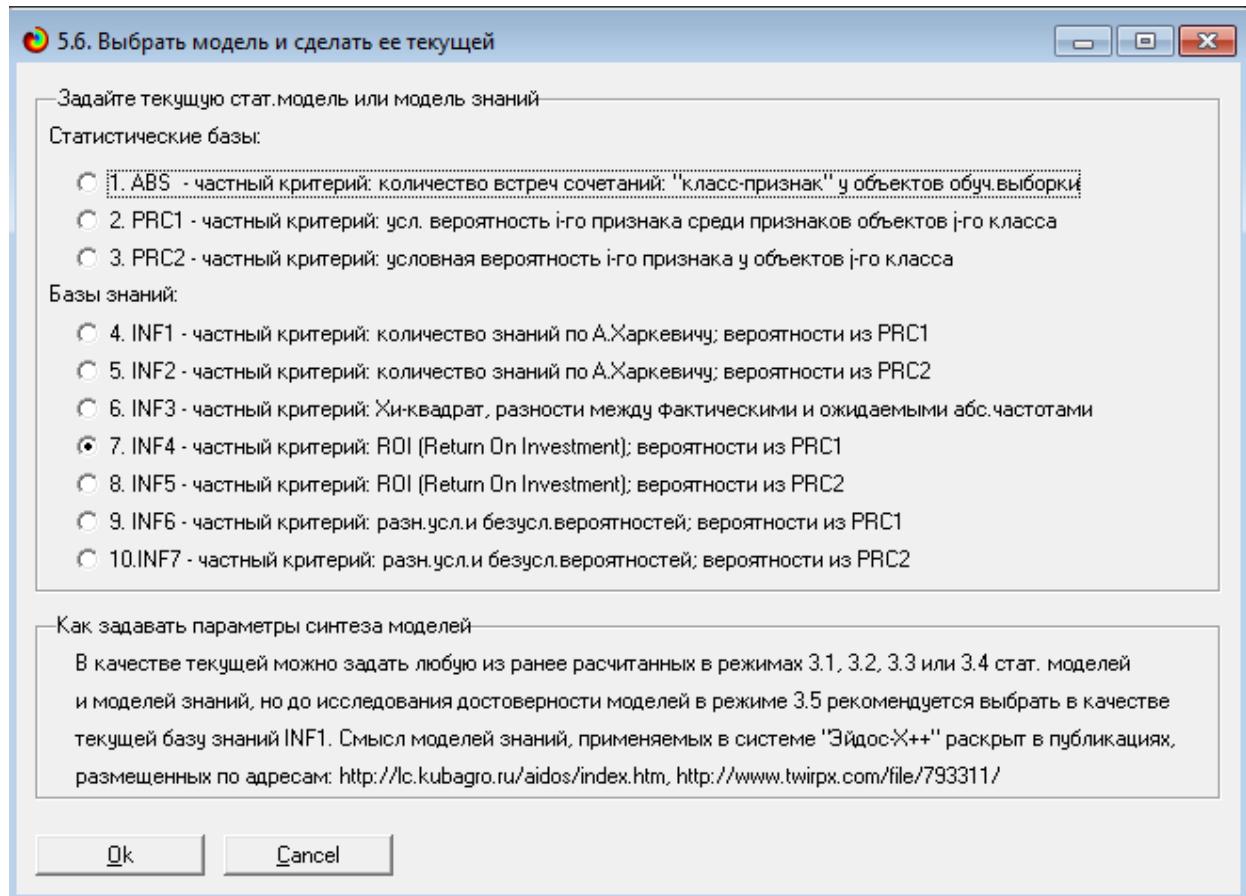


Рисунок 17- Экранная форма режима задания модели в качестве текущей

Следующим шагом необходимо произвести пакетное распознавание в текущей модели. Если распознавание производится впервые, то вы увидите сообщение, уведомляющее об этом.

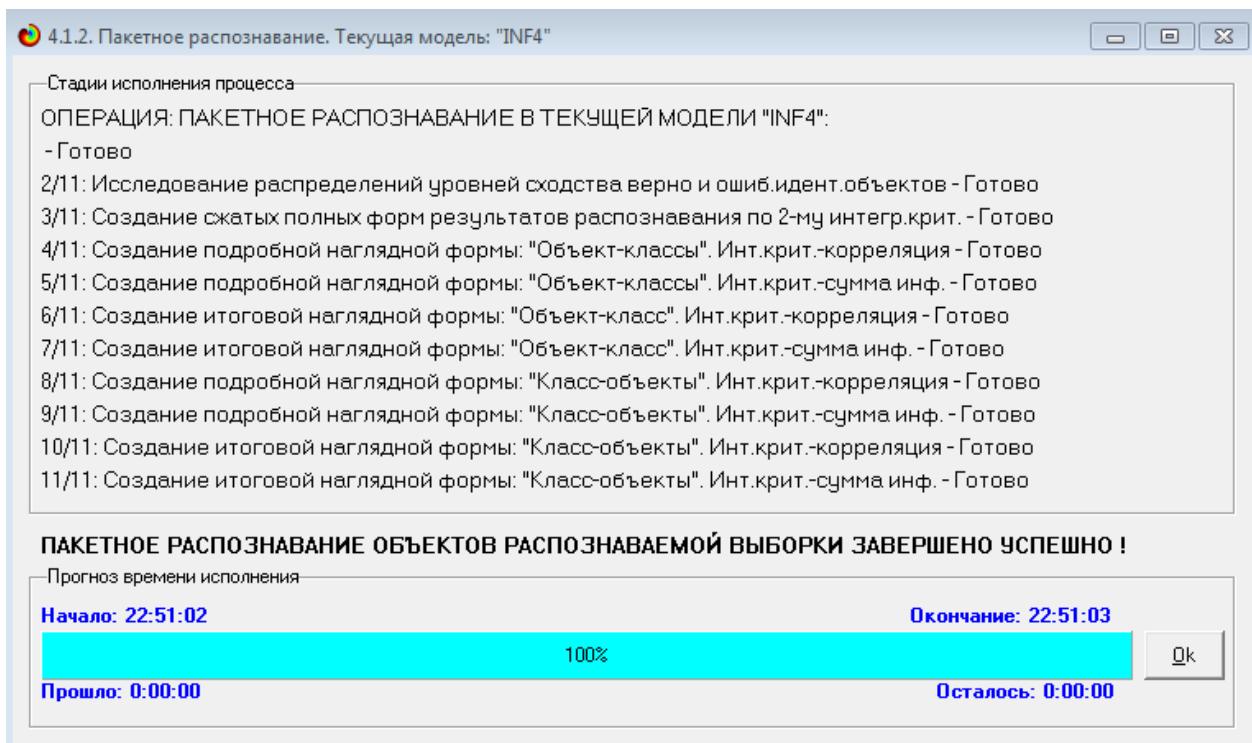


Рисунок 18- Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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 «Эйдос» 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.

Для наглядного примера, кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 20 и 21 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов бейсбольных команд в наиболее достоверной модели INF4 на основе описательных шкал.

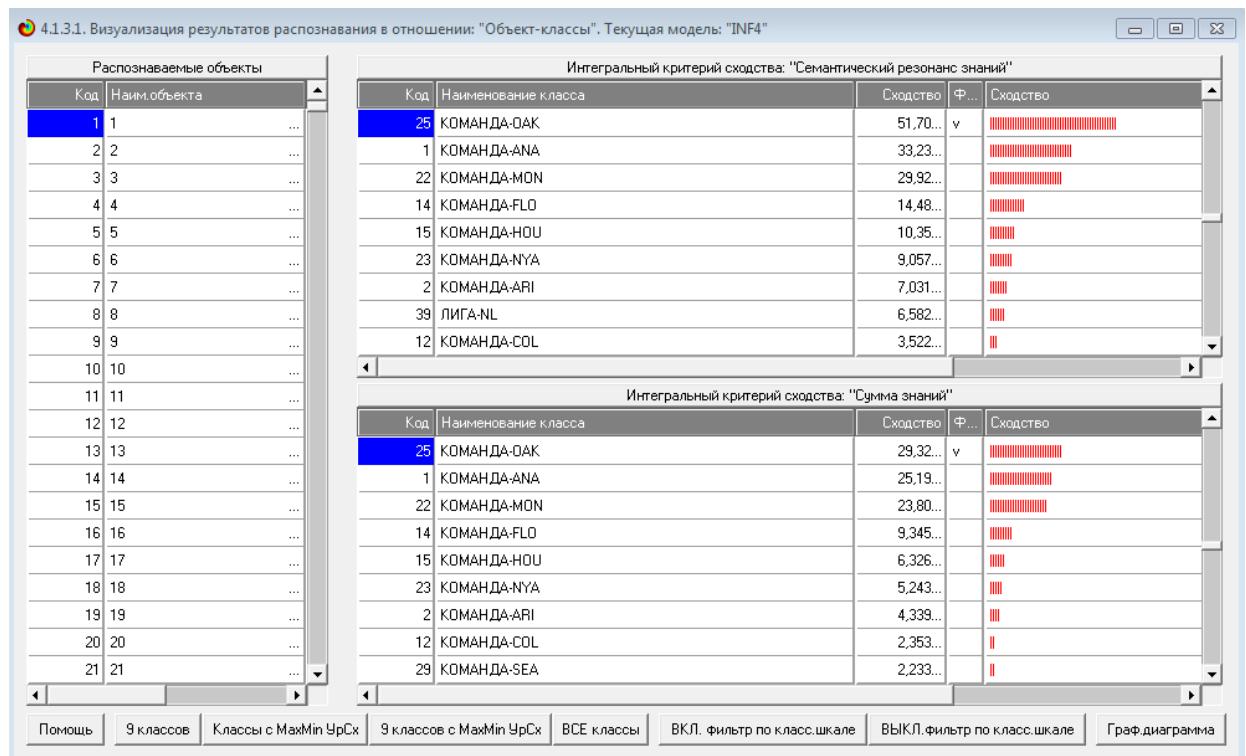


Рисунок 19- Пример идентификации классов в модели INF4

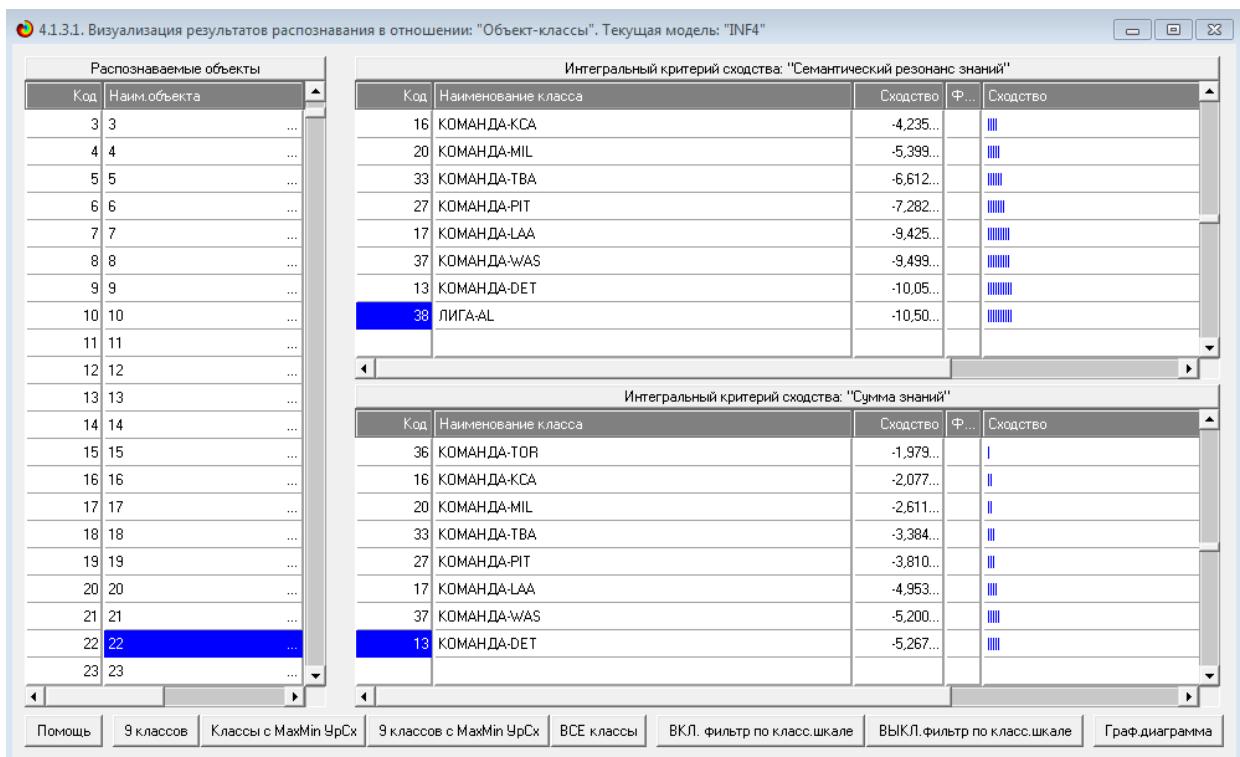


Рисунок 20- Пример идентификации классов в модели INF4

## 2.2 Когнитивные функции

Далее стоит рассмотреть режим работы 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал. Начало работы в этом режиме начинается с понятия когнитивных функций, а также предоставления возможности перехода на статьи по данной проблематике и скачивания публикаций, как это продемонстрировано на рисунке 22.

**4.5. Визуализация когнитивных функций**

Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций Когнитивная Функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют системы детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют системы детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функций) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые. См.: Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций - новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2011. - №03(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. , 2,688 у.п.л. - Режим доступа:  
<http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

Задайте нужный режим:

**Визуализации когнитивных функций**      Скачать подборку публикаций по когнитивным функциям  
Литератур.ссылки на статьи по когнитивным функциям      Скачать подборку публикаций по управлению знаниями

Рисунок 21- Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++»  
«Визуализация когнитивных функций»

Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. Когнитивным функциям посвящено множество работ, поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 23 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF4.

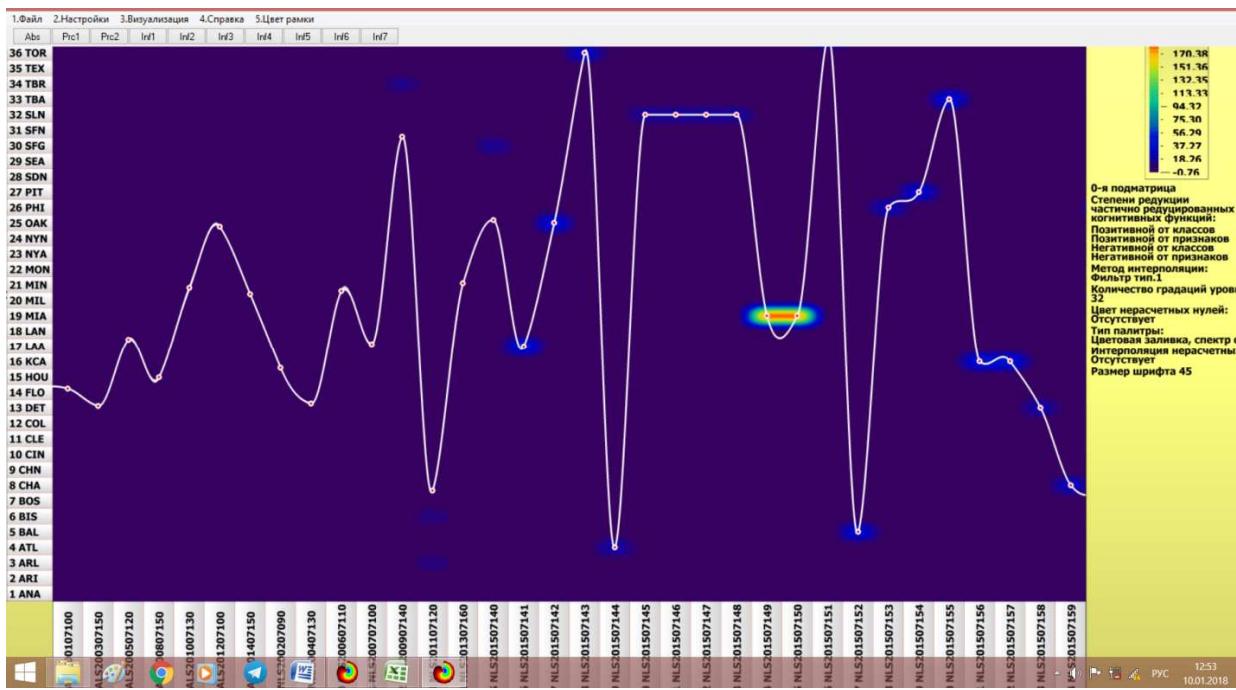


Рисунок 22-Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF4

### 2.3. 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 неформализуемым 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 «Эйдос». 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: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 24).

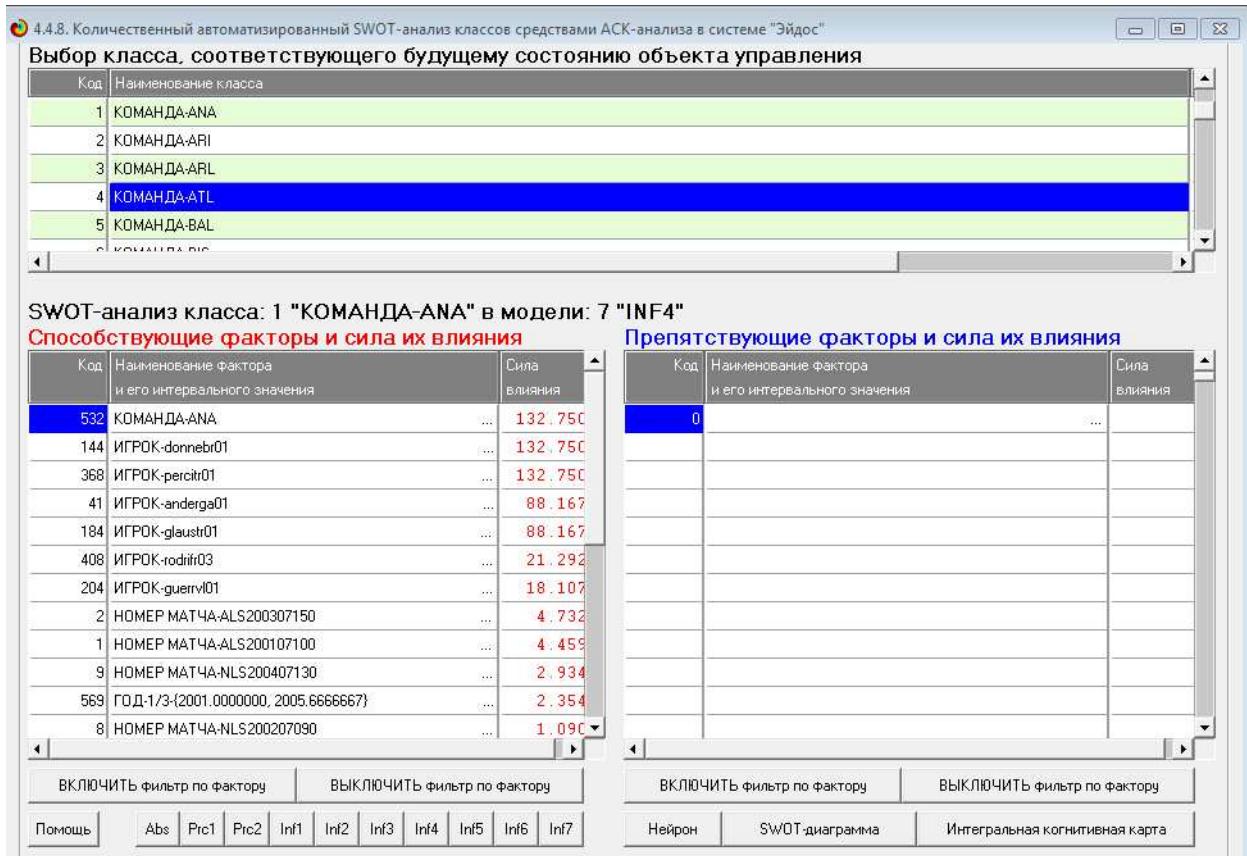


Рисунок 23-Пример SWOT-Матрицы в модели INF4

Следующим шагом является построение SWOT-диаграммы, для наглядной демонстрации работы, продемонстрированной на рисунке 25.

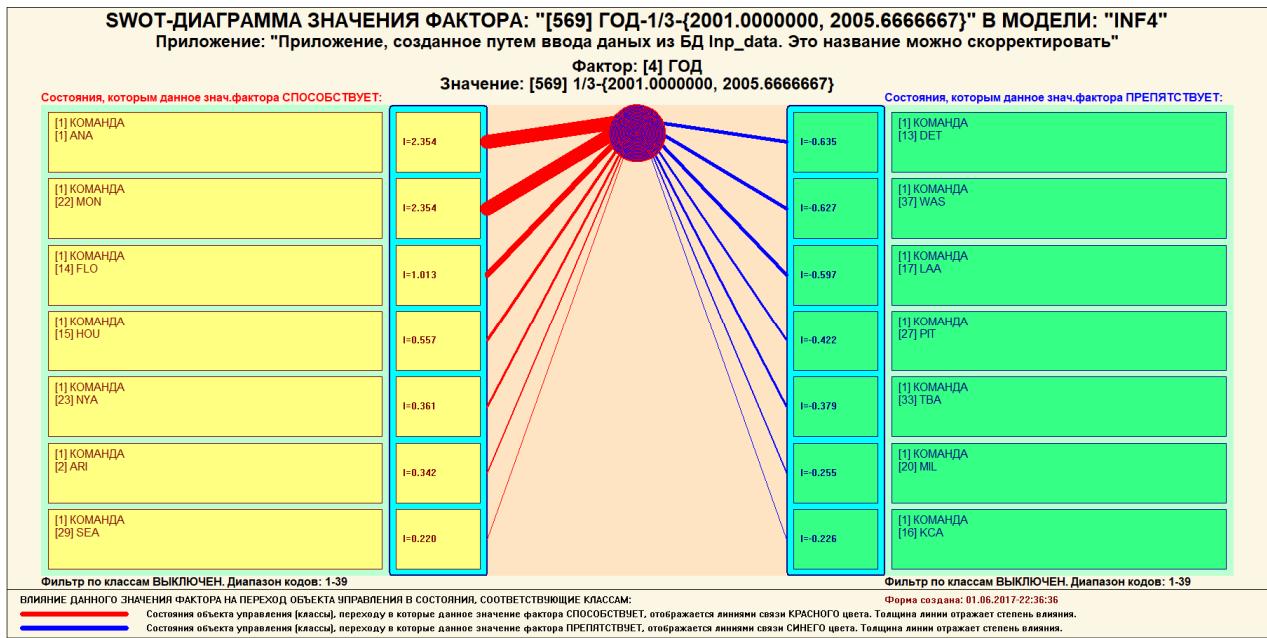


Рисунок 24— SWOT-матрица, построенная для 2001 года

## 2.4. Нелокальные нейронные сети

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует не локальную нейронную сеть. Рассмотрим пример на рисунке 26.

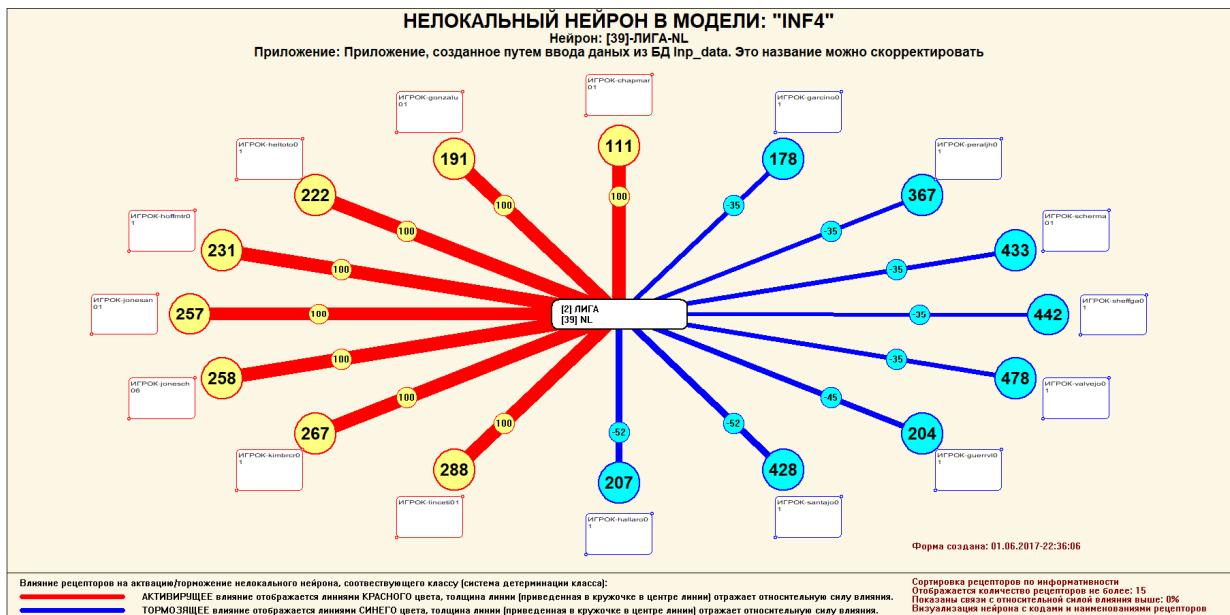


Рисунок 25- Нейрон для лиги NL

Благодаря данному нейрону видно, как игроки различных команд влияют на состояние лиги, какие оказывают активирующее влияние, а какие тормозящее.

## 2.5 Кластерный и конструктивный анализ

В режиме 4.2.2.2, после расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов, строим 2D сеть классов в выбранной модели знаний, для наглядного представления сети классов. На рисунке 27 наглядно видно, что наибольшее сходство наблюдается в классе «Лига AL», когда как наибольшее различие наблюдается в классе «Лига NL».

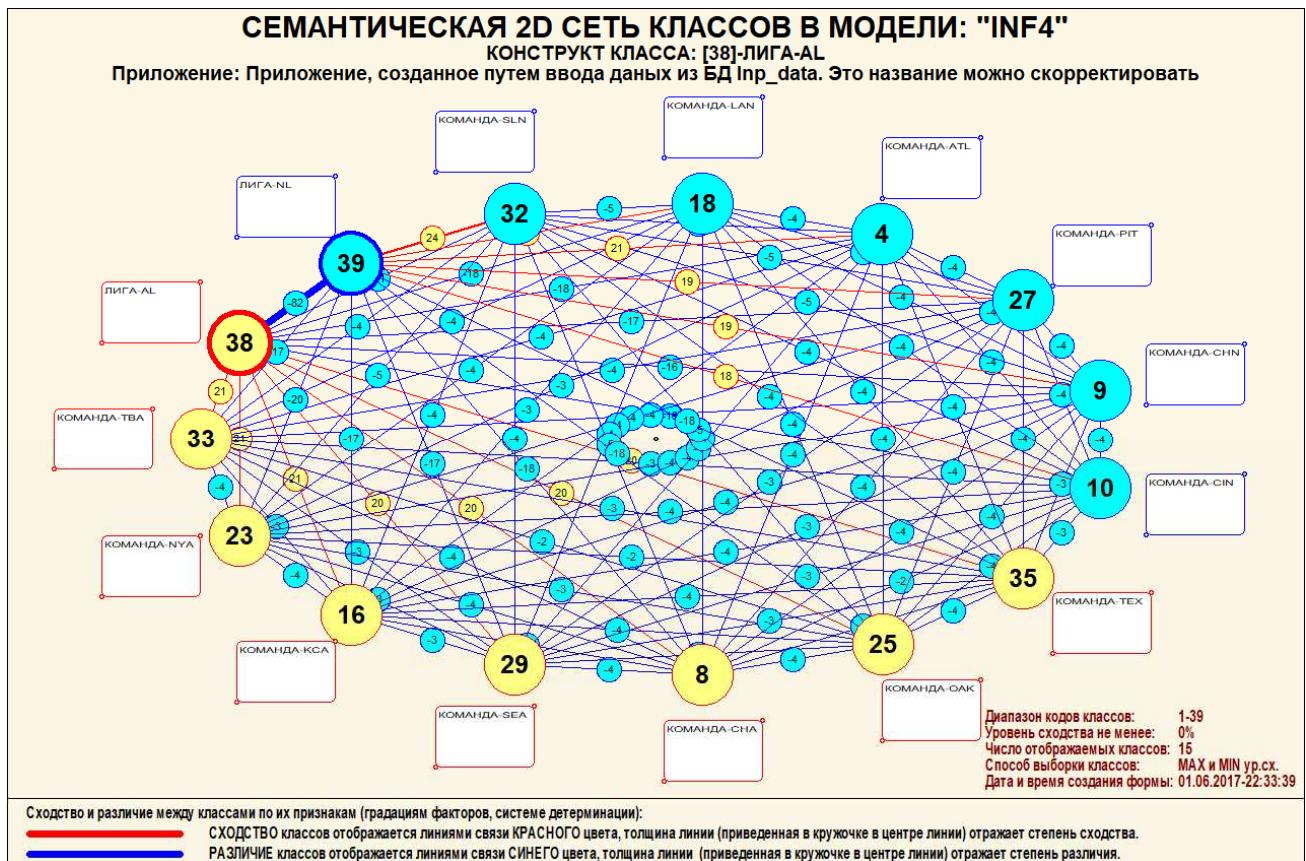


Рисунок 26– Семантическая 2D сеть классов

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В связи с существованием множества 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 базу репозитория «Kaggle».

В данной лабораторной приводится развернутый пример использования базы данных репозитория «Kaggle» для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,930, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием.

На основе базы данных «Kaggle», рассмотренной в данной лабораторной работе, построен модели прогнозирования с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Эйдос».

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политетматический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: [http://lc.kubagro.ru/My\\_training\\_schedule.doc](http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc) КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.
2. Луценко Е.В. ACK-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политетматический 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. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политетматический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
4. 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.

6. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.

7. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.