

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

Лабораторная работа

АСК-анализ безработных, совершивших преступления.

Выполнил студент 3 курса,  
группы ПИ1501  
Гулаков Р.Е.

Руководитель  
профессор, д.э.н., к.т.н., Луценко Е.В.

Краснодар 2018

## ВВЕДЕНИЕ

Сейчас искусственный интеллект рассматривают как прикладную область исследований, связанных с имитацией отдельных функций интеллекта человека. Распознавание образов, машинный перевод, интеллектуальные агенты, робототехника — это лишь некоторые из направлений, по которым развиваются системы искусственного интеллекта. В данной работе рассмотрено решение задачи выявления зависимости от строительства нового жилья на цены на вторичном рынке.

Для решения данной задачи необходимы исходные статистические данные. В качестве источника данных была взята единая информационно-статистическая система (Росстат), содержащая официальную статистическую информацию, формируемую субъектами официального статистического учета в рамках Федерального плана статистических работ.

В данной работе использована база данных, содержащая среднее количество совершенных преступлений разными категориями лиц (данные МВД) с 2000 по 2015 года.

Для решения задачи будут использованы программы Microsoft Office Word и Excel, а также система искусственного интеллекта «Aidos-X++».

## Оглавление

ВВЕДЕНИЕ.....	2
1.СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	4
1.1.Описание решения.....	4
1.2.Формирование базы исходных данных.....	4
1.3.Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей.....	8
1.4. Виды моделей системы «Эйдос».....	10
1.5. Результаты верификации моделей.....	12
2.РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	19
2.1.Решение задачи идентификации.....	19
2.2.Когнитивные функции.....	22
2.3.SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	24
2.4.Кластерно-конструктивный анализ признаков.....	26
2.5.Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	27
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	28
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	29

# 1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

## 1.1. Описание решения

Порядок решения задачи в соответствии с методологией АСК-анализа:

1. Преобразование базы исходных данных в необходимый для системы формат файла MS Excel.
2. Преобразование исходных данных из файла 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. Формирование базы исходных данных

Из Росстат «<http://cbsd.gks.ru/>» базы данных - «Преступность (данные МВД) с 2000 по 2015 года».(из ряда таблиц были выбраны данные и собраны в одну таблицу и представлены на рис 1)

Столбец 2 – классификационные шкалы, столбцы 3-6 – описательные шкалы.

Год	Преступления бытовых	Преступлений всего	на 100 тыс. чел	Преступления не по полу занятых	гастраблтеры
2000	91 443	2 952 367	2 034	954	35 120
2001	85 828	2 968 255	2 033	905 889	37 166
2002	83 250	2 526 305	1 739	658 476	35 712
2003	65 870	2 756 398	1 906	663 747	40 570
2004	79 118	2 899 810	2 009	718 594	48 927
2005	82 039	3 554 738	2 477	781 351	51 225
2006	84 143	3 855 373	2 695	811 281	53 014
2007	74 340	3 582 541	2 509	785 383	50 139
2008	67 304	3 209 862	2 249	763 716	53 876
2009	55 101	2 994 820	2 097	785 577	57 955
2010	58 304	2 628 799	1 840	739 314	48 992
2011	0	2 404 807	1 682	0	44 956
2012	45 358	2 302 168	1 608	674 656	42 650
2013	38 058	2 206 249	1 537	664 969	0
2014	35 012	2 138 849	1 488	663 997	45 538
2015	22 011	2 388 476	1 631	716 638	48 210

Рисунок 1 - «Среднее количество совершенных преступлений разными категориями лиц»

Ввод исходных данных в систему «Эйдос» в формате XLS производится при помощи универсального программного интерфейса импорта данных в режиме 2.3.2.2 (рис. 1).

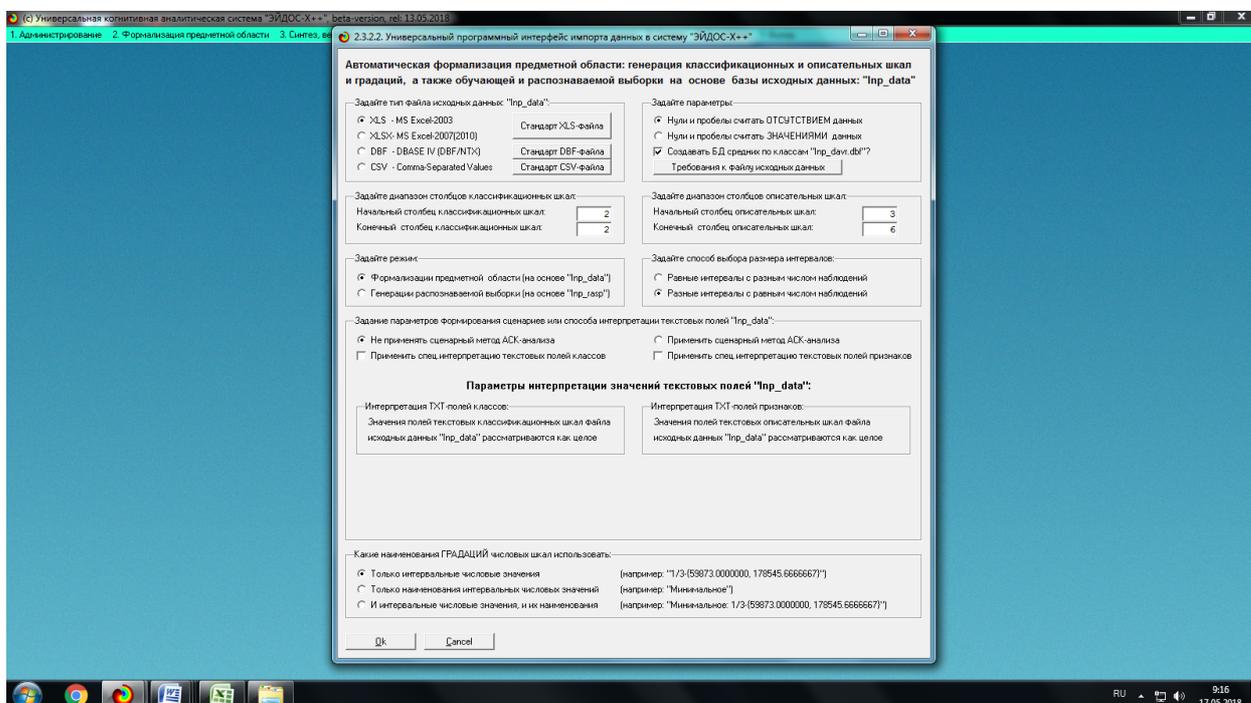


Рисунок 2 - Экранная форма «Универсального программного интерфейса импорта данных» в систему «Эйдос» (режим 2.3.2.2)

После ввода первичных настроек будет предложено задать число интервалов классификационных и описательных шкал (рис. 3).

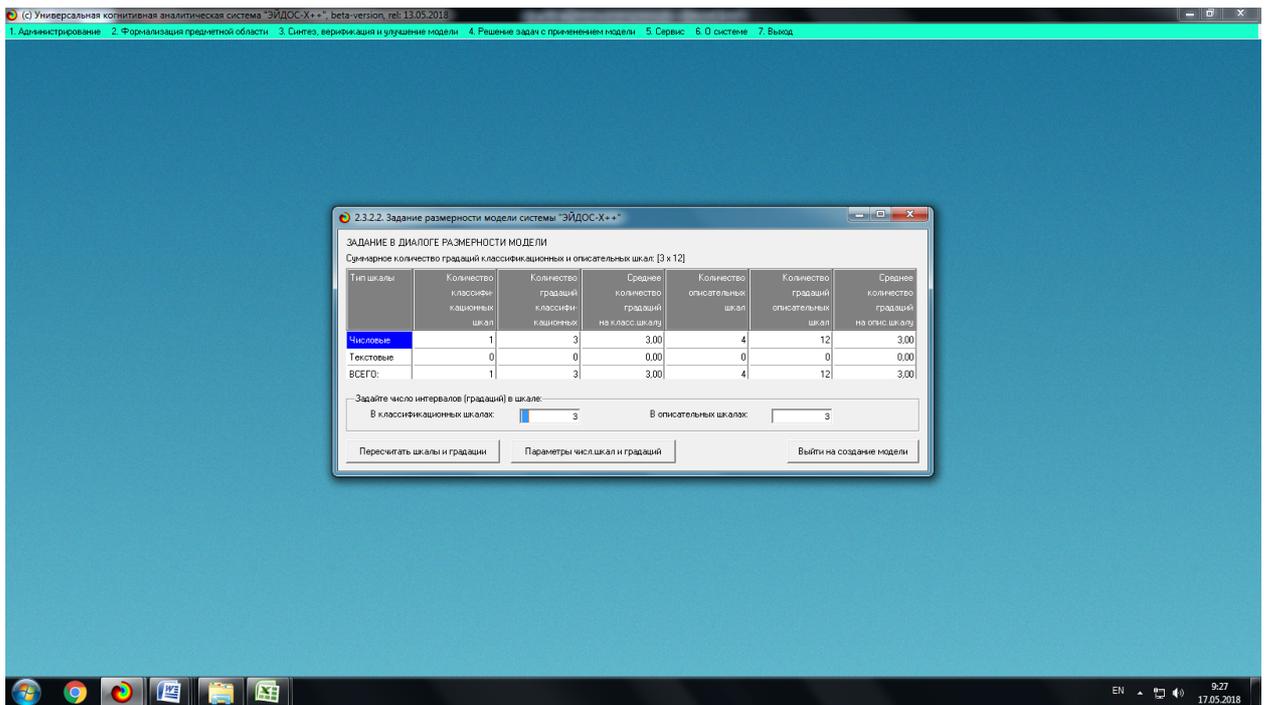


Рисунок 3 - Задание размерности модели системы «Эйдос»

Далее открывается окно с прогрессом импорта данных (рис 4).

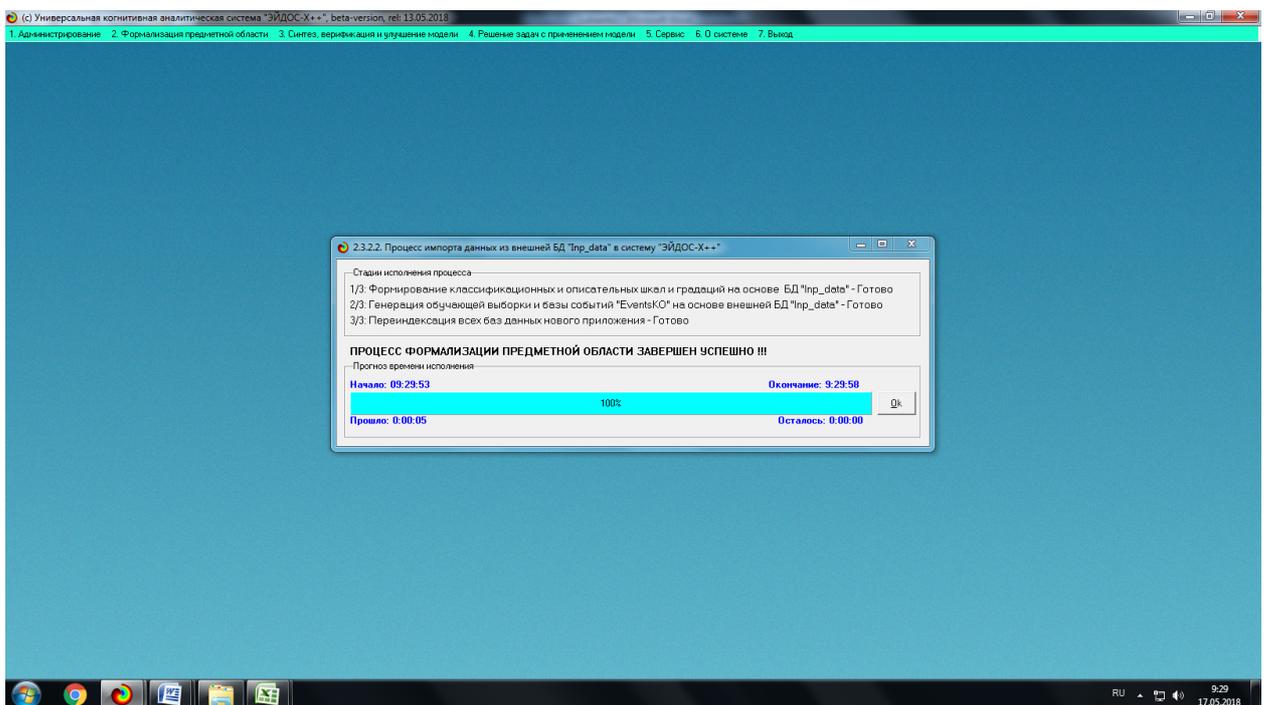


Рисунок 4 - Прогресс процесса импорта данных из внешней БД «input\_data.xls» в систему «Эйдос»

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме баз данных. Этим самым полностью

автоматизировано выполняется 2-й этап АСК-анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 5).

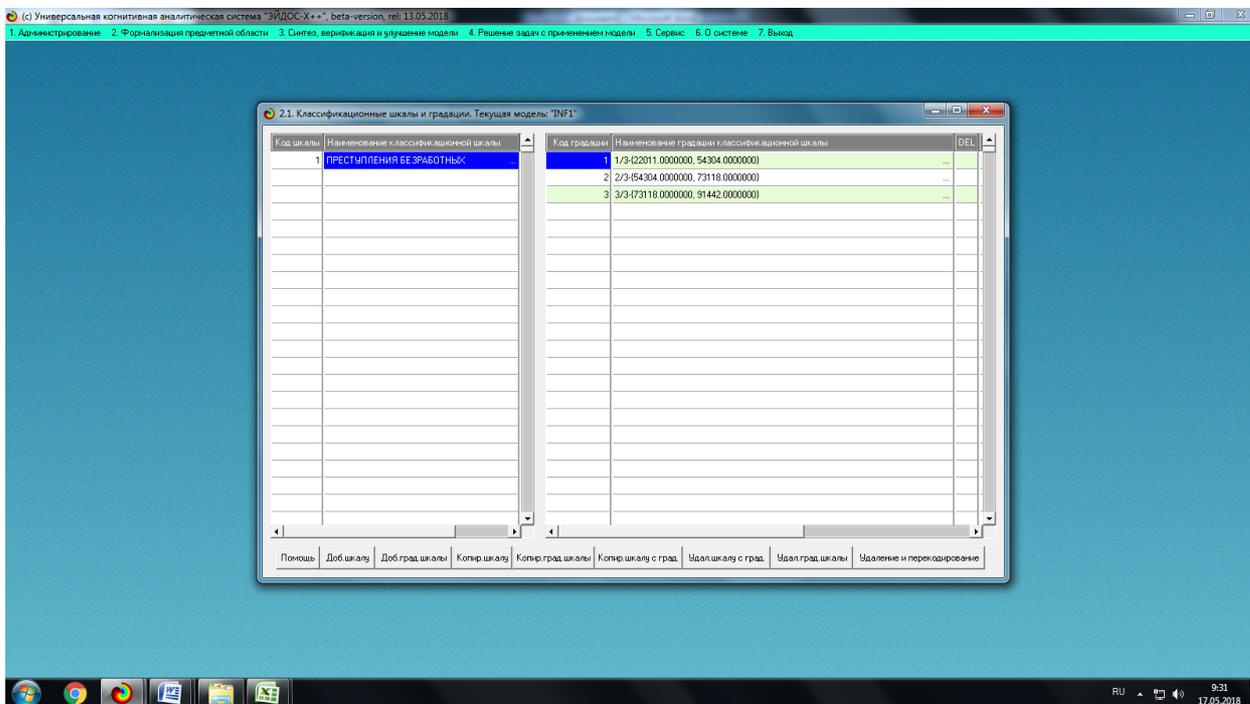


Рисунок 5 - Классификационные шкалы и градации

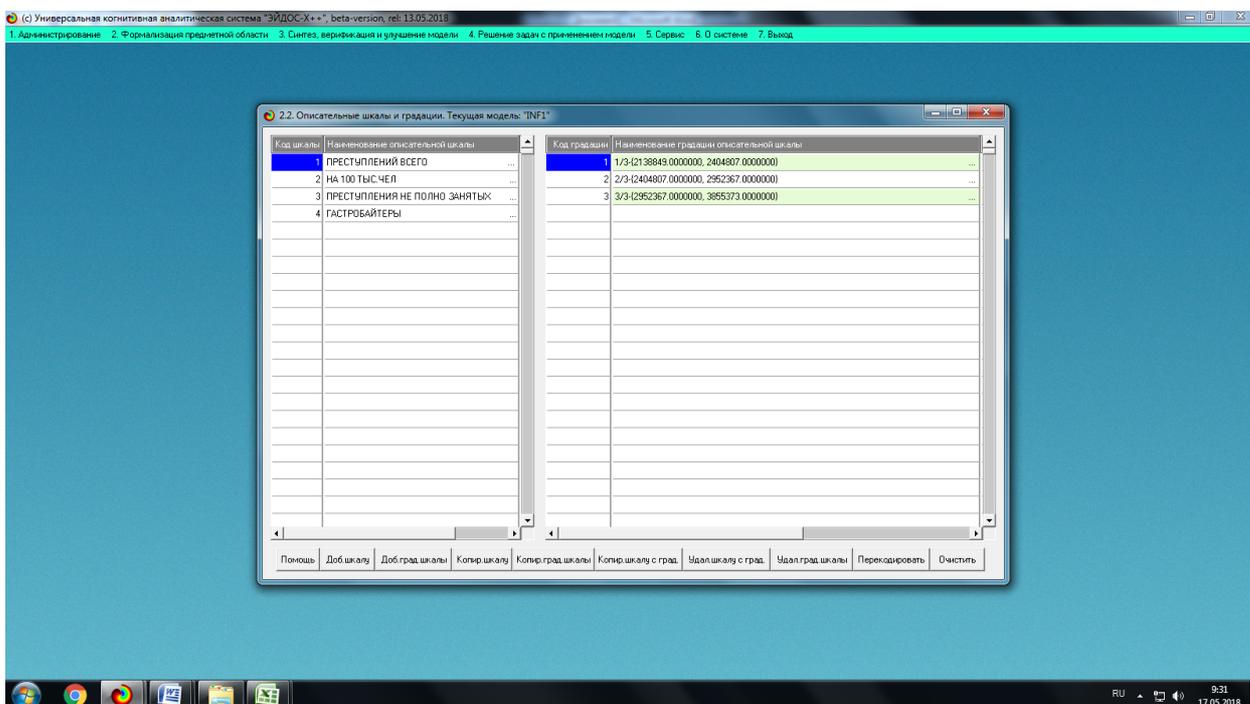


Рисунок 6 - Описательные шкалы и градации

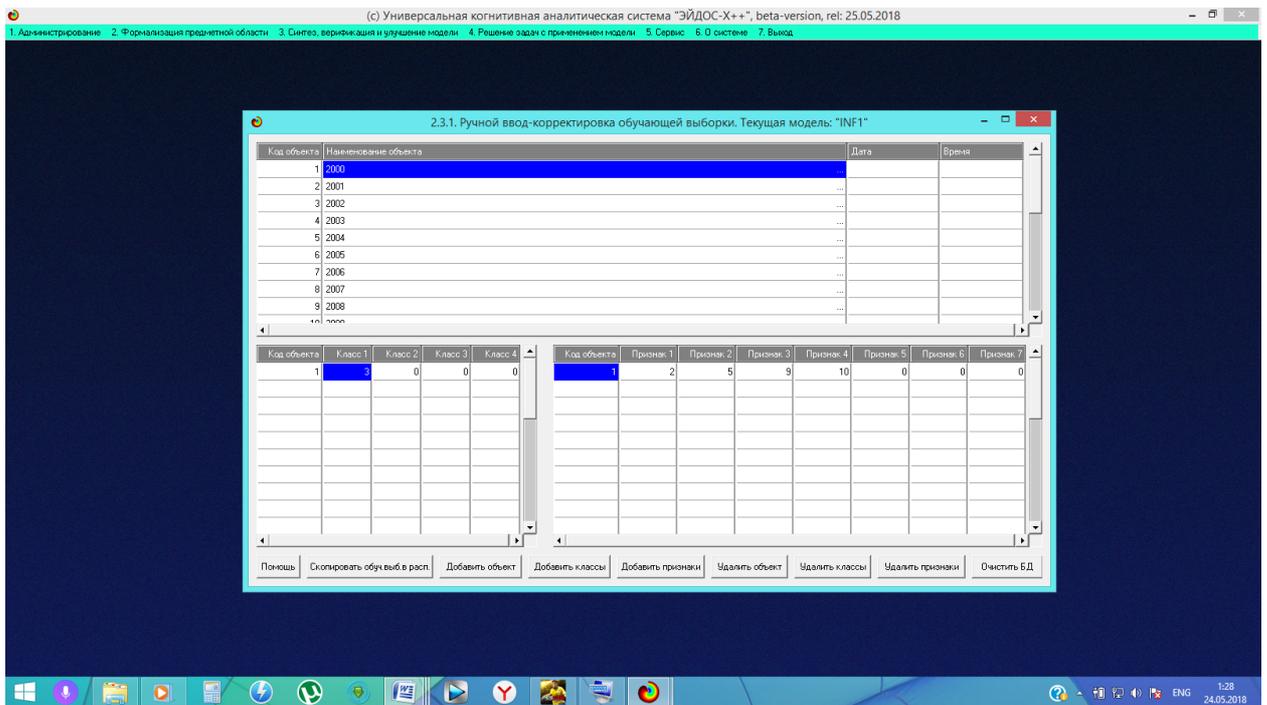


Рисунок 7 - Обучающая выборка (фрагмент)

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 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).

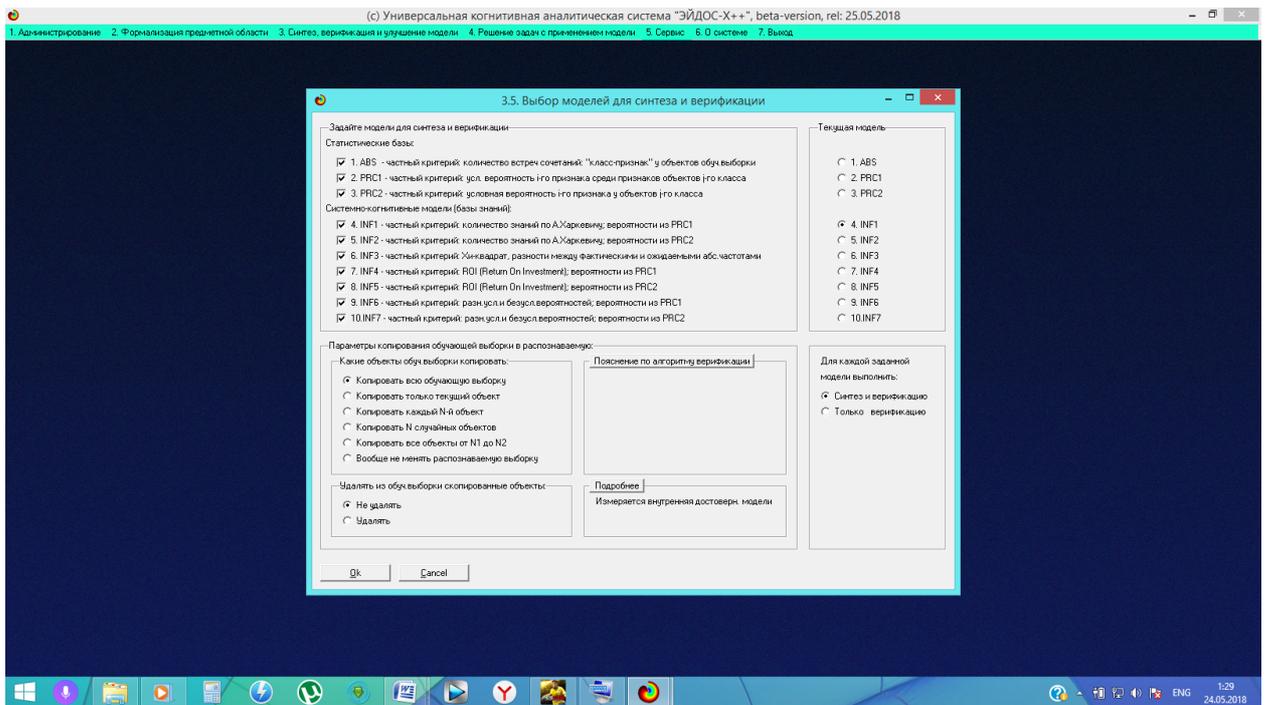


Рисунок 8 - Выбор моделей для синтеза и верификации

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, 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.

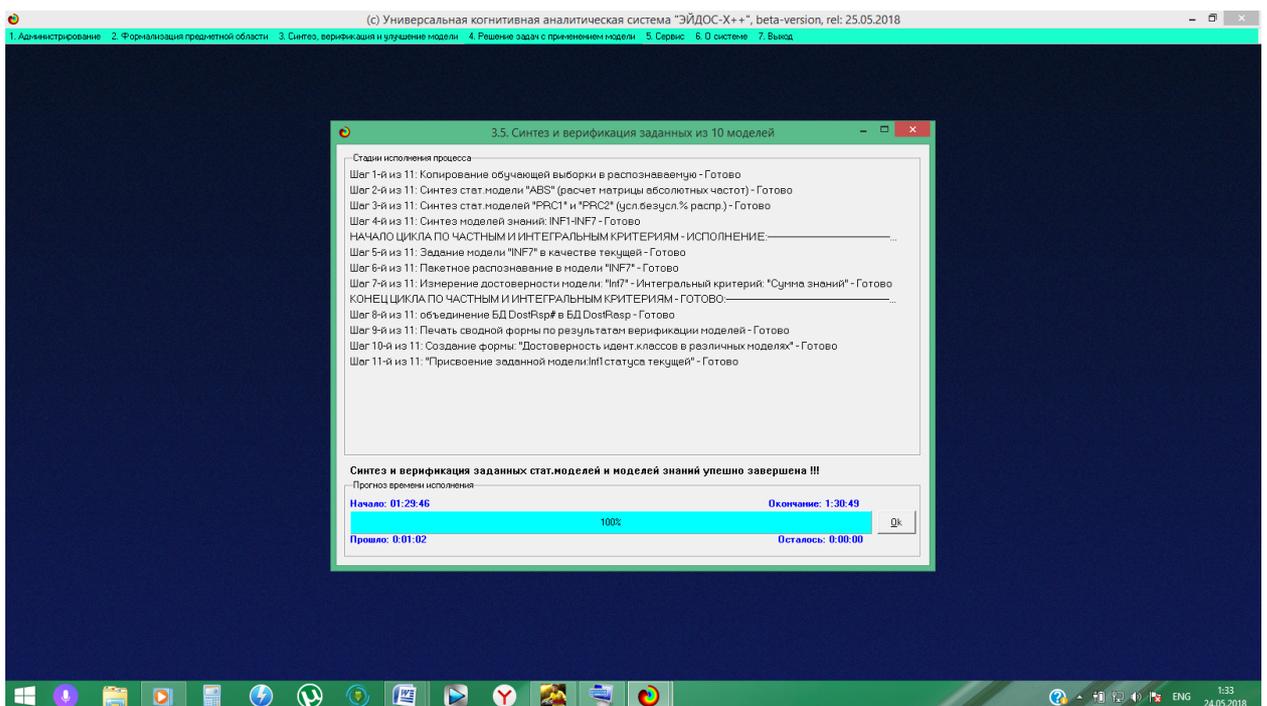


Рисунок 9. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

## 1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

Рассмотрим решение задачи анализа на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы получаем о принадлежности анализируемого 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 (таблица 2) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (таблицы 3 и 4).

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагменты)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ПРЕСТУПЛЕН. БЕЗРАБОТНЫХ 1/3 (22011.0, 45154.7)	2. ПРЕСТУПЛЕН. БЕЗРАБОТНЫХ 2/3 (45154.7, 68298.3)	3. ПРЕСТУПЛЕН. БЕЗРАБОТНЫХ 3/3 (68298.3, 91442.0)	Сумма	Среднее	Сред. квадрат. откл.
1	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-1/3(2138849.0000000, 27...	3	3		6	2.00	1.73
2	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-2/3(42711023.6666667, 32...		3	3	6	2.00	1.73
3	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-3/3(43283198.3333333, 38...			3	3	1.00	1.73
4	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-1/3(1499.0000000, 1897.6666667)...	3	3		6	2.00	1.73
5	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-2/3(1897.6666667, 2296.3333333)...		3	3	6	2.00	1.73
6	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-3/3(2296.3333333, 2695.0000000)...			3	3	1.00	1.73
7	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-1/3(659847...	3	4	1	8	2.67	1.53
8	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-2/3(75704...		2	3	5	1.67	1.53
9	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-3/3(85561...			2	2	0.67	1.15
10	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-1/3(35120.0000000, 42731.66666...		3	2	5	1.67	1.53
11	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-2/3(42731.6666667, 50343.33333...	2	1	2	5	1.67	0.58
12	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-3/3(50343.3333333, 57955.00000...			2	4	1.33	1.15
	Сумма числа признаков	11	24	24	59		
	Среднее	1	2	2		1.64	
	Среднеквадратное отклонение	1	1	1			1.38
	Сумма числа объектов обучающей	3	6	6	15		

Таблица 2 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах (фрагмент)

(c) Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС-Х++", beta-version, rel: 25.05.2018  
 1. Администрирование 2. Формализация предметной области 3. Синтез, верификация и улучшение модели 4. Решение задач с применением модели 5. Сервис 6. О системе 7. Выход

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ПРЕСТУПЛЕНИЯ БЕЗРАБОТНЫХ 1/3 (22011 0, 45154.7)	2. ПРЕСТУПЛЕНИЯ БЕЗРАБОТНЫХ 2/3 (45154.7, 58298.3)	3. ПРЕСТУПЛЕНИЯ БЕЗРАБОТНЫХ 3/3 (68298.3, 91442.0)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-1/3-(2138849 0000000...	0.383	0.080		0.464	0.155	0.202
2	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-2/3-(2711023 6666667...		0.080	0.080	0.160	0.117	0.046
3	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-3/3-(3283198 3333333...			0.350	0.350	0.117	0.202
4	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-1/3-(1489 000000, 1897 6666...	0.383	0.080		0.464	0.155	0.202
5	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-2/3-(1897 6666667, 2296 3333...		0.080	0.080	0.160	0.053	0.046
6	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-3/3-(2296 3333333, 2695 0000...			0.350	0.350	0.117	0.202
7	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-1/3-(6...	0.272	0.080	-0.459	-0.107	-0.036	0.379
8	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-2/3-(7...		-0.007	0.151	0.145	0.048	0.089
9	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-3/3-(8...			0.350	0.350	0.117	0.202
10	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-1/3-(35120 0000000, 42731 6...		0.151	-0.007	0.145	0.048	0.089
11	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-2/3-(42731 6666667, 50343 3...	0.297	-0.276	-0.007	0.014	0.005	0.287
12	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-3/3-(50343 3333333, 57955 0...		0.080	0.080	0.160	0.053	0.046
	Сумма	1.335	0.350	0.969	2.654		
	Среднее	0.111	0.029	0.081		0.074	
	Среднеквадратичное отклонение	0.167	0.108	0.222			0.170

Таблица 3 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. В ГОРОДСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 1/3 (0.2, 1.5)	2. В ГОРОДСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 2/3 (1.5, 4.9)	3. В ГОРОДСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 3/3 (4.9, 96.6)	4. В СЕЛЬСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 1/3 (0.5, 2.7)	5. В СЕЛЬСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 2/3 (2.7, 10.7)	6. В СЕЛЬСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 3/3 (10.7, 91.2)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.731						0.731	0.122	0.298
2	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
3	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...			0.419	0.449			0.868	0.145	0.224
4	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...		0.419				0.419	0.837	0.140	0.216
5	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223
6	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
7	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
8	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.457				0.446		0.902	0.150	0.233
9	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...			0.419		0.446		0.864	0.144	0.223
10	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
11	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
12	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
13	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223
14	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
15	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.457				0.446		0.902	0.150	0.233
16	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.457				0.446		0.902	0.150	0.233
17	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223
18	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
19	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
20	ИСТОЧНИКИ ПОСТУПЛЕНИЯ ПРОДУКТОВ В ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223

Таблица 4 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

(c) Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС-Х++", beta-version, rel: 25.05.2018

1. Администрирование 2. Формализация предметной области 3. Синтез, верификация и улучшение модели 4. Решение задач с применением модели 5. Сервис 6. О системе 7. Выход

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ПРЕСТУПЛЕНИЯ БЕЗ РАБОТНЫХ 1/3 (22011 0, 45154 7)	2. ПРЕСТУПЛЕНИЯ БЕЗ РАБОТНЫХ 2/3 (45154 7, 68298 3)	3. ПРЕСТУПЛЕНИЯ БЕЗ РАБОТНЫХ 3/3 (68298 3, 91442 0)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-1/3-(2138849.0000000...	1.881	0.559	-2.441			2.215
2	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-2/3-(2711023.6666667...	-1.119	0.559	0.559			0.969
3	ПРЕСТУПЛЕНИЙ ВСЕГО-3/3-(3283198.3333333...	-0.559	-1.220	1.780			1.576
4	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-1/3-(11899.0000000, 1897.6666...	1.881	0.559	-2.441			2.215
5	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-2/3-(11899.6666667, 2296.3333...	-1.119	0.559	0.559			0.969
6	НА 100 ТЫС.ЧЕЛ-3/3-(12296.3333333, 2695.0000...	-0.559	-1.220	1.780			1.576
7	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-1/3-(6...	1.508	0.746	-2.254			1.989
8	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-2/3-(7...	-0.932	-0.034	0.966			0.950
9	ПРЕСТУПЛЕНИЯ НЕ ПОЛНО ЗАНЯТЫХ-3/3-(8...	-0.373	-0.814	1.186			1.051
10	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-1/3-(35120.0000000, 42731.6...	-0.932	0.966	-0.034			0.950
11	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-2/3-(42731.6666667, 50343.3...	1.068	-1.034	-0.034			1.051
12	ГАСТРОБАЙТЕРЫ-3/3-(50343.3333333, 57955.0...	-0.746	0.373	0.373			0.646
	Средняя						
	Среднее						
	Среднеквадратное отклонение	1.208	0.831	1.550			1.196

1:39 24.05.2018

### 1.5. Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 10.

(c) Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС-Х++", beta-version, rel: 25.05.2018

1. Администрирование 2. Формализация предметной области 3. Синтез, верификация и улучшение модели 4. Решение задач с применением модели 5. Сервис 6. О системе 7. Выход

4.1.3.6. Обобщенная форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

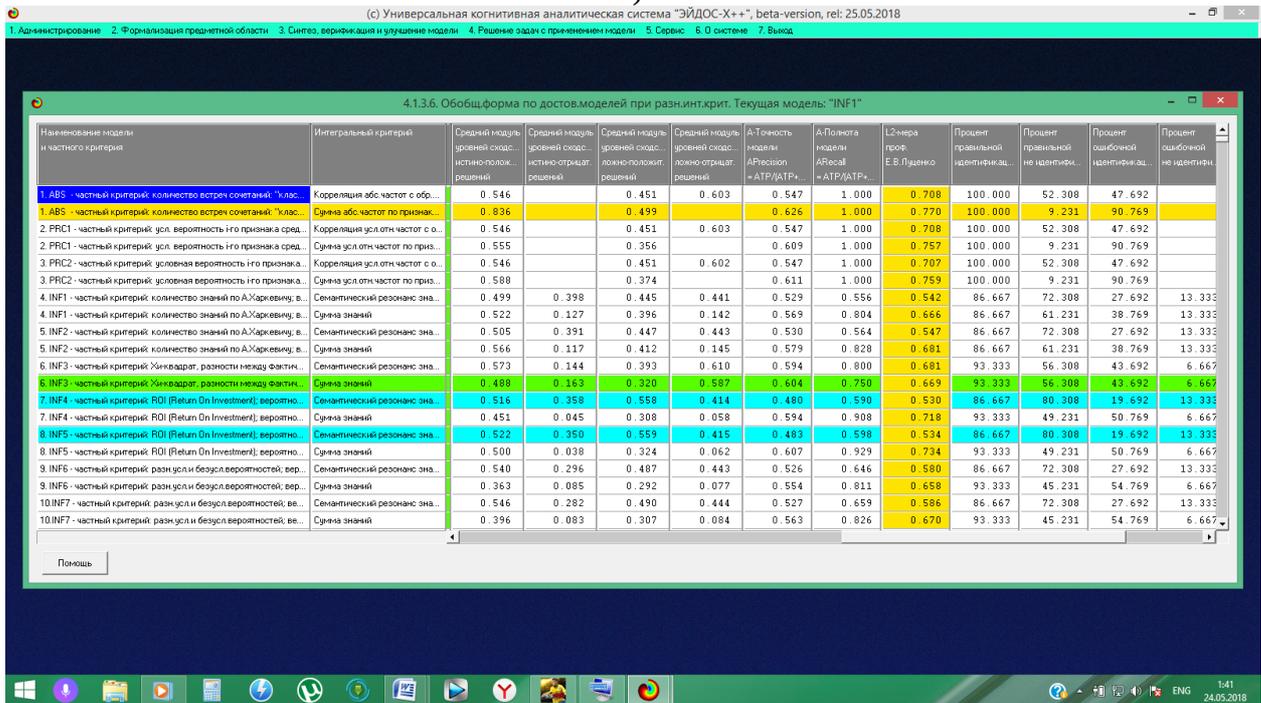
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логичных объектов выборки	Число истинно-положительн. решений (TP)	Число истинно-отрицательн. решений (TN)	Число ложно-положительн. решений (FP)	Число ложно-отрицательн. решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Вэн Рубергена	Сумма квадр. отклонений истинно-полн. решений (SQP)	Сумма квадр. отклонений истинно-отриц. решений (STN)	Сумма квадр. отклонений ложно-полож. решений (SFP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "1,2,3"	Корреляция абс. частот с абс...	15	15	18	15	0.500	1.000	0.667	9.187	10.847	6.769	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "1,2,3"	Средн. абс. частот по призна...	15	15	6	27	0.357	1.000	0.526	12.538	10.847	13.462	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность f(i) признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	15	15	18	15	0.500	1.000	0.667	8.187	10.847	6.769	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность f(i) признака сред...	Средн. усл.отн. частот по приз...	15	15	6	27	0.357	1.000	0.526	8.318	10.847	9.606	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность f(i) признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	15	15	18	15	0.500	1.000	0.667	8.818	10.844	6.768	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность f(i) признака...	Средн. усл.отн. частот по приз...	15	15	6	27	0.357	1.000	0.526	8.818	10.844	10.091	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	15	13	23	10	0.565	0.867	0.684	6.487	10.132	4.452	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу, в...	Средн. знаний	15	13	19	14	2	0.481	0.867	0.619	6.788	2.696	5.547
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	15	13	23	10	0.565	0.867	0.684	6.565	10.185	4.471	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу, в...	Средн. знаний	15	13	19	14	2	0.481	0.867	0.619	7.361	2.760	5.775
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	15	14	19	14	1	0.500	0.933	0.651	8.028	11.586	5.498
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Средн. знаний	15	14	19	14	1	0.500	0.933	0.651	6.837	11.148	4.475
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс зна...	15	13	25	8	2	0.619	0.867	0.722	6.704	10.347	4.466
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средн. знаний	15	14	16	17	1	0.452	0.933	0.609	6.311	0.921	5.241
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Семантический резонанс зна...	15	13	25	8	2	0.619	0.867	0.722	6.781	10.378	4.475
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веро...	Средн. знаний	15	14	16	17	1	0.452	0.933	0.609	7.000	0.987	5.513
9. INF6 - частный критерий: разн.усли безул. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	15	13	23	10	2	0.565	0.867	0.684	7.021	10.185	4.873
9. INF6 - частный критерий: разн.усли безул. вероятностей, вер...	Средн. знаний	15	14	15	18	1	0.438	0.933	0.596	5.078	1.154	5.265
10. INF7 - частный критерий: разн.усли безул. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	15	13	23	10	2	0.565	0.867	0.684	7.100	10.222	4.897
10. INF7 - частный критерий: разн.усли безул. вероятностей, ве...	Средн. знаний	15	14	15	18	1	0.438	0.933	0.596	6.550	1.267	5.533

1:40 24.05.2018

a)



б)



в)

Рисунок 10. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,893 а полнота модели 0,770, что является неплохими показателями. 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 F-критерий Ван Ризбергена, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко [16] (рисунок 11).

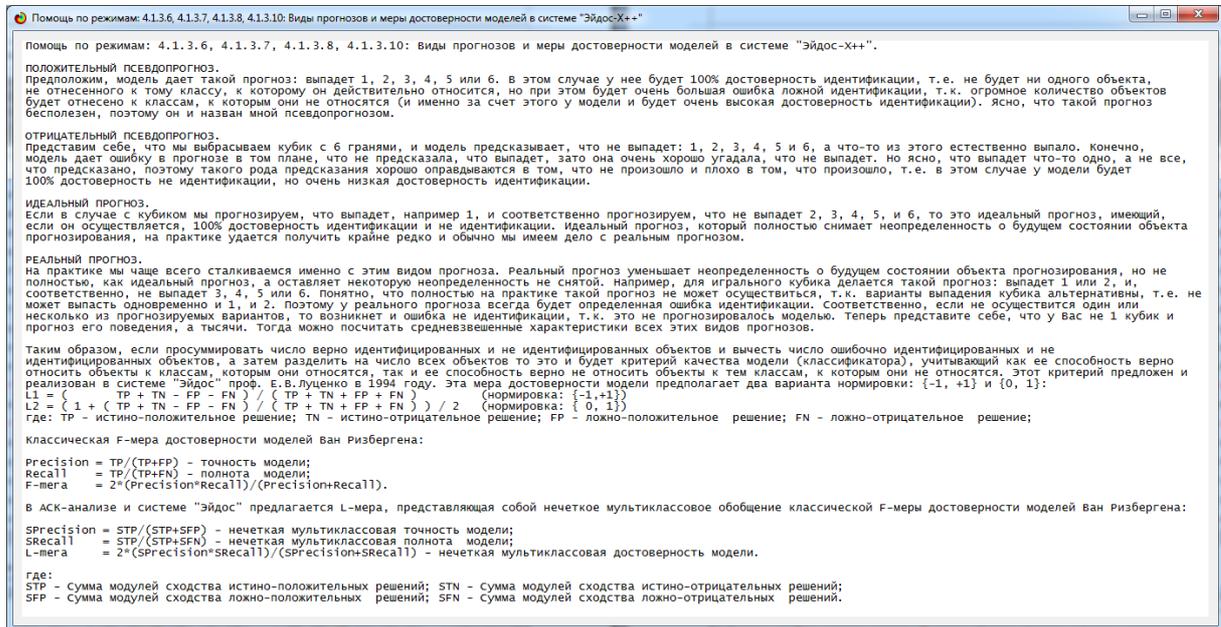


Рисунок 11. Виды прогнозов и принципы определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, 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 11 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF5.

Из рисунка 12 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF5 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 10);

- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF5 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 15% уровня сходства. Для больших же значений уровней сходства-различия (более 20%) также различие между верно и ошибочно идентифицированными и не идентифицированными ситуациями очень велико.

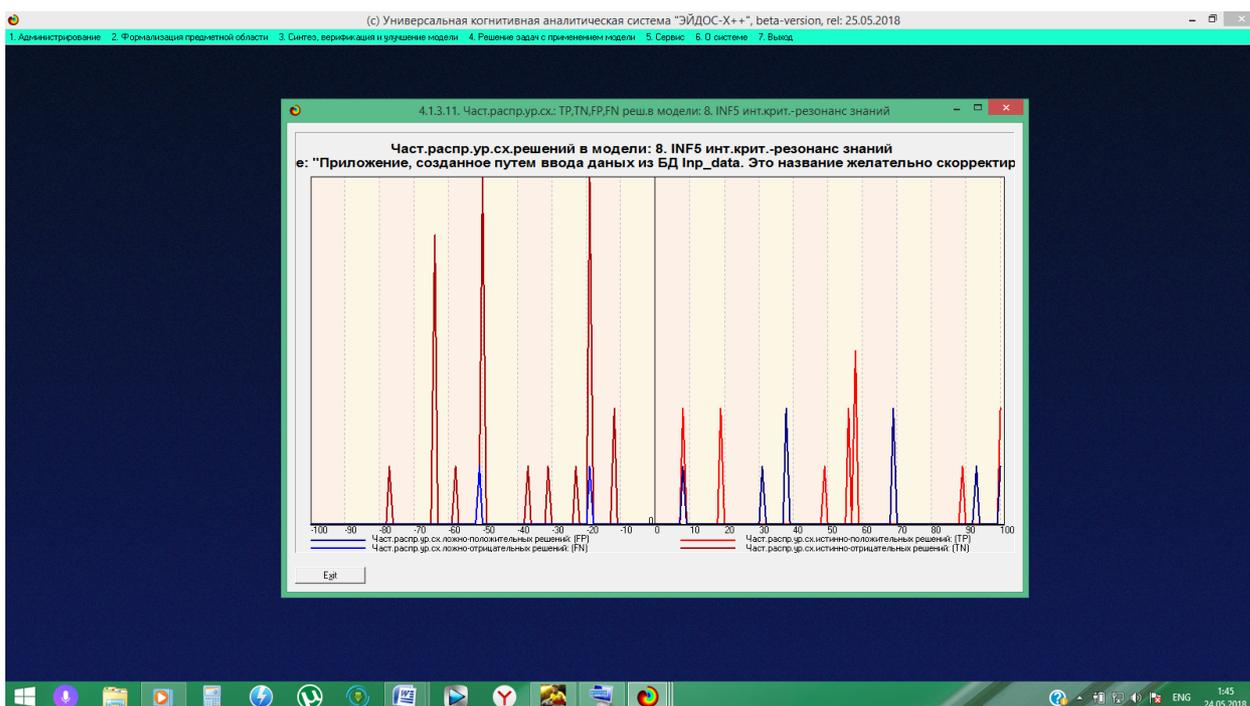


Рисунок 12. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF5

Это означает, что если учитывать не просто сами факты верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, но и учитывать уровень сходства-различия, то можно свести на нет ошибочные идентификации и не идентификации и оценить достоверность модели значительно точнее, чем с помощью F-критерия Ван Ризбергена. Эта идея и положена в основу нечеткого мультиклассового обобщения помощью F-критерия Ван Ризбергена, предложенного проф.Е.В.Луценко (L-мера) [16].

Для наиболее достоверной модели INF5 L-мера равна 0,930 при точности модели 0,926, полноте модели: 0,933 (см. рисунок 10б), что является очень хорошими показателями.

Любые данные о наблюдениях можно считать суммой истинного значения и шума, причем ни первое, ни второе неизвестны. Поэтому имеет смысл сравнить созданные модели с чисто случайными моделями, совпадающими по основным характеристикам. В системе «Эйдос» есть лабораторная работа № 2.01: «Исследование RND-модели при различных объемах выборки». Если данная работа устанавливается при отсутствии текущего приложения, то все параметры создаваемых моделей задаются вручную, если же текущая модель существует, как в нашем случае, то все основные ее параметры определяются автоматически (рисунок 13):

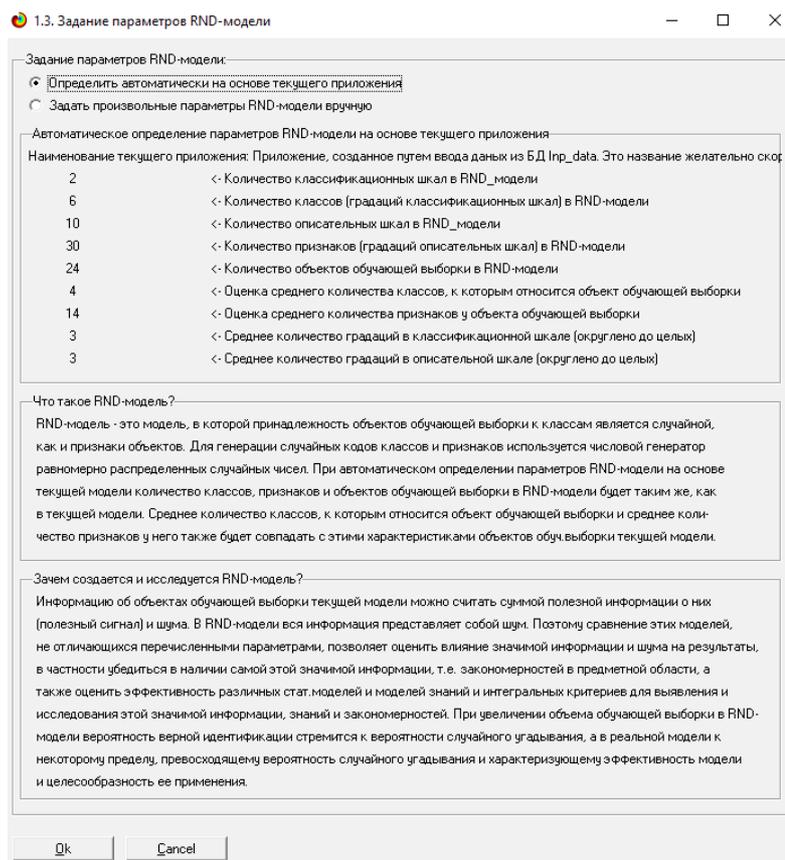


Рисунок 13. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

На рисунке 14 показано частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний в случайной модели INF5.

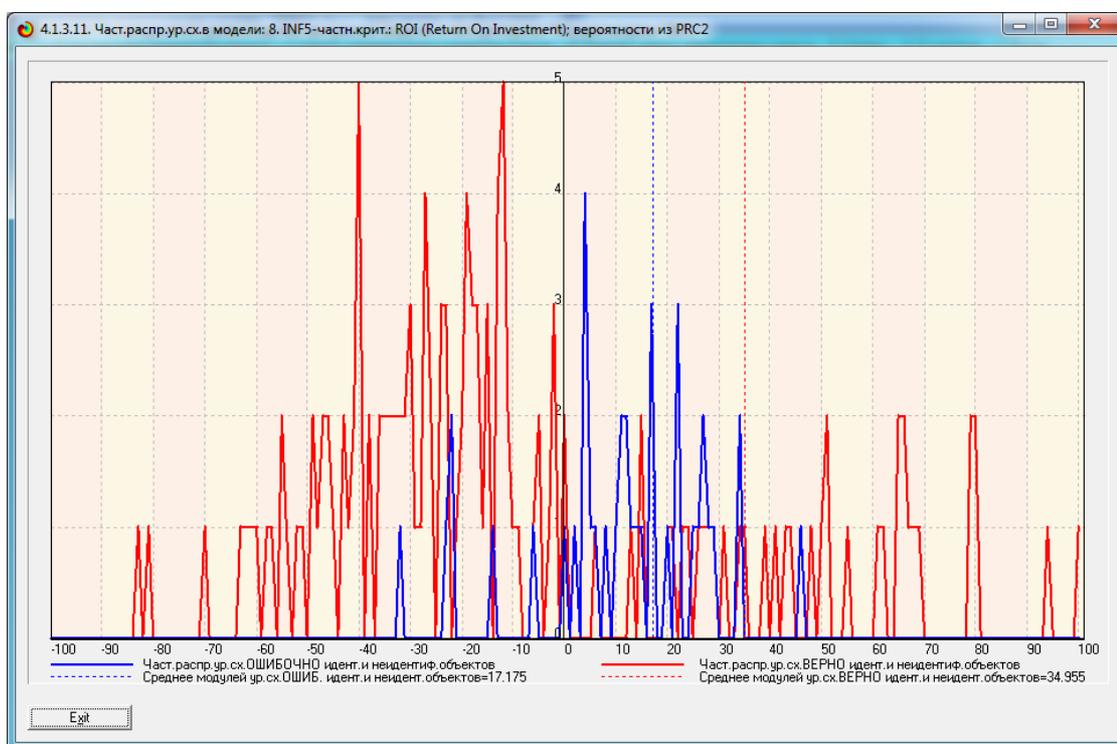


Рисунок 14. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний в случайной модели INF5

Совершенно очевидное различие частотных распределений уровней, сходства-различия, верно, и ошибочно, идентифицированных, и не идентифицированных состояний объекта моделирования, и случайной модели (рисунки 12 и 14) объясняется тем, что в реальных моделях кроме шума есть также и информация об истинных причинно-следственных взаимосвязях факторов и их значений с одной стороны, и состояниями объекта моделирования, которые ими обуславливаются, с другой стороны. Если же такой информации в модели нет, то и распределение получается типа, приведенного на рисунке 14.

На рисунке 15 приведены данные по достоверности статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки.

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	Фигура Вайт Руббермена	Средня между-уровней согласованности решений (ST)	Средня между-уровней несогласованности решений (ST)	Средня между-уровней согласованности решений (SFP)	Средня между-уровней несогласованности решений (SFP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений: "Ч.нас."	Корреляция абс. частот с обр...	87	87	88	45		0.659	1.000	0.795	83.607	14.103	28.220	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений: "Ч.нас."	Средня абс. частот по призна...	87	87	88	45		0.659	1.000	0.795	84.458		7.009	
2. PRF1 - частный критерий: пол. вероятность его признака в сред.	Корреляция усл. частот с о...	87	87	88	45		0.659	1.000	0.795	83.607	14.103	28.220	
2. PRF1 - частный критерий: пол. вероятность его признака в сред.	Средня усл. частот по при...	87	87	88	45		0.659	1.000	0.795	81.881		23.392	
3. PRF2 - частный критерий: условная вероятность его признака.	Корреляция усл. частот с о...	87	87	88	45		0.659	1.000	0.795	83.606	14.103	28.220	
3. PRF2 - частный критерий: условная вероятность его признака.	Средня усл. частот по при...	87	87	88	45		0.659	1.000	0.795	81.400		23.377	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	42.261	57.474	5.078	0.605
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Средня знаний	87	86	118	15	1	0.851	0.989	0.915	33.966	9.278	6.551	0.139
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	42.223	57.317	5.100	0.593
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Средня знаний	87	86	118	15	1	0.851	0.989	0.915	33.824	9.135	6.567	0.134
6. INF3 - частный критерий: Хинкварадот, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	82.087	113.848	12.821	2.161
6. INF3 - частный критерий: Хинкварадот, разности между факти...	Средня знаний	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	74.953	80.997	6.505	0.461
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	87	86	118	15	1	0.851	0.989	0.915	36.954	48.054	2.236	0.115
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Средня знаний	87	87	118	15	1	0.853	1.000	0.921	27.916	3.228	4.978	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	87	86	118	15	1	0.851	0.989	0.915	36.922	47.970	2.248	0.117
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Средня знаний	87	87	118	15	1	0.853	1.000	0.921	27.808	3.175	4.987	
9. INF6 - частный критерий: разности безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	81.741	37.564	11.138	1.802
9. INF6 - частный критерий: разности безуслов. вероятностей; вер...	Средня знаний	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	40.688	11.120	6.701	0.849
10. INF7 - частный критерий: разности безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	81.757	37.415	11.180	1.786
10. INF7 - частный критерий: разности безуслов. вероятностей; ве...	Средня знаний	87	84	118	15	3	0.848	0.966	0.903	40.351	10.934	6.709	0.832

Рисунок 15. Достоверность статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки

На основе сравнения рисунков 15 и 10 можно сделать следующие выводы:

- достоверность лучшей модели INF5 по F-критерию, отражающей реальный объект моделирования, примерно на 15% выше, чем аналогичной случайной модели ( $0.921/0.795=1,15$ );

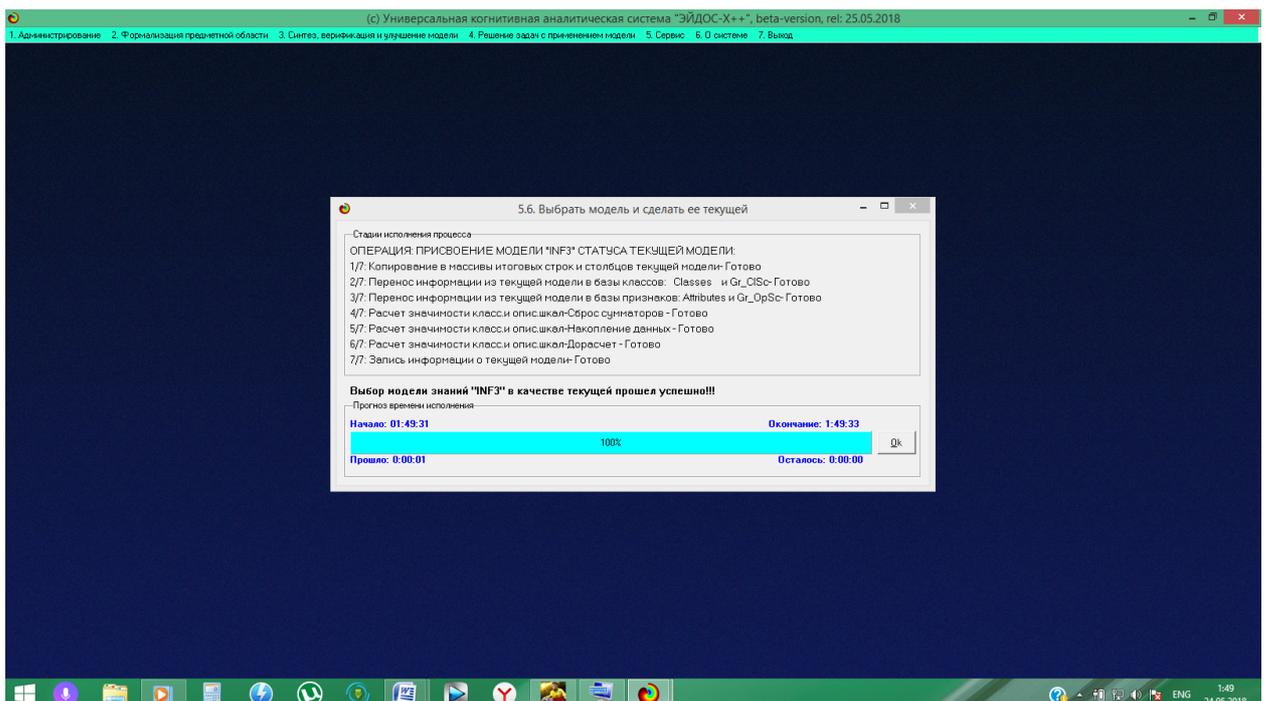
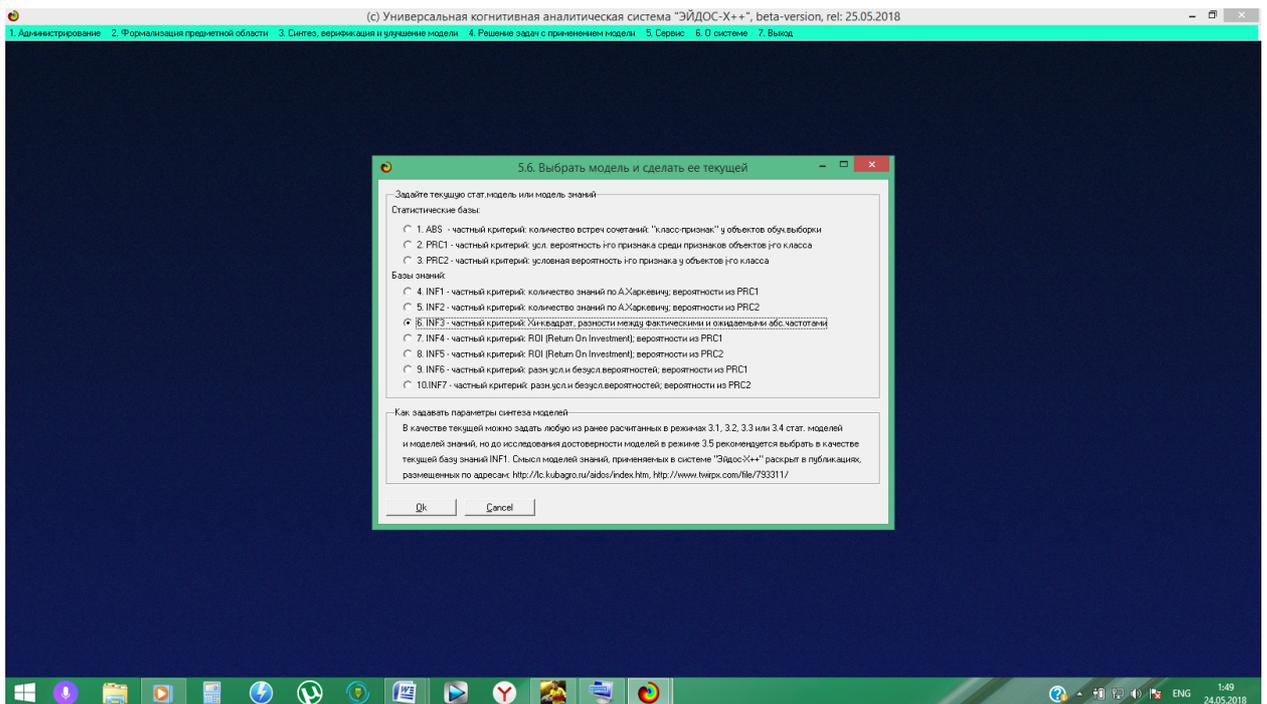
- различие между достоверностью статистических моделей и моделей знаний, созданных на основе случайной выборки, значительно меньше, чем у моделей, отражающих реальный объект моделирования;

- в реальных моделях кроме шума есть также и информация об истинных причинно-следственных взаимосвязях факторов и их значений с одной стороны, и состояниями объекта моделирования, которые ими обуславливаются, с другой стороны, причем примерно 1/3 достоверности обусловлена отражением в реальных моделях закономерностей предметной области, а 2/3 достоверности обусловлено наличием шума в исходных данных. На основании этого можно предположить, что в исходных данных уровень сигнала о реальных причинно-следственных связях в моделируемой предметной области примерно в два раза ниже уровня шума.

## 2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1 Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF5 (режим 5.6) (рисунок 16) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1. (рисунок 17)





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 18 и 19 приведены примеры прогнозов в наиболее достоверной модели INF5:

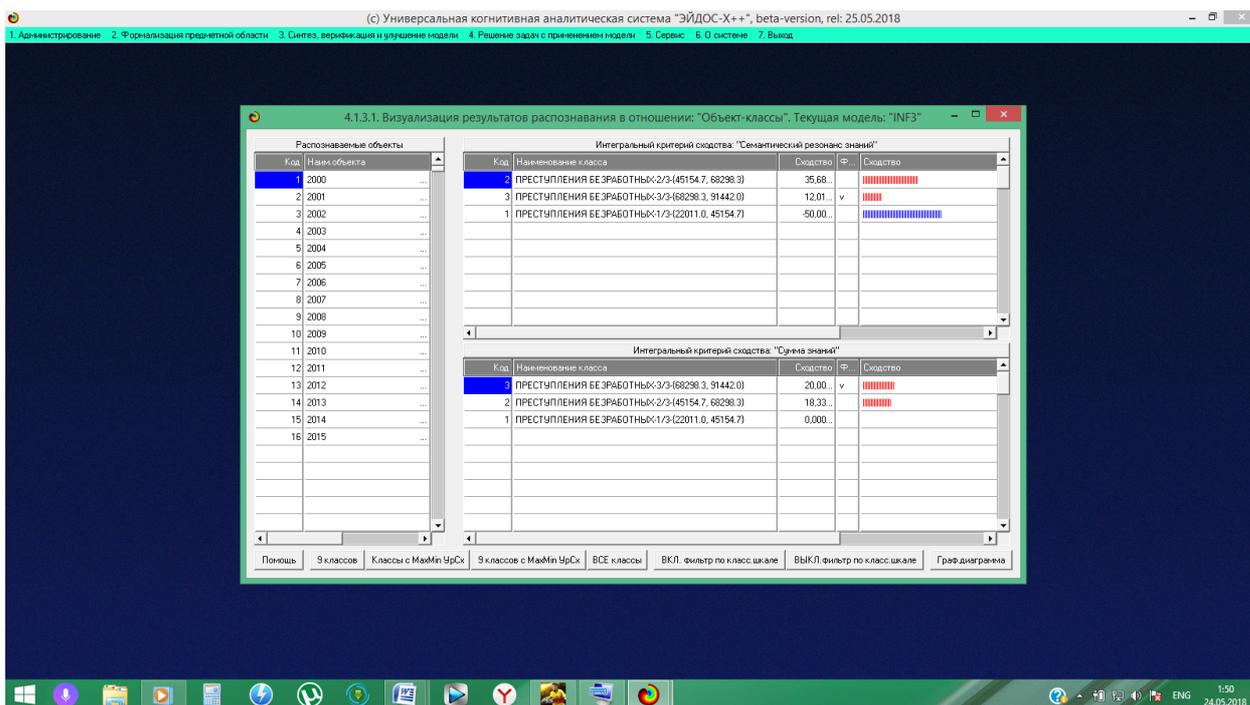


Рисунок 18. Пример идентификации классов в модели INF5

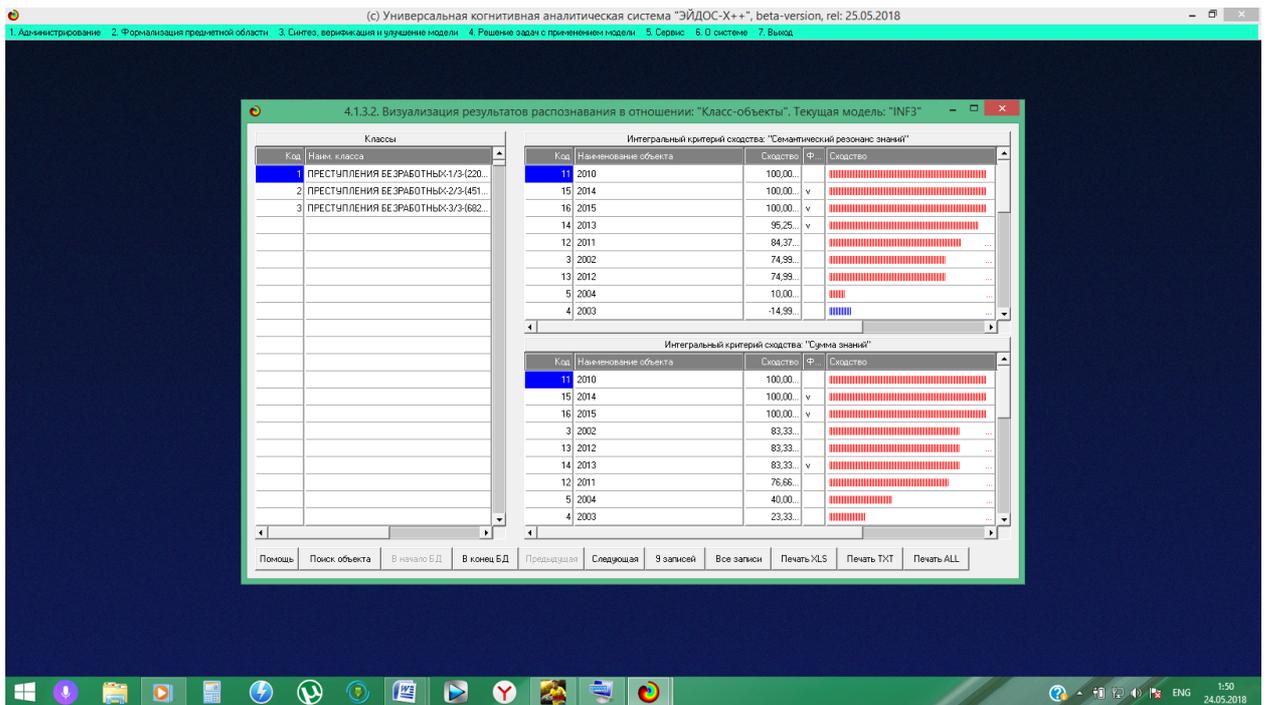


Рисунок 19. Пример идентификации классов в модели INF5

## 2.2. Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 20)

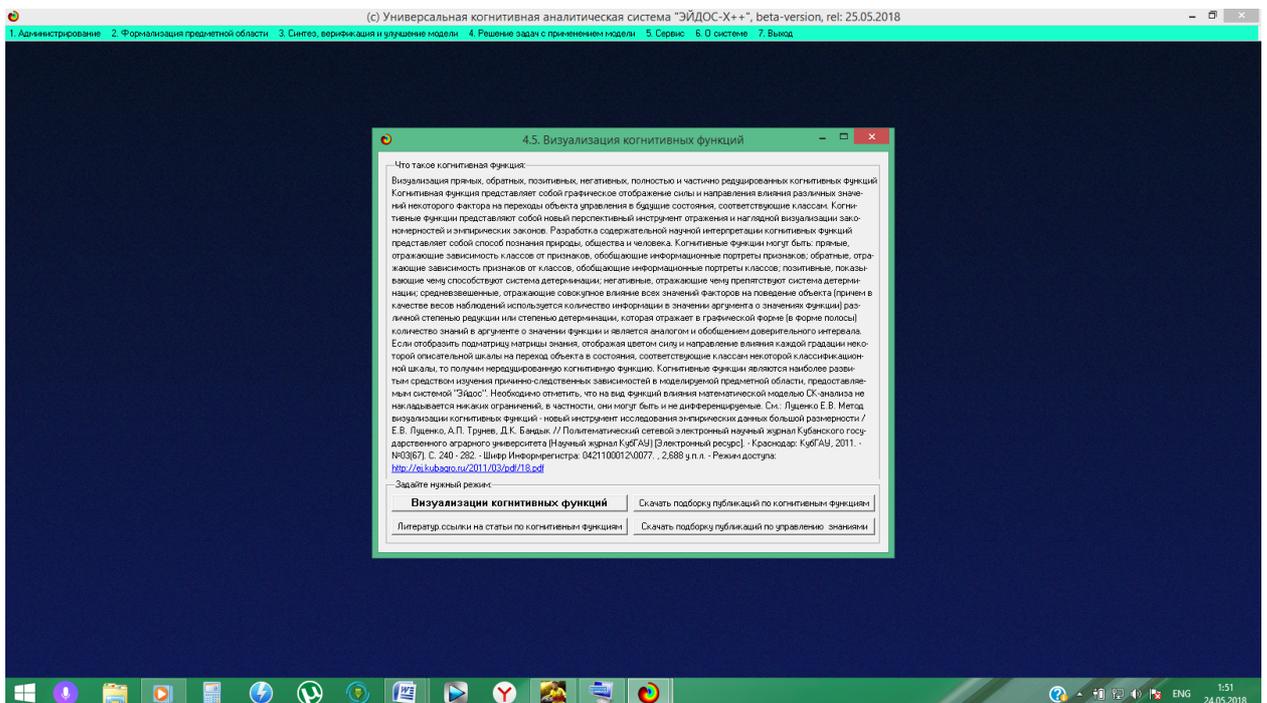
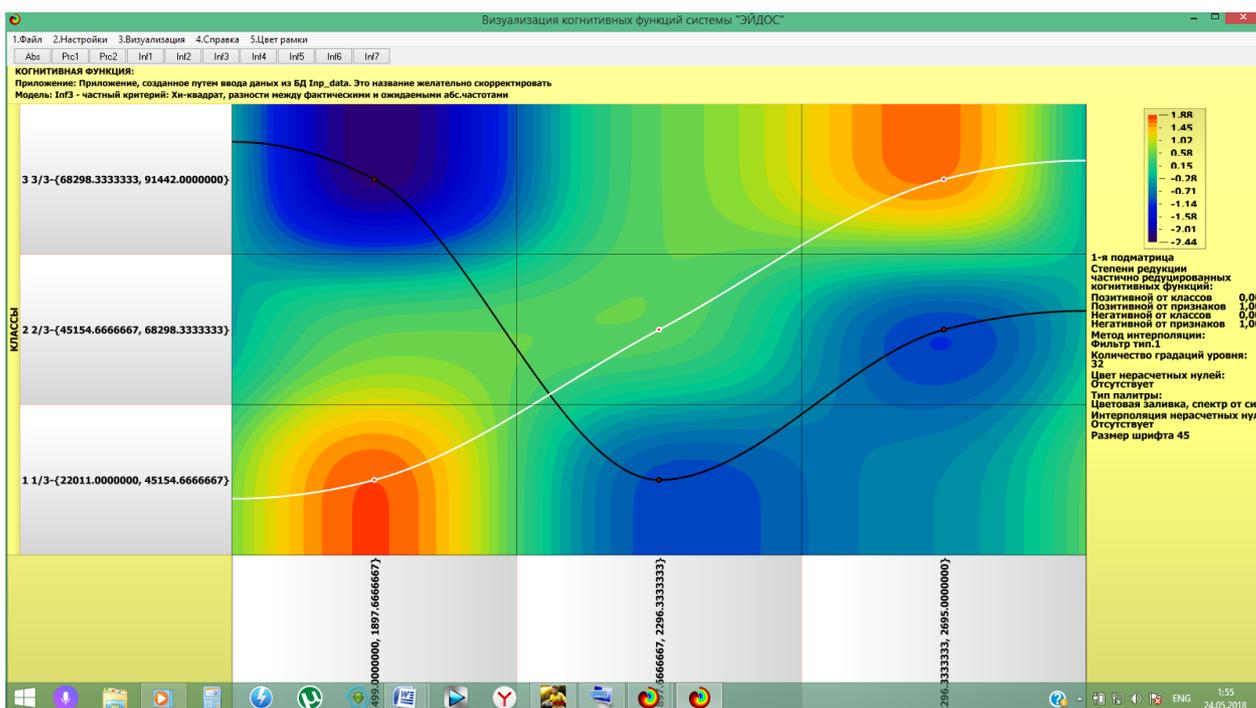
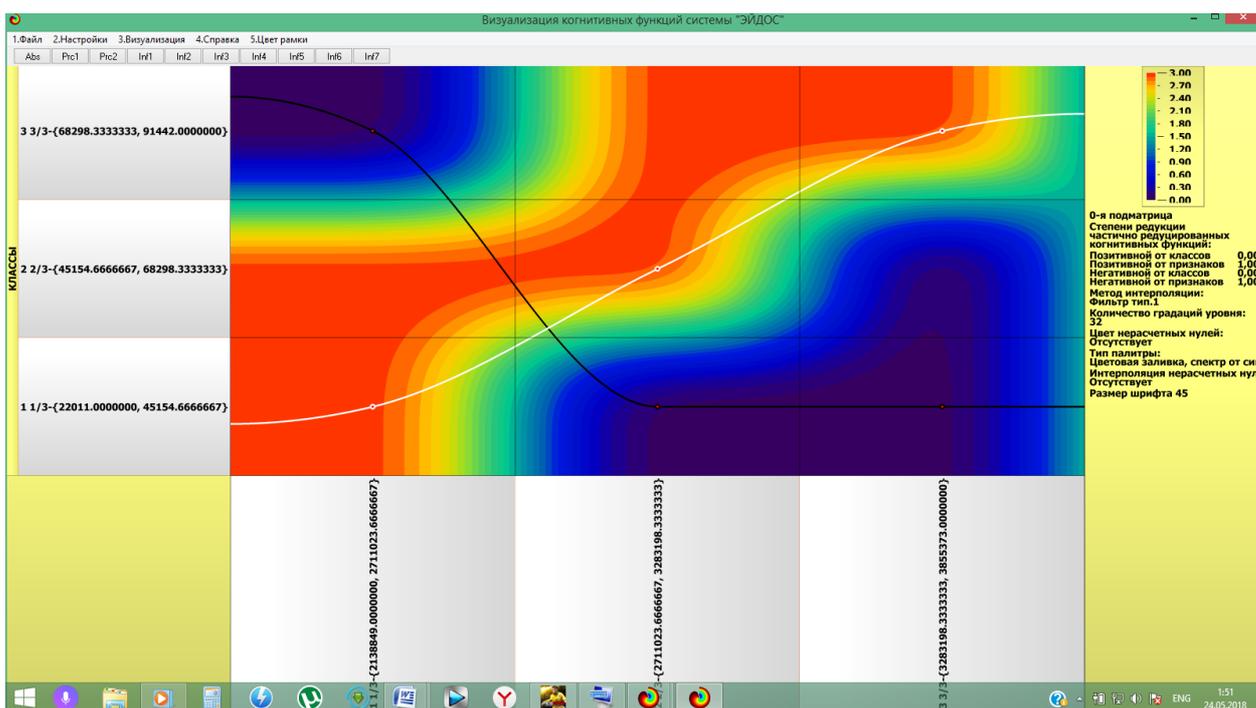


Рисунок 19. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++» «Визуализация когнитивных функций»

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. Поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 21 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF5.



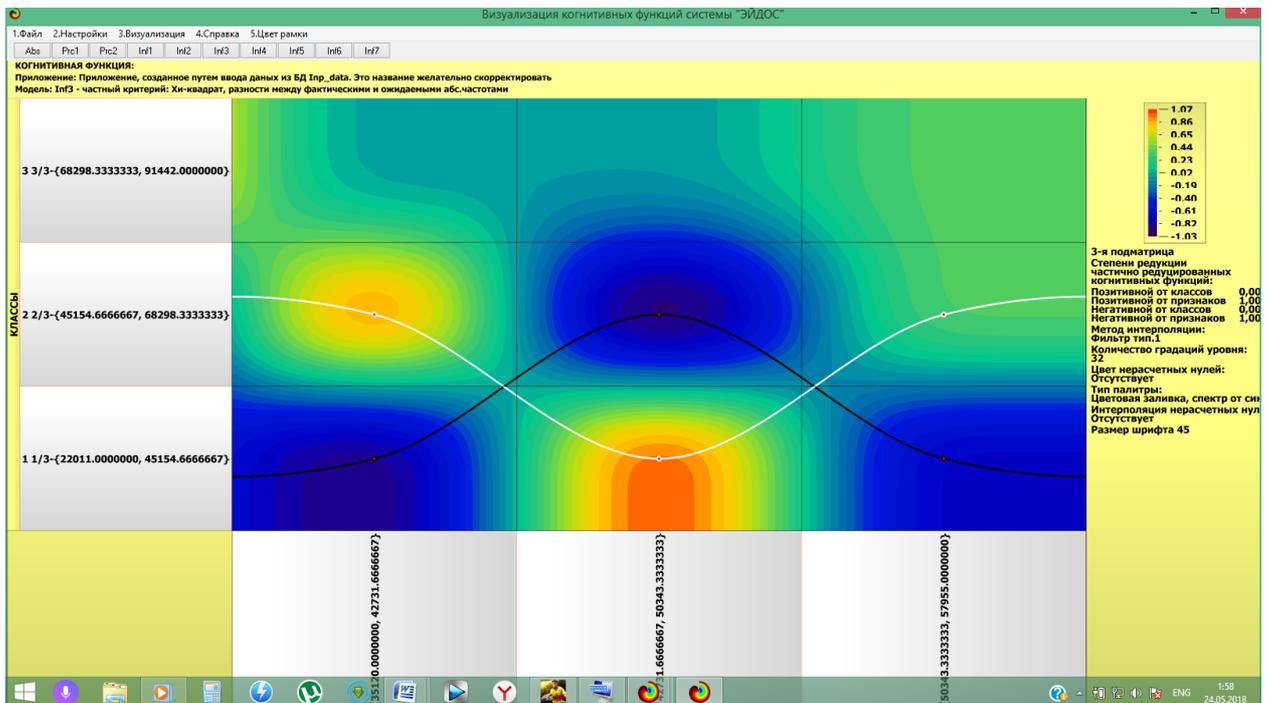
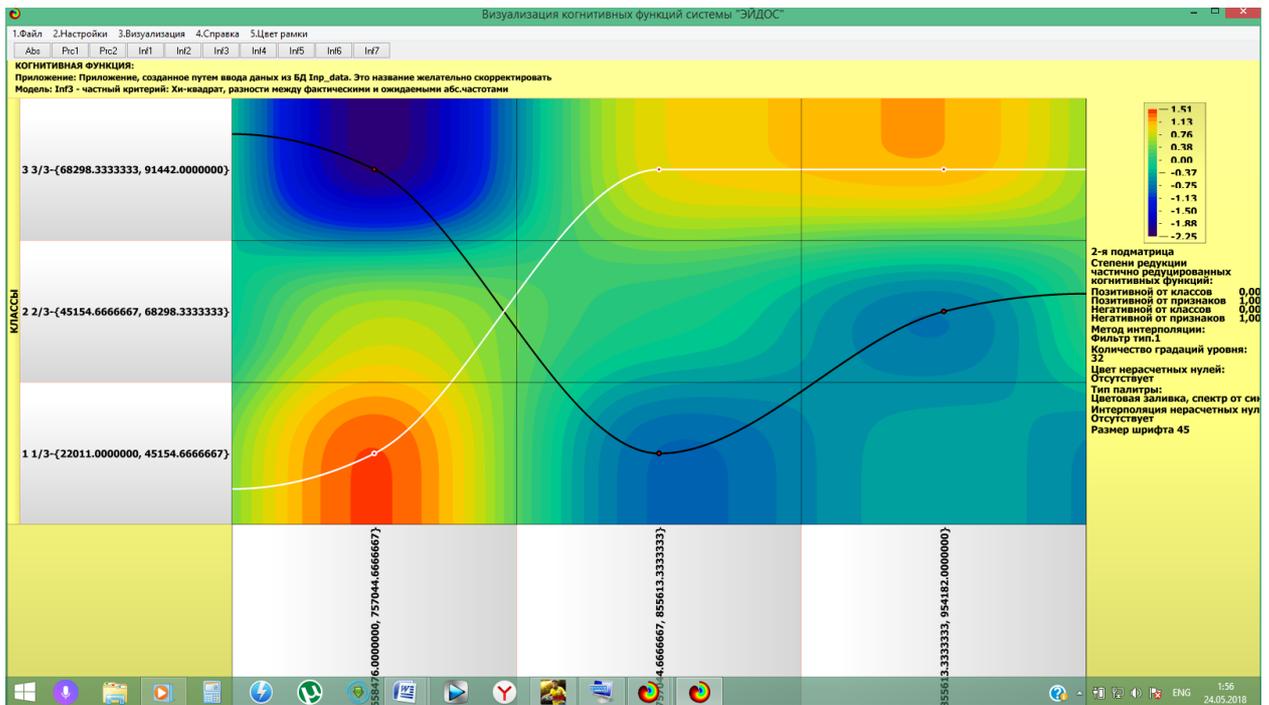
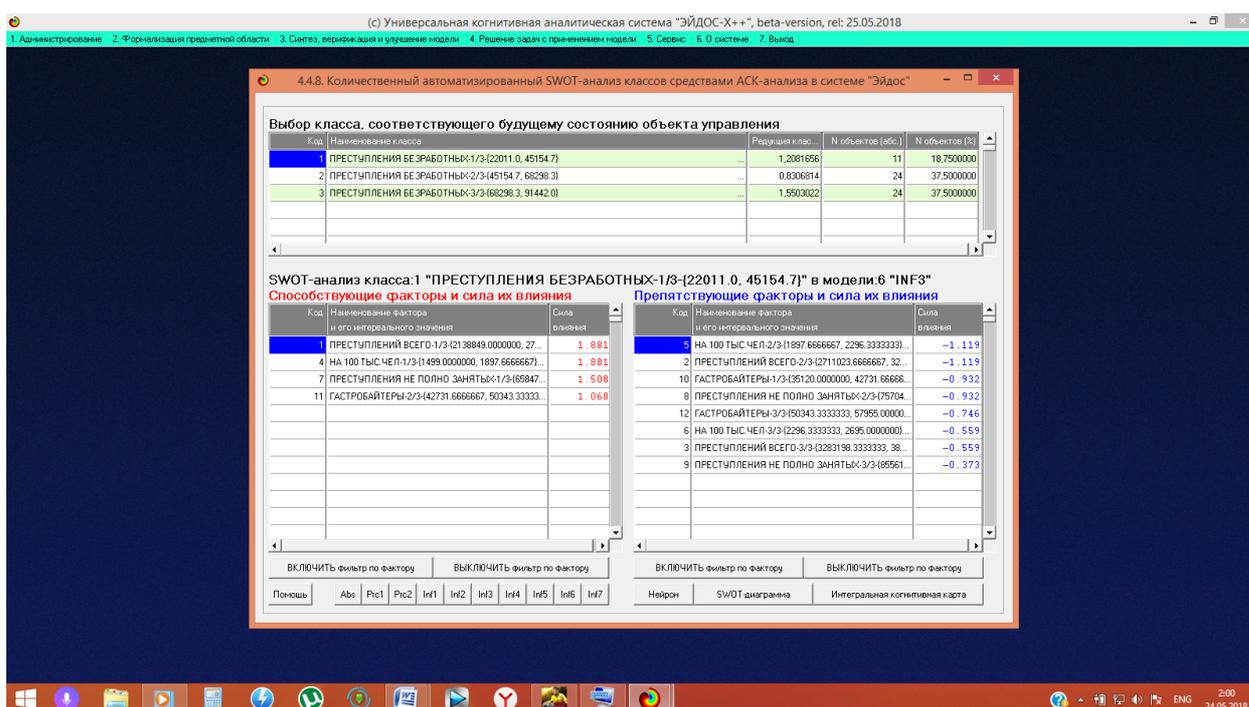


Рисунок 21. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал в модели INF5

### 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 22).



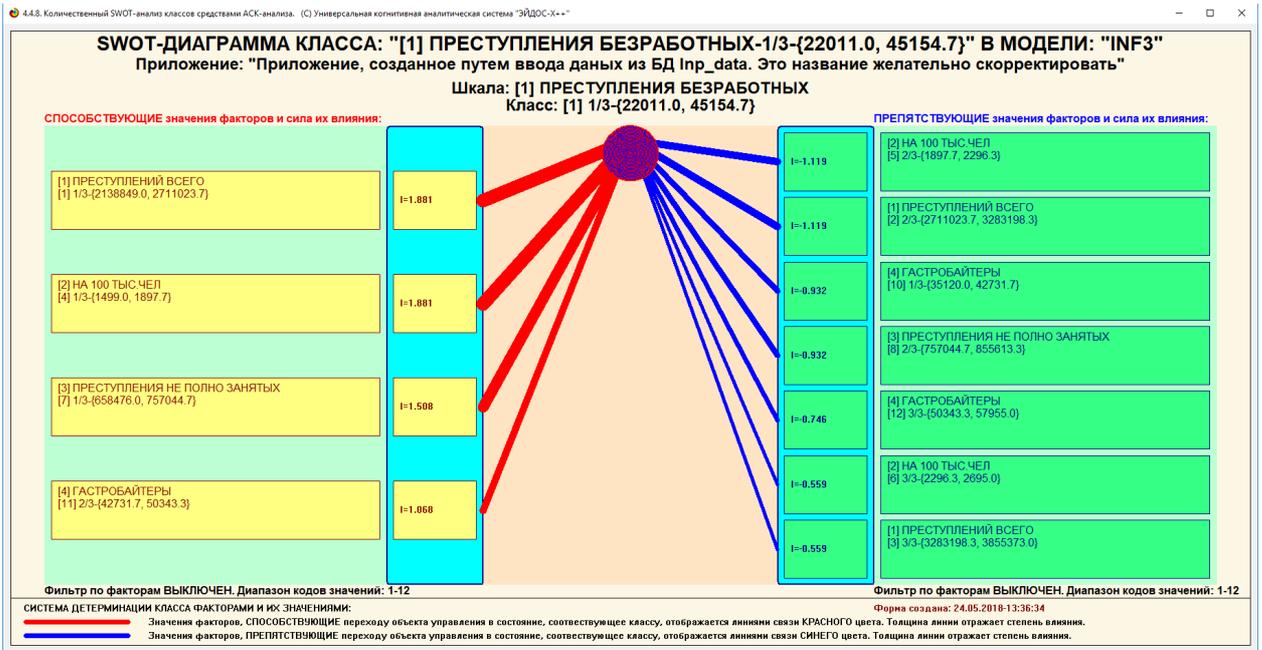


Рисунок 22. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

#### 2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков

На рисунке 23 приведены результаты кластерно-конструктивного анализа признаков:

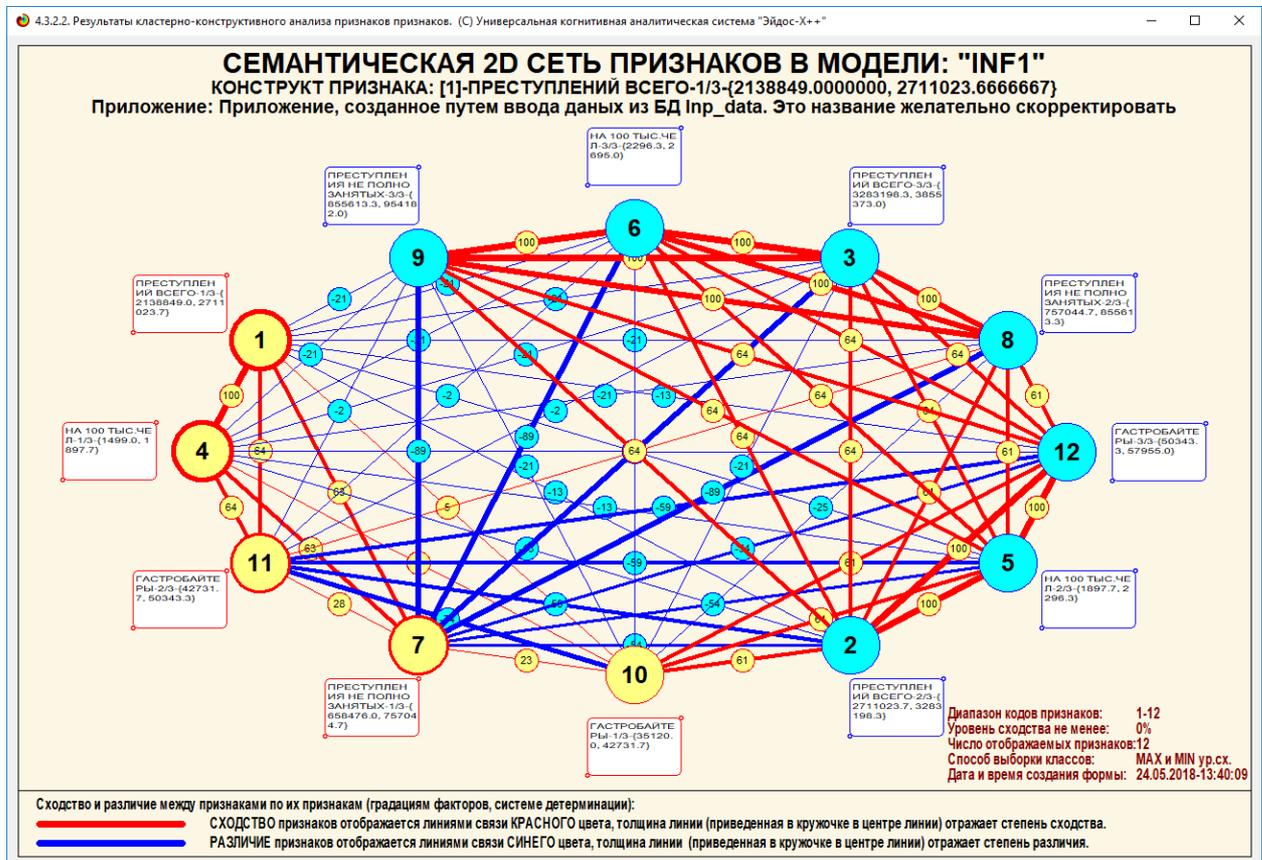


Рисунок 23. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

## 2.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети представлены на рисунке 24:

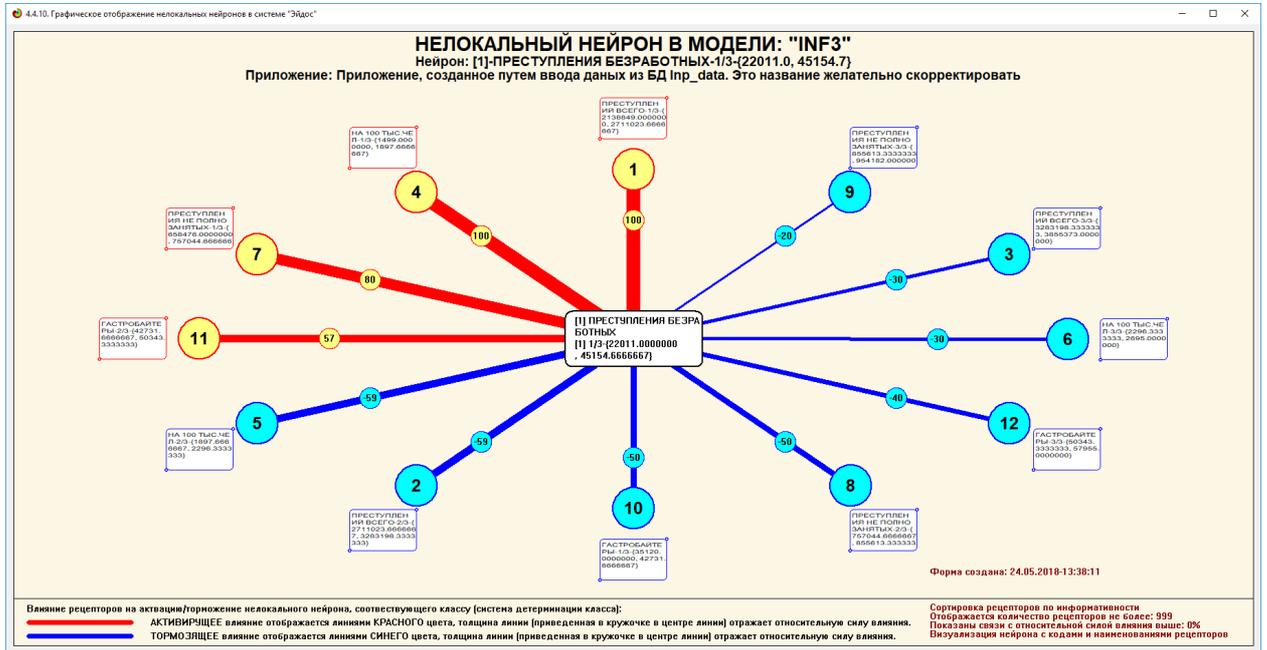


Рисунок 24. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу репозитория UCI. В данной работе приводится развернутый пример использования базы данных репозитория UCI 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 0,960, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена и его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 21% более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, что, как правило, наблюдается и в других приложениях. Этим и оправдано применение моделей знаний.

На основе базы данных UCI, рассмотренной в данной работе, построить модели прогнозирования не с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Эйдос», а с применением других математических методов и реализующих их программных систем, то можно сопоставимо сравнить их качество.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. 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.
2. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л.
3. ЕМИСС - <https://fedstat.ru/indicator/31452>
4. Луценко Е.В. Теоретические основы и технология адаптивного семантического анализа в поддержке принятия решений (на примере универсальной автоматизированной системы распознавания образов "ЭЙДОС-5.1"). - Краснодар: КЮИ МВД РФ, 1996. - 280с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21745340>
5. Симанков В.С., Луценко Е.В. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов. Монография (научное издание). – Краснодар: ТУ КубГТУ, 1999. - 318с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18828433>
6. Симанков В.С., Луценко Е.В., Лаптев В.Н. Системный анализ в

адаптивном управлении: Монография (научное издание). /Под науч. ред. В.С.Симанкова. – Краснодар: ИСТЭК КубГТУ, 2001. – 258с.  
<http://elibrary.ru/item.asp?id=21747625>

7. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.  
<http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

8. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности 351400 "Прикладная информатика (по отраслям)". – Краснодар: КубГАУ. 2004. – 633 с.  
<http://elibrary.ru/item.asp?id=18632737>

9. Луценко Е.В., Лойко В.И., Семантические информационные модели управления агропромышленным комплексом. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2005. – 480 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21720635>

10. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности "Прикладная информатика (по областям)" и другим экономическим специальностям. 2-е изд., перераб. и доп.– Краснодар: КубГАУ, 2006. – 615 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632602>

11. Луценко Е.В. Лабораторный практикум по интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для студентов специальности "Прикладная информатика (по областям)" и другим экономическим специальностям. 2-е изд., перераб. и доп. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – 318с.  
<http://elibrary.ru/item.asp?id=21683721>

12. Наприев И.Л., Луценко Е.В., Чистилин А.Н. Образ-Я и стилевые особенности деятельности сотрудников органов внутренних дел в

экстремальных условиях. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2008. – 262 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683724>

13. Луценко Е. В., Лойко В.И., Великанова Л.О. Прогнозирование и принятие решений в растениеводстве с применением технологий искусственного интеллекта: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008. – 257 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683725>

14. Трунев А.П., Луценко Е.В. Астросоциотипология: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008. – 264 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683727>

15. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Лаптев В.Н. Теоретические основы и технология применения системно-когнитивного анализа в автоматизированных системах обработки информации и управления (АСОИУ) (на примере АСУ вузом): Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2009. – 536 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18633313>

16. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Ермоленко В.В. Интеллектуальные системы в контроллинге и менеджменте средних и малых фирм: Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2011. – 392 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683734>

17. Наприев И.Л., Луценко Е.В. Образ-Я и стилевые особенности личности в экстремальных условиях: Монография (научное издание). – Saarbrucken, Germany: LAP Lambert Academic Publishing GmbH & Co. KG., 2012. – 262 с. Номер проекта: 39475, ISBN: 978-3-8473-3424-8.

18. Трунев А.П., Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния факторов космической среды на ноосферу, магнитосферу и литосферу Земли: Под науч. ред. д.т.н., проф. В.И.Лойко. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2012. – 480 с. ISBN

978-5-94672-519-4. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683737>

19. Трубилин А.И., Барановская Т.П., Лойко В.И., Луценко Е.В. Модели и методы управления экономикой АПК региона. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2012. – 528 с. ISBN 978-5-94672-584-2. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683702>

20. Горпинченко К.Н., Луценко Е.В. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа). Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2013. – 168 с. ISBN 978-5-94672-644-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=20213254>

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

22. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос». Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-830-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>

23. Орлов А.И., Луценко Е.В., Лойко В.И. Перспективные математические и инструментальные методы контроллинга. Под научной ред. проф. С.Г. Фалько. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2015. – 600 с. ISBN 978-5-94672-923-9. <http://elibrary.ru/item.asp?id=23209923>

24. Орлов А.И., Луценко Е.В., Лойко В.И. Организационно-экономическое, математическое и программное обеспечение контроллинга, инноваций и менеджмента: монография / А. И. Орлов, Е. В. Луценко, В. И. Лойко ; под общ. ред. С. Г. Фалько. – Краснодар : КубГАУ, 2016. – 600 с. ISBN 978-5-00097-154-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=26667522>

25. Лаптев В. Н., Меретуков Г. М., Луценко Е. В., Третьяк В. Г., Наприев

И. Л. : Автоматизированный системно-когнитивный анализ и система «Эйдос» в правоохранительной сфере: монография / В. Н. Лаптев, Г. М. Меретуков, Е. В. Луценко, В. Г. Третьяк, И. Л. Наприев; под научной редакцией проф. Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 634 с. ISBN 978-5-00097-226-7. <http://elibrary.ru/item.asp?id=28135358>

26. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Современные информационно-коммуникационные технологии в научно-исследовательской деятельности и образовании: учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев; под общ. ред. Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 450 с. ISBN 978-5-00097-265-6. <http://elibrary.ru/item.asp?id=28996636>

27. Лойко В. И., Луценко Е. В., Орлов А. И. Современные подходы в наукометрии: монография / В. И. Лойко, Е. В. Луценко, А. И. Орлов. Под науч. ред. проф. С. Г. Фалько – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 532 с. ISBN 978-5-00097-334-9. Режим доступа: <https://elibrary.ru/item.asp?id=29306423>

28. Грушевский С.П., Луценко Е. В., Лойко В. И. Измерение результатов научной деятельности: проблемы и решения / С. П. Грушевский, Е. В. Луценко В. И. Лойко. Под науч. ред. проф. Е. В. Луценко – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 343 с. ISBN 978-5-00097-446-9. <https://elibrary.ru/item.asp?id=30456903>

29. Луценко Е.В., Универсальная автоматизированная система распознавания образов "ЭЙДОС". Свидетельство РосАПО №940217. Заяв. № 940103. Оpubл. 11.05.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000217.jpg>, 3,125 у.п.л.

30. Луценко Е.В., Шульман Б.Х., Универсальная автоматизированная система анализа и прогнозирования ситуаций на фондовом рынке «ЭЙДОС-фонд». Свидетельство РосАПО №940334. Заяв. № 940336. Оpubл. 23.08.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000334.jpg>, 3,125 / 3,063 у.п.л.

31. Луценко Е.В., Универсальная автоматизированная система анализа, мониторинга и прогнозирования состояний многопараметрических динамических систем "ЭЙДОС-Т". Свидетельство РосАПО №940328. Заяв. № 940324. Оpubл. 18.08.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000328.jpg>, 3,125 у.п.л.

32. Луценко Е.В., Симанков В.С., Автоматизированная система анализа и прогнозирования состояний сложных систем "Дельта". Пат. №2000610164 РФ. Заяв. № 2000610164. Оpubл. 03.03.2000. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2000610164.jpg>, 3,125 / 3,063 у.п.л.

33. Луценко Е.В., Драгавцева И. А., Лопатина Л.М., Автоматизированная система мониторинга, анализа и прогнозирования развития сельхозкультур "ПРОГНОЗ-АГРО". Пат. № 2003610433 РФ. Заяв. № 2002611927 РФ. Оpubл. от 18.02.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610433.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

34. Луценко Е.В., Драгавцева И. А., Лопатина Л.М., База данных автоматизированной системы мониторинга, анализа и прогнозирования развития сельхозкультур "ПРОГНОЗ-АГРО". Пат. № 2003620035 РФ. Заяв. № 2002620178 РФ. Оpubл. от 20.02.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003620035.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

35. Луценко Е.В., Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС". Пат. № 2003610986 РФ. Заяв. № 2003610510 РФ. Оpubл. от 22.04.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610986.jpg>, 3,125 у.п.л.

36. Луценко Е.В., Некрасов С.Д., Автоматизированная система комплексной обработки данных психологического тестирования "ЭЙДОС-У". Пат. № 2003610987 РФ. Заяв. № 2003610511 РФ. Оpubл. от 22.04.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610987.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

37. Луценко Е.В., Драгавцева И. А., Лопатина Л.М., Немоляев А.Н., Подсистема агрометеорологической типизации лет по успешности выращивания плодовых и оценки соответствия условий микрзон выращивания ("АГРО-МЕТЕО-ТИПИЗАЦИЯ"). Пат. № 2006613271 РФ. Заяв. № 2006612452 РФ. Оpubл. от 15.09.2006. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2006613271.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

38. Луценко Е.В., Шеляг М.М., Подсистема синтеза семантической информационной модели и измерения ее внутренней дифференциальной и интегральной валидности (Подсистема "Эйдос-м25"). Пат. № 2007614570 РФ. Заяв. № 2007613644 РФ. Оpubл. от 11.10.2007. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2007614570.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

39. Луценко Е.В., Лебедев Е.А., Подсистема автоматического формирования двоичного дерева классов семантической информационной модели (Подсистема "Эйдос-Tree"). Пат. № 2008610096 РФ. Заяв. № 2007613721 РФ. Оpubл. от 09.01.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610096.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

40. Луценко Е.В., Трунев А.П., Шашин В.Н., Система типизации и идентификации социального статуса респондентов по их астрономическим показателями на момент рождения "Эйдос-астра" (Система "Эйдос-астра"). Пат. № 2008610097 РФ. Заяв. № 2007613722 РФ. Оpubл. от 09.01.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610097.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

41. Луценко Е.В., Лаптев В.Н., Адаптивная автоматизированная система управления "Эйдос-АСА" (Система "Эйдос-АСА"). Пат. № 2008610098 РФ. Заяв. № 2007613722 РФ. Оpubл. от 09.01.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610098.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

42. Луценко Е.В., Лебедев Е.А., Подсистема формализации семантических информационных моделей высокой размерности с

сочетанными описательными шкалами и градациями (Подсистема "ЭЙДОС-Сочетания"). Пат. № 2008610775 РФ. Заяв. № 2007615168 РФ. Оpubл. от 14.02.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610775.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

43. Луценко Е.В., Марченко Н.Н., Драгавцева И.А., Акоюн В.С., Костенко В.Г., Автоматизированная система поиска комфортных условий для выращивания плодовых культур (Система "Плодкомфорт"). Пат. № 2008613272 РФ. Заяв. № 2008612309 РФ. Оpubл. от 09.07.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008613272.jpeg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

44. Луценко Е.В., Лойко В.И., Макаревич О.А., Программный интерфейс между базами данных стандартной статистической отчетности агропромышленного холдинга и системой "Эйдос" (Программный интерфейс "Эйдос-холдинг"). Пат. № 2009610052 РФ. Заяв. № 2008615084 РФ. Оpubл. от 11.01.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009610052.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

45. Луценко Е.В., Драгавцева И.А., Марченко Н.Н., Святкина О.А., Овчаренко Л.И., Агроэкологическая система прогнозирования риска гибели урожая плодовых культур от неблагоприятных климатических условий зимне-весеннего периода (Система «ПРОГНОЗ-ЛИМИТ»). Пат. № 2009616032 РФ. Заяв. № 2009614930 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616032.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.

46. Луценко Е.В., Система решения обобщенной задачи о назначениях (Система «Эйдос-назначения»). Пат. № 2009616033 РФ. Заяв. № 2009614931 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616033.jpg>, 3,125 у.п.л.

47. Луценко Е.В., Система восстановления и визуализации значений функции по признакам аргумента (Система «Эйдос-тар»). Пат. №

2009616034 РФ. Заяв. № 2009614932 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616034.jpg>, 3,125 у.п.л.

48. Луценко Е.В., Система количественной оценки различимости символов стандартных графических шрифтов (Система «Эйдос-image»). Пат. № 2009616035 РФ. Заяв. № 2009614933 РФ. Оpubл. от 30.10.2009. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2009616035.jpg>, 3,125 у.п.л.

49. Луценко Е.В., Трунев А.П., Шашин В.Н., Бандык Д.К., Интеллектуальная система научных исследований влияния космической среды на глобальные геосистемы «Эйдос-астра» (ИСНИ «Эйдос-астра»). Пат. № 2011612054 РФ. Заяв. № 2011610345 РФ 20.01.2011. Оpubл. от 09.03.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612054.jpg>, 3,125 у.п.л.

50. Луценко Е.В., Шеляг М.М., Программное обеспечение аппаратно-программного комплекса СДС-тестирования по методу профессора В.М.Покровского. Пат. № 2011612055 РФ. Заяв. № 2011610346 РФ 20.01.2011. Оpubл. от 09.03.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612055.jpg>, 3,125 у.п.л.

51. Луценко Е.В., Бандык Д.К., Подсистема визуализации когнитивных (каузальных) функций системы «Эйдос» (Подсистема «Эйдос-VCF»). Пат. № 2011612056 РФ. Заяв. № 2011610347 РФ 20.01.2011. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2011612056.jpg>, 3,125 у.п.л.

52. Луценко Е.В., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» ("Эйдос-кластер"). Пат. № 2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл. От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л.

а. Луценко Е.В., Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС-Х++". Пат. № 2012619610 РФ. Заявка № 2012617579 РФ от 10.09.2012. Зарегистр. 24.10.2012. – Режим доступа:

<http://lc.kubagro.ru/aidos/2012619610.jpg>, 3,125 у.п.л.

53. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Подсистема генерации сочетаний классов, сочетаний значений факторов и декодирования обучающей и распознаваемой выборки интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» ("Эйдос-сочетания"). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Гос.рег.№ 2013660481 от 07.11.2013. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2013660481.jpg>, 2 у.п.л.

54. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., «Подсистема интеллектуальной системы «Эйдос-Х++», реализующая сценарный метод системно-когнитивного анализа ("Эйдос-сценарии"). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Гос.рег.№ 2013660738 от 18.11.2013. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2013660738.jpg>, 2 у.п.л.

55. Луценко Е.В., Бандык Д.К., Интерфейс ввода изображений в систему "Эйдос" (Подсистема «Эйдос-img»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2015614954 от 11.06.2015, Гос.рег.№ 2015618040, зарегистр. 29.07.2015. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2015618040.jpg>, 2 у.п.л.

56. Савин И.Ю., Драгавцева И.А., Мироненко Н.Я., Руссо Д.Э., Геоинформационная база данных «Почвы Краснодарского края» . Свид. РосПатента РФ о гос.регистрации базы данных, Заявка № 2015620687 от 11.06.2015, Гос.рег.№ 2015621193, зарегистр. 04.08.2015. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2015621193.jpg>, 2 у.п.л.

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

