

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

Факультет_____

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовой проект (работу)

Студента Елисеева Николая Геннадьевича

курса 3 очной (заочной) формы обучения

направления подготовки Информационные системы и технологии.

направленность (профиль) академический бакалавриат.

Наименование темы «Разработка и исследование системно когнитивной модели зависимости стоимости автомобиля от факторов его использования».

Рецензент:

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

Оценка качества выполнения курсового проекта (работы)

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия заданию (по 5-и балльной шкале)
1.	Актуальность тематики работы	5
2.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
3.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	4
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	4
6.	Применение современных технологий обработки информации	5
7.	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	4
8.	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы

Применение современных математических моделей и программного инструмента

Недостатки работы

Недостаточно качественное оформление

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____ (____ Е.В. Луценко ____)

«____ » _____ 201____ г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И. Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

**ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
к курсовой работе**

по дисциплине: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ
СИСТЕМЫ

на тему:

Разработка и исследование системно когнитивной модели зависимости
стоимости автомобиля от факторов его использования на основе данных
web- сервера Kaggle

выполнил студент группы ИТ1401 Елисеев Николай Геннадьевич

Допущен к защите _____

Руководитель проекта _____ Луценко Евгений Вениаминович,
д.э.н., к.т.н., профессор
(подпись, расшифровка подписи)

Нормоконтролер _____ Николаева Ирина Валентиновна, к.т.н.,
доцент

(подпись, расшифровка подписи)

Защищена _____ Оценка _____

(дата)

Члены комиссии _____ В.И. Лойко
_____ Е.В. Луценко
_____ И. В. Николаева
(подпись, дата, расшифровка подписи)
Краснодар

2017 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой КТС _____ В. И. Лойко

**ЗАДАНИЕ
на курсовую работу**

Студенту: ИТ1401 группы 3 курса

Факультета прикладной информатики

Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии
(шифр)

Елисеев Николай Геннадьевич
(Ф.И.О.)

Тема проекта: Разработка и исследование системно когнитивной модели зависимости
стоимости автомобиля от факторов его использования

Содержание задания: Проанализировать методы формирования обобщенных образов
классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия
решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее
модели

Объем работы:

- а) пояснительная записка к работе _____ листа формата А4
б) графическая часть _____ лист формата А4

Рекомендуемая литература: Луценко Е.В. Лабораторный практикум по
интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для бакалавриата. 7-е
изд., перераб. и доп.- Краснодар: КубГАУ – 2016, – 615 с., в электронном виде на сайте
автора: <http://lc.kubagro.ru/aidos/p14.htm>

Срок выполнения проекта: с “ ” _____ по “ ” _____ 2017 г.

Срок защиты: “ ” _____ 2017 г.

Дата выдачи задания:

“ ” _____ 2017 г.

Дата сдачи проекта на кафедру:

“ ” _____ 2017 г.

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

(подпись, Ф.И.О., звание, степень)

Задание принял студент _____ “ ” _____ 2017 г.
(подпись, дата)

Краснодар
2017 г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	6
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	7
1.1. Описание решения	7
1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel	8
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	14
1.4. Виды моделей системы «Эйдос»	16
1.5. Результаты верификации моделей	17
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	24
2.1. Решение задачи	24
2.2. Когнитивные функции	27
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы	29
2.4. Нелокальные Нейронные Сети И Нейроны	31
2.5. Кластерный и Конструктивный Анализ	33
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	34
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	35

ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи по поиску зависимости состава продуктов быстрого питания от выбранной категории.

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

В данной курсовой работе использована база данных «autos» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория Kaggle.

Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Word и Excel, блокнот, а также систему искусственного интеллекта "Эйдос- 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 из csv-формата 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 из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel

<https://www.kaggle.com/orgesleka/used-cars-database>

Из электронного ресурса баз данных Kaggle возьмем базу данных сотрудников – «autos.csv», которую оставим без изменений.

Общее описание задачи:

1. Название
2. Цена
3. Тип автомобиля
4. Год выпуска
5. Тип КПП
6. Мощность
7. Модель
8. Пробег
9. Тип топлива
10. Марка авто
11. Ремонт

Столбцы 3-24 описательные шкалы.

Столбец 2 является классификационной шкалой. Этот столбец показывает категорию блюда.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – autos.xls

A1	Название	В	С	Д	Е	Ф	Г	Н	И	Л	К	М	Н	О	Р
2	Golf 3 1.6	480		1993 механика	0 golf	150000 бензин		audi							
3	A5 Sportback 2.7 Tdi	18300 купе		2011 механика	190	125000 дизель		jeep							
4	Jeep Grand Cherokee "Overland"	9800 внедорожник		2004 автомат	163 grand	125000 дизель		volkswagen							
5	GOFT 4.14 3TREER	1500 минивэйтобус		2001 механика	75 golf	150000 бензин		skoda							
6	Skoda Fabia 1.4 TDI PD Classic	3600 минивэйтобус		2006 механика	69 fabia	90000 дизель		bmw							
7	BMW 316i e36 седан	2205 кабриолет		1995 механика	109 3er	150000 бензин		bmw							
8	Mercedes-Benz E-Class	1200 купе		2004 механика	109 eklasse	150000 бензин		reault							
9	VW Derby B90 Scherbenfund	450 минивэйтобус		2004 кабриолет	130 Derby	50 дизель		volkswagen							
10	Ford C Max Titanium 1.0 L EcoBoost	14500 автобус		2014 механика	119 c max	30000 бензин		ford							
11	VW Golf 4 1.6 tuerig zu verkaufen mit Anhaengerkupplung	999 минивэйтобус		1998 механика	101 golf	150000 бензин		volkswagen							
12	Mazda 3 1.6 Sport	2000 седан		2004 механика	105 3 reline	150000 бензин		mazda							
13	Volkswagen Passat Variant 2.0 TDI Comfortline	2799 хэтчбек		2005 механика	140 passat	150000 дизель		volkswagen							
14	VW Passat Facelift 35i "Sitzer"	999 хэтчбек		1995 механика	115 passat	150000 бензин		volkswagen							
15	VW PASSAT 1.5 TDI 131 PS LEDER	2500 хэтчбек		2004 автомат	131 passat	150000 бензин		volkswagen							
16	Nissan Navara 2.5DPE 4x4 Klima Sitzeheizung Bluetooth Doppelkabine	17999 внедорожник		2011 механика	190 navara	70000 дизель		nissan							
17	KA Lufthansa Edition 4505 VB	450 минивэйтобус		1910 автомат	0 ka	5000 бензин		ford							
18	Polo 6n 1.4	300		2016 автомат	60 polo	150000 бензин		volkswagen							
19	Renault Twingo 1.2 16V Aut.	1750 минивэйтобус		2004 автомат	75 twingo	150000 бензин		renault							
20	Ford C MAX 1.2 16V DPF Titanium	7550 автобус		2007 механика	136 c max	150000 дизель		ford							
21	Mercedes-Benz A 160 Classic Klima	10000 автобус		2004 механика	102 a klasse	150000 бензин		mercedes benz							
22	Mercedes-Benz A 160 Classic Sport	10000 купе		2009 механика	100 a klasse	100000 дизель		volkswagen							
23	BMW 320d Td 7/17 Scheibenheizung sehr guter Zustand	2900 седан		2006 механика	231 Ser	150000 бензин		bmw							
24	Opel Meriva 1.3-Hand Thv 3.2018	5000 хэтчбек		2018 механика	90 meriva	150000 бензин		opel							
25	Stauffer	450 минивэйтобус		1997 механика	50 arosa	150000 бензин		seat							
26	MERCDES 200E Thv 04/2016	5000 седан		1990 механика	118 andere	150000 бензин		mercedes benz							
27	BMW 330d touring Vollausstattung NAVI	2500 хэтчбек		2002 автомат	139 Ser	150000 дизель		bmw							
28	Citroen C4 Grand Picasso	5555		2017 механика	125 c4	125000		citroen							
29	Honda Civic 1.4 i VTEC Comfort	6900 седан		2008 механика	99 civic	60000 бензин		honda							
30	Volkswagen T3 andere	1990 автобус		1981 механика	50 transport	50000 бензин		volkswagen							
31	Fiat Punto 1.2	690 минивэйтобус		2003 механика	60 punto	150000 бензин		flat							
32	Mercedes-Benz E 250 D Original Zustand !!	3300 седан		1995 автомат	113 e klasse	150000 дизель		mercedes benz							
33	Renault clio 1.2 Thv 07/2016	899		2016 механика	60 clio	150000 бензин		renault							
34	Golf 3 1.4	245 седан		1994 автомат	0 golf	150000 бензин		volkswagen							
35	Mercedes-Benz A 160 Classic	18000 седан		2007 автомат	218 Ser	200000 бензин		bmw							
36	Mercedes-Benz E 200 CDI automat Classic	3000 седан		2004 автомат	300 klasse	150000 дизель		mercedes benz							
37	VW Golf 3	350		2001 механика	75 kadett	70000		volkswagen							
38	Opel Kadett E CC	1600 andere		1991 механика	0 opel			opel							
39	Renault Kangoo 1.5 дизель	1500		2016 автомат	0 kangoo	150000 дизель		renault							
40	Abschleppwagen Vw LT 195.000 grüne Plakette Thv 8/2017	139000 andere		2002 механика	129 andere	150000 дизель		volkswagen							
41	Mercedes-Benz e-DAB7	150000 автобус		1994 механика	70 andere	150000 дизель		mercedes benz							

Всего в базе 11 столбцов, 1 классификационная и 10 описательных.

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 csv-файла в xls-файл, для удобства дальнейшего редактирования и выполним следующие операции.

Конвертируем исходный файл из csv формата в xls и запишем его с именем: Inp_data.xls в папку: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\. 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.

Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему "Эйдос".

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

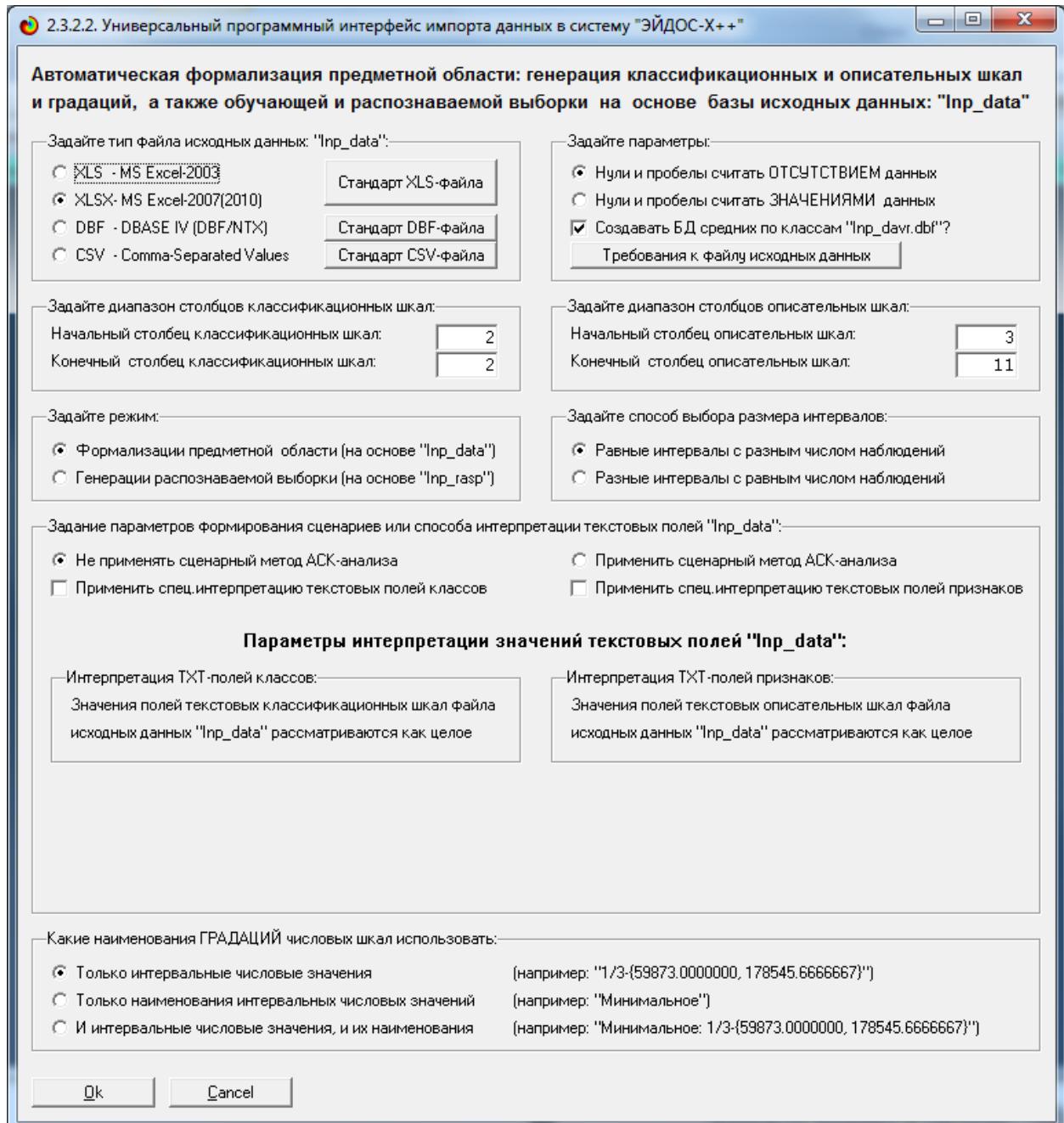


Рисунок 4. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

В экранной форме, приведенной на рисунке 5, задать настройки, показанные на рисунке:

- "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLS – MS Excel-2003";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 2(последний столбец в таблице);
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 3, "Конечный столбец описательных шкал" – 24;
- "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа".

После нажать кнопку "OK". Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (рисунок 2). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

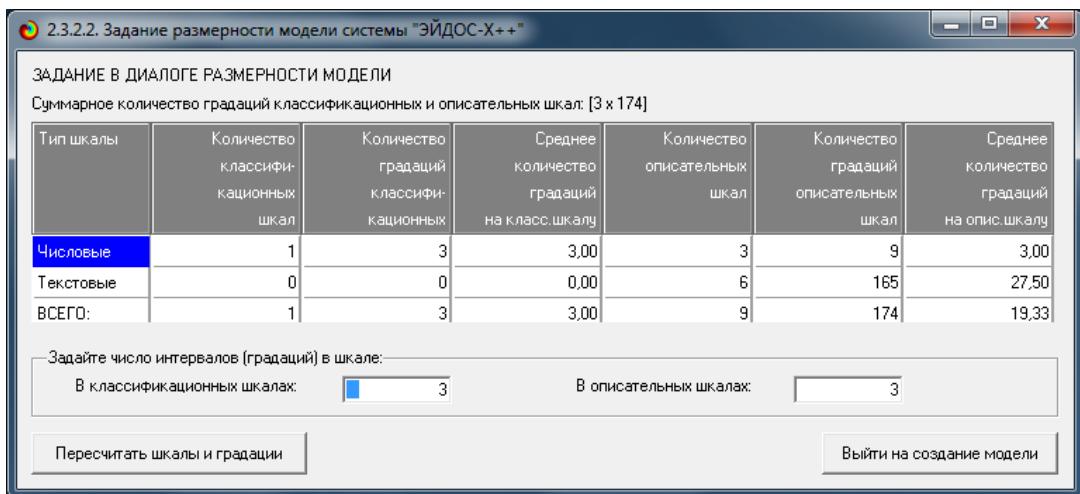


Рисунок 5. Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос" (рисунок 3), а также прогноз времени завершения этого процесса. В том окне необходимо

дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "OK".

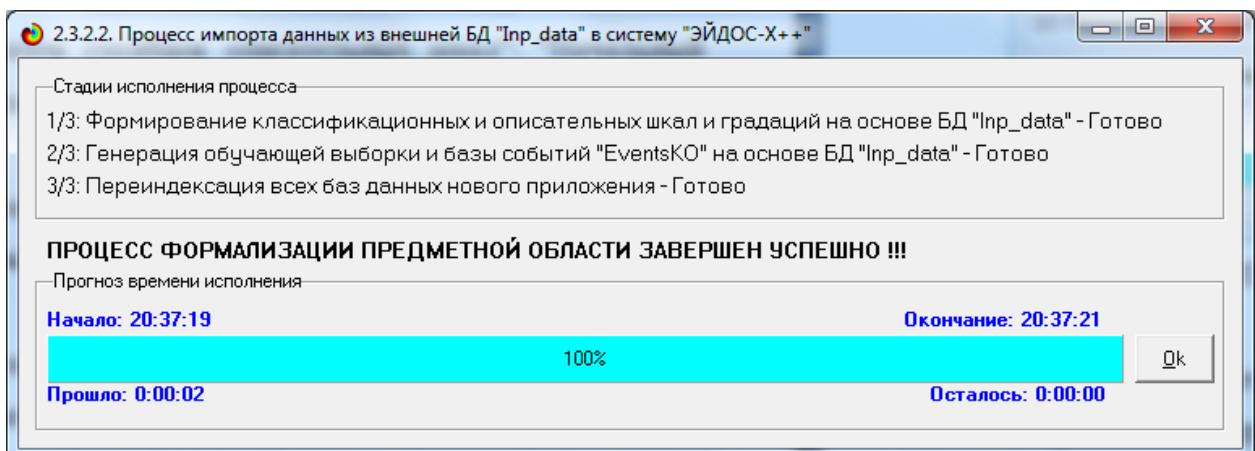


Рисунок 6. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических 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 7).

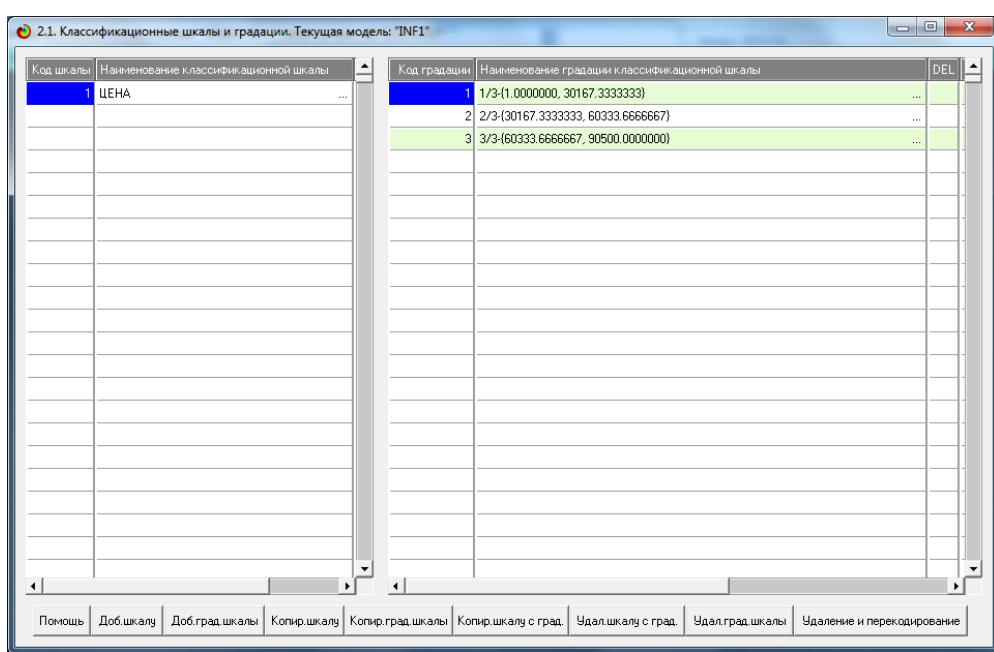


Рисунок 7. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 8):

Рисунок 8. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

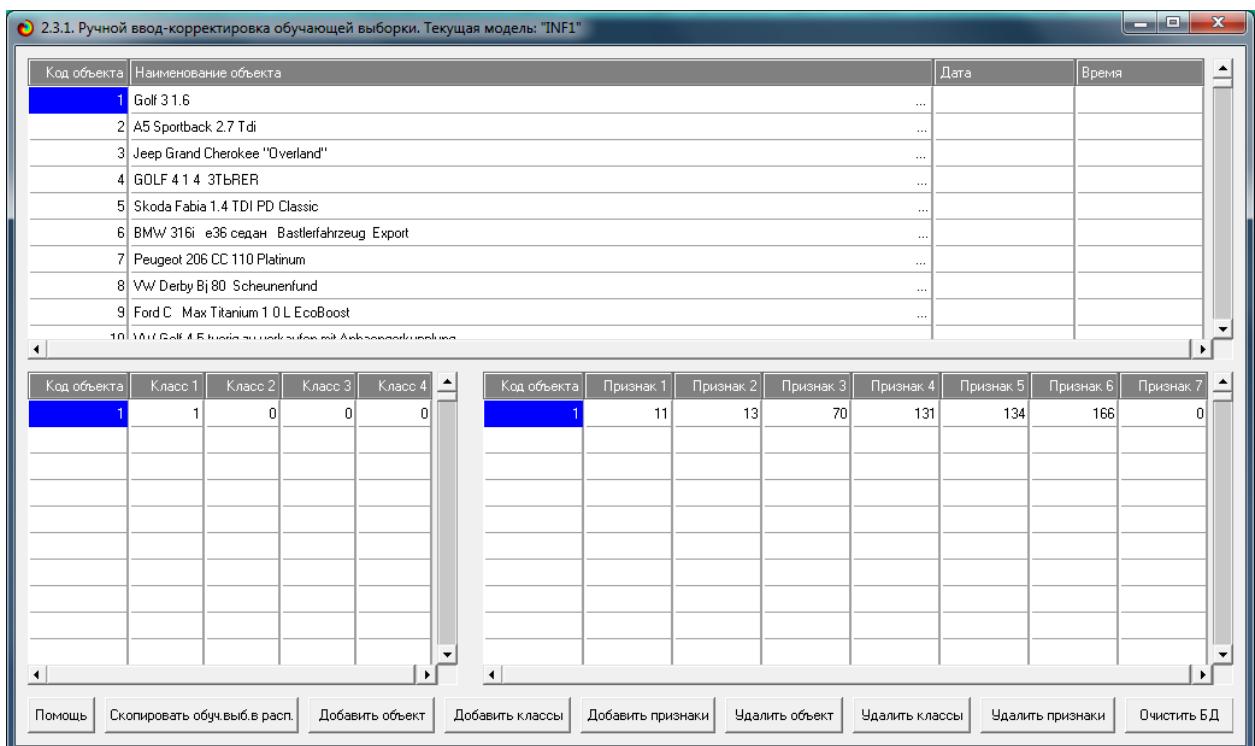


Рисунок 9. Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы [11]).

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 10).

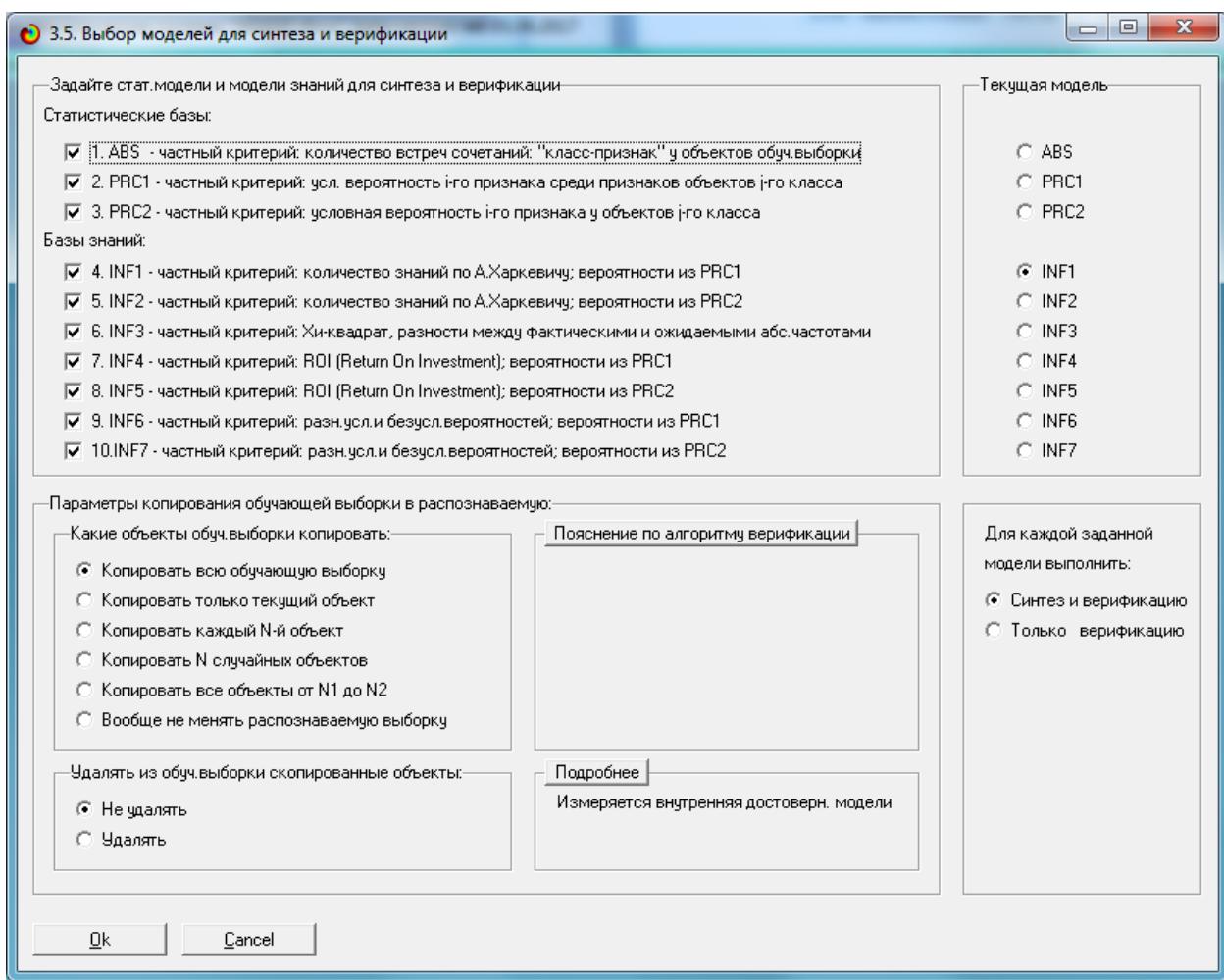


Рисунок 10. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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 10. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 11.

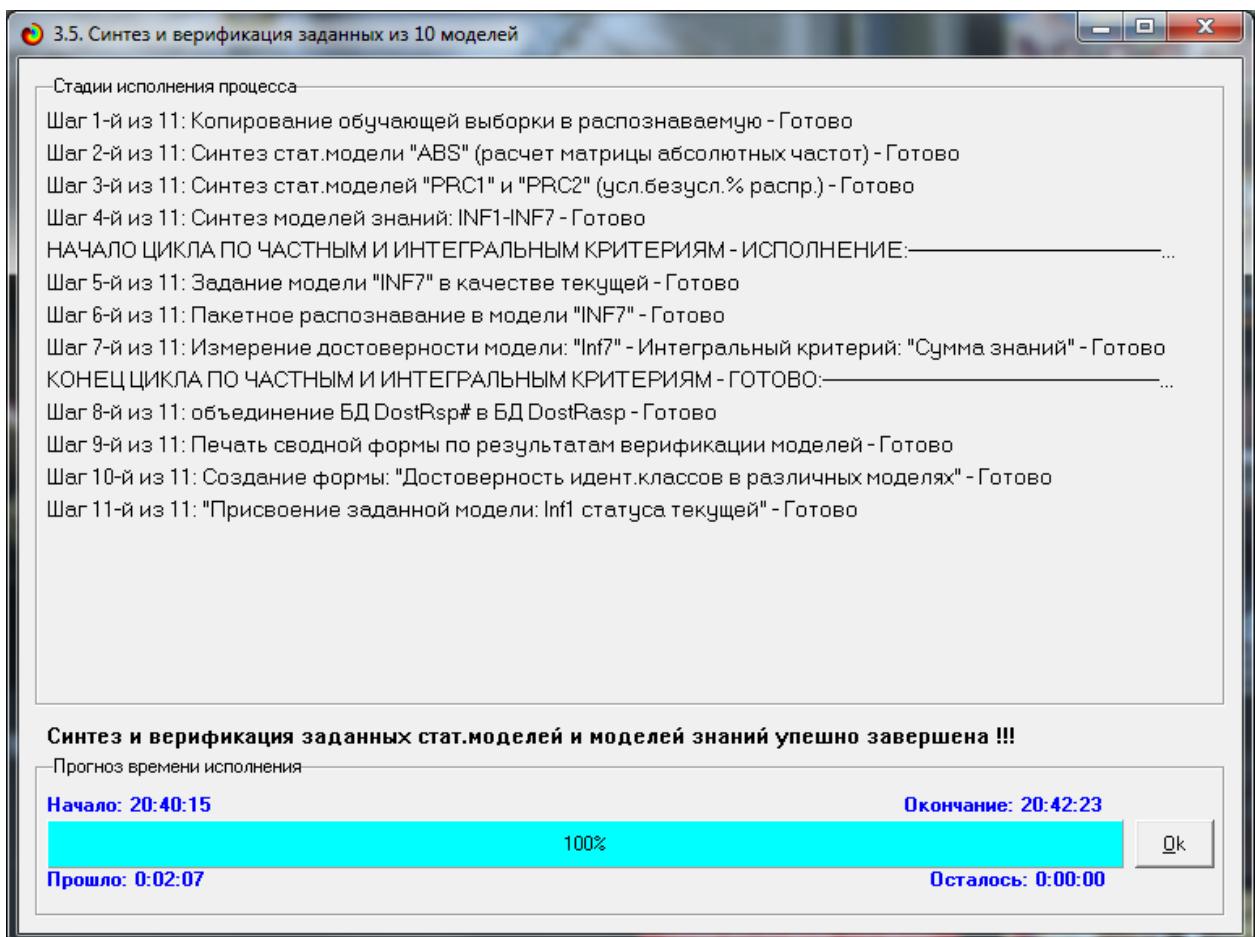


Рисунок 11. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 127 секунд1. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 500 примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 10, но ниже мы приведем лишь некоторые из них (таблицы 2, 3, 4).

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 (таблица 2) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (таблицы 3 и 4) (проф. В.И.Лойко).

Таблица 2 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагменты)

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучающей выборки"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА 1/3 (1.000000, 30167.3333...)	2. ЦЕНА 2/3 (30167.3333, 60333.6666...)	3. ЦЕНА 3/3 (60333.6666, 90500.0000...)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	ТИП АВТОМОБИЛЯ-andree	6			6	2.000	3.464
2	ТИП АВТОМОБИЛЯ-автобус	44			44	14.667	25.403
3	ТИП АВТОМОБИЛЯ-авнодорожники	14	1		15	5.000	7.810
4	ТИП АВТОМОБИЛЯ-кариолет	26	1	1	28	9.333	14.434
5	ТИП АВТОМОБИЛЯ-купе	29	2		31	10.333	16.197
6	ТИП АВТОМОБИЛЯ-микроавтоб	95			95	31.667	54.848
7	ТИП АВТОМОБИЛЯ-седан	129	2		131	43.667	73.908
8	ТИП АВТОМОБИЛЯ-хэтчбек	82			82	27.333	47.343
9	ГОД ВЫПУСКА-1/3 (1910.000000, 1946.000000)	1			1	0.333	0.577
10	ГОД ВЫПУСКА-2/3 (1946.000000, 1982.000000)	4		1	5	1.667	2.082
11	ГОД ВЫПУСКА-3/3 (1982.000000, 2018.000000)	475	6		481	160.333	272.526
12	ТИП КПП-автомат	98	5	1	104	34.667	54.885
13	ТИП КПП-механика	354			354	118.000	204.382
14	МОЩНОСТЬ-1/3 (5.000000, 173.333333)	359			359	119.667	207.269
15	МОЩНОСТЬ-2/3 (173.333333, 341.666667)	68	5	1	74	24.667	37.581
16	МОЩНОСТЬ-3/3 (341.666667, 510.000000)	1			1	0.333	0.577
17	МОДЕЛЬ-80						
18	МОДЕЛЬ-100						
19	МОДЕЛЬ-147						
20	МОДЕЛЬ-156						
21	МОДЕЛЬ-1ег	5			5	1.667	2.887
22	МОДЕЛЬ-2 егне	4			4	1.333	2.309
23	МОДЕЛЬ-3 егне	6			6	2.000	3.464

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. ЦЕНА 1/3 (1.000000, 30167.3333...)	2. ЦЕНА 2/3 (30167.3333, 60333.6666...)	3. ЦЕНА 3/3 (60333.6666, 90500.0000...)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	ТИП АВТОМОБИЛЯ-andree	0.003			0.003	0.001	0.002
2	ТИП АВТОМОБИЛЯ-автобус	0.003			0.003	0.001	0.002
3	ТИП АВТОМОБИЛЯ-авнодорожники	-0.010	0.319		0.309	0.103	0.187
4	ТИП АВТОМОБИЛЯ-кариолет	-0.011	0.200	0.531	0.720	0.240	0.273
5	ТИП АВТОМОБИЛЯ-купе	-0.010	0.313		0.303	0.101	0.184
6	ТИП АВТОМОБИЛЯ-микроавтоб	0.003			0.003	0.001	0.002
7	ТИП АВТОМОБИЛЯ-седан	0.000	0.038		0.038	0.013	0.022
8	ТИП АВТОМОБИЛЯ-хэтчбек	0.003			0.003	0.001	0.002
9	ГОД ВЫПУСКА-1/3 (1910.000000, 1946.000000...)	0.003			0.003	0.001	0.002
10	ГОД ВЫПУСКА-2/3 (1946.000000, 1982.000000...)	-0.040			0.859	0.819	0.273
11	ГОД ВЫПУСКА-3/3 (1982.000000, 2018.000000...)	0.000	0.000		0.000	0.000	0.000
12	ТИП КПП-автомат	-0.009	0.257	0.281	0.529	0.176	0.160
13	ТИП КПП-механика	0.003			0.003	0.001	0.002
14	МОЩНОСТЬ-1/3 (5.000000, 173.333333)	0.003			0.003	0.001	0.002
15	МОЩНОСТЬ-2/3 (173.333333, 341.666667)	-0.013	0.322	0.345	0.654	0.218	0.201
16	МОЩНОСТЬ-3/3 (341.666667, 510.000000)	0.003			0.003	0.001	0.002
17	МОДЕЛЬ-80						
18	МОДЕЛЬ-100						
19	МОДЕЛЬ-147						
20	МОДЕЛЬ-156						
21	МОДЕЛЬ-1ег	0.003			0.003	0.001	0.002
22	МОДЕЛЬ-2 егне	0.003			0.003	0.001	0.002
23	МОДЕЛЬ-3 егне	0.003			0.003	0.001	0.002

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

5.5. Модель "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными"						
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ЦЕНА 1/3 (1.0000000, 30167.3333...)	2. ЦЕНА 2/3 (30167.3333..., 60333.6666...)	3. ЦЕНА 3/3 (60333.6666..., 90500.0000...)	Сумма	Среднее
1	ТИП АВТОМОБИЛЯ-andere	0.088	-0.075	-0.013		0.082
2	ТИП АВТОМОБИЛЯ-автобус	0.647	-0.550	-0.097		0.605
3	ТИП АВТОМОБИЛЯ-автоморожки	-0.779	0.812	-0.033		0.796
4	ТИП АВТОМОБИЛЯ-кабриолет	-1.588	0.650	0.938		1.383
5	ТИП АВТОМОБИЛЯ-купе	-1.544	1.612	-0.068		1.579
6	ТИП АВТОМОБИЛЯ-минивэны	1.398	-1.188	-0.210		1.306
7	ТИП АВТОМОБИЛЯ-седан	-0.073	0.362	-0.289		0.331
8	ТИП АВТОМОБИЛЯ-хэтчбек	1.206	-0.126	-0.181		1.127
9	ГОД ВЫПУСКА-1/3(1910.000000, 1946.00000...	0.015	-0.013	-0.002		0.014
10	ГОД ВЫПУСКА-2/3(1946.000000, 1982.00000...	-0.926	-0.063	0.989		0.959
11	ГОД ВЫПУСКА-3/3(1982.000000, 2018.00000...	1.077	-0.015	-1.062		1.069
12	ТИП КПП-автомат	-4.470	3.699	0.770		4.139
13	ТИП КПП-механика	5.208	-4.427	-0.781		4.865
14	МОЩНОСТЬ-1/3(5.000000, 173.333333)	5.282	-4.490	-0.792		4.934
15	МОЩНОСТЬ-2/3(173.333333, 341.666667)	-4.911	4.075	0.837		4.551
16	МОЩНОСТЬ-3/3(341.666667, 510.000000)	0.015	-0.013	-0.002		0.014
17	МОДЕЛЬ-80					
18	МОДЕЛЬ-100					
19	МОДЕЛЬ-147					
20	МОДЕЛЬ-156					
21	МОДЕЛЬ-1ег	0.074	-0.063	-0.011		0.069
22	МОДЕЛЬ-2гей	0.059	-0.050	-0.009		0.055
23	МОДЕЛЬ-3гей	0.088	-0.075	-0.013		0.082

1.5. Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 9.

4.1.3.6. Обобщённая форма по достоверности при разн. критерии. Текущая модель: "INF3"												
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложн. положитель., отрицатель. решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фактура Van Руберберга	Сумма модуль. дневной склон. истинно-пол. решений (ST)	Сумма модуль. дневной склон. истинно-отриц. решений (SF)	Сумма модуль. дневной склон. ложн.пол. решений (SP)	Сумма модуль. дневной склон. ложн.-отриц. решений (SF)
1. ABS - частный критерий: количество встреч. сочетаний "классы автомобилей" и "цена автомобилей".	Корреляция abs. частот с обр...	487	487	44	966	0.335	1.000	0.502	327.572	2.108	279.164	
1. ABS - частный критерий: количество встреч. сочетаний "классы автомобилей" и "цена автомобилей".	Сумма abs. частот по признакам.	487	487	44	966	0.335	1.000	0.502	374.327	13.193		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность итог. признака сред.	Корреляция усл.отн.частот с ...	487	487	44	966	0.335	1.000	0.502	327.572	2.108	279.164	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность итог. признака сред.	Сумма усл.отн.частот по при...	487	487	44	966	0.335	1.000	0.502	234.511	270.270		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность итог. признака.	Корреляция усл.отн.частот с ...	487	487	44	966	0.335	1.000	0.502	327.569	2.108	279.163	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность итог. признака.	Сумма усл.отн.частот по при...	487	487	44	966	0.335	1.000	0.502	218.242	261.140		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	487	248	562	448	0.356	0.509	0.419	10.623	27.521	46.073	15.99
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	487	305	200	810	0.274	0.626	0.381	4.692	2.169	79.649	0.71
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	487	248	554	456	0.352	0.509	0.416	10.533	25.770	47.614	15.85
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	487	301	184	826	0.267	0.618	0.373	4.575	1.814	81.587	0.72
6. INF3 - частный критерий: Универсал, разности между фактами.	Семантический резонанс зна...	487	429	908	102	0.808	0.881	0.843	182.163	345.039	20.602	10.51
6. INF3 - частный критерий: Универсал, разности между фактами.	Сумма знаний	487	429	908	102	0.808	0.881	0.843	244.797	251.528	21.116	14.38
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	487	239	917	93	0.720	0.491	0.584	12.403	44.067	4.635	28.63
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	487	305	177	833	0.268	0.626	0.375	2.120	0.083	17.263	0.04
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	487	238	915	95	0.715	0.489	0.580	12.377	43.777	4.682	28.65
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	487	304	151	859	0.261	0.624	0.368	2.054	0.062	17.173	0.04
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	487	427	309	701	0.379	0.877	0.529	149.549	19.625	107.561	8.79
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	487	429	114	896	0.324	0.881	0.474	5.131	1.721	109.898	0.10
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	487	426	306	704	0.377	0.875	0.522	142.360	17.628	112.534	9.52
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	487	426	103	907	0.320	0.875	0.468	4.746	1.411	112.343	0.10

Рисунок 12. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели ABS, INF3 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,843. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 84%.

Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием (рисунок 13).

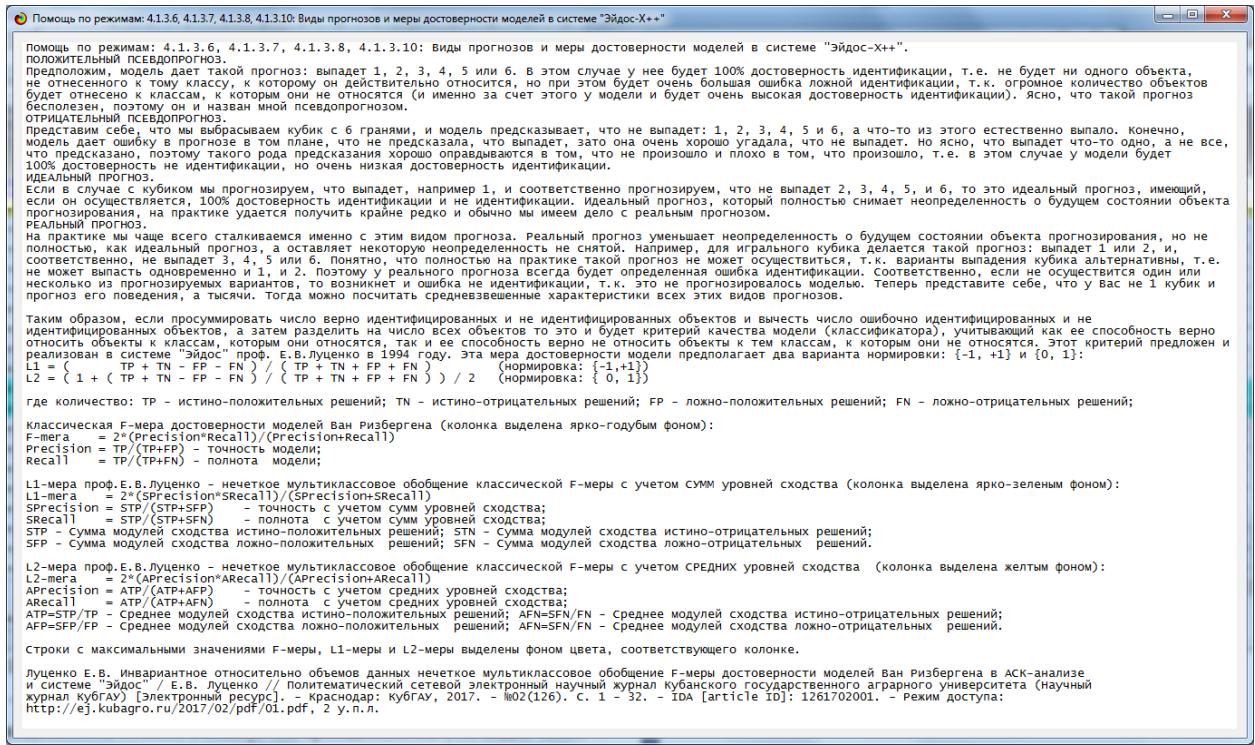


Рисунок 13. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

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 неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF3.

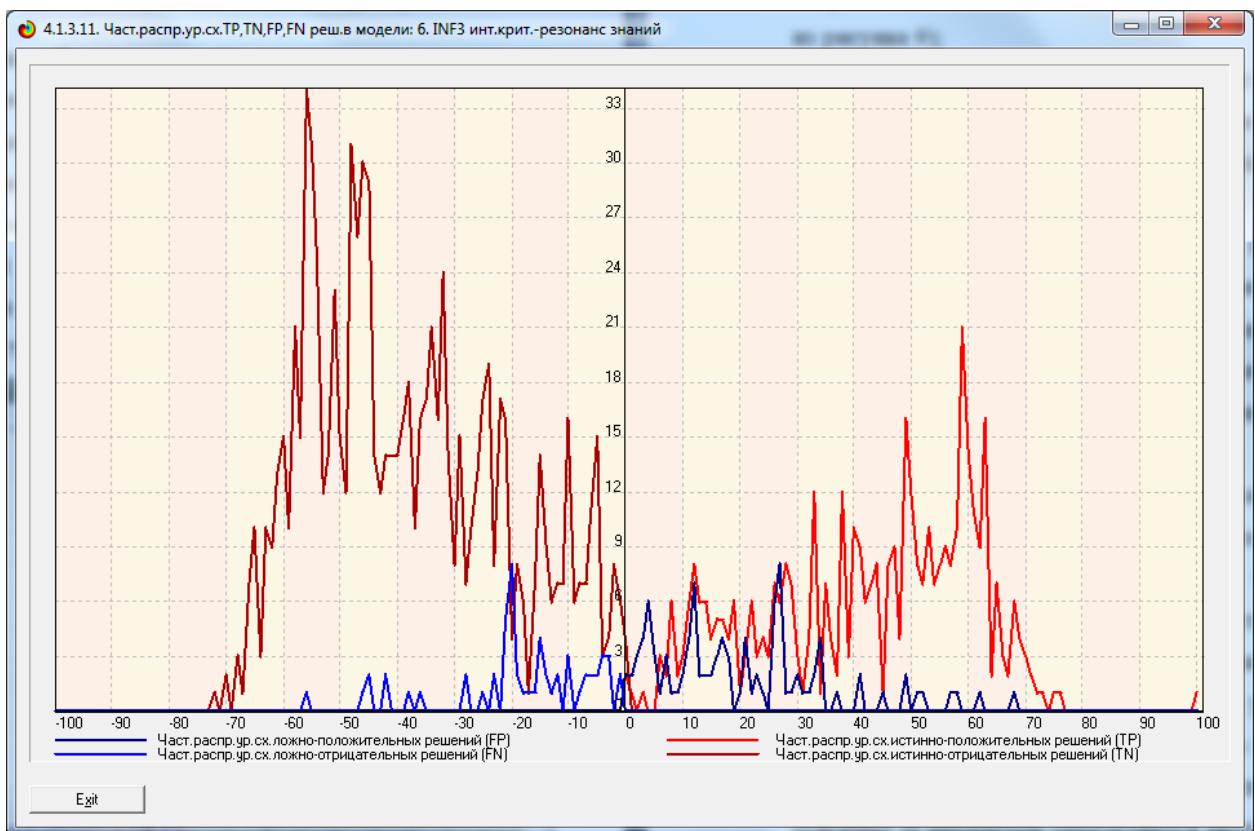


Рисунок 14. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF3

Из рисунка 11 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF3 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 9);
- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF3 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, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 15% уровня сходства. Для уровня сходства выше 75% все положительные решения являются истинными. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 70%) также различие

между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями практически отсутствует.

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.

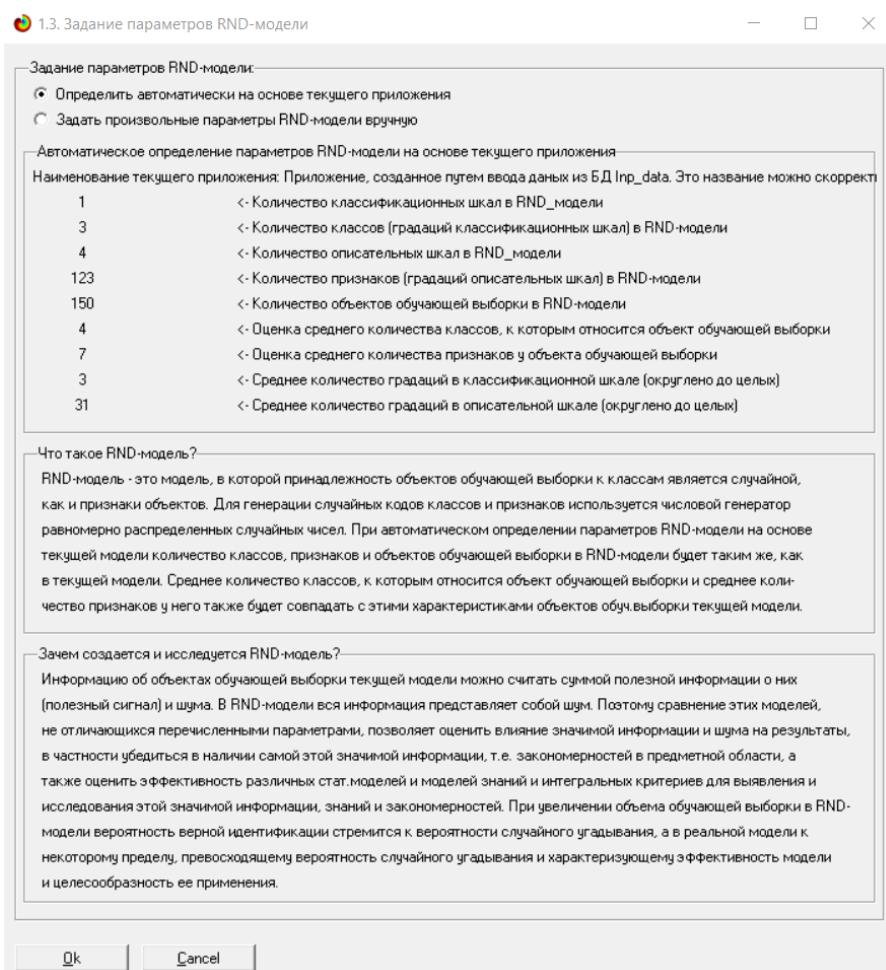


Рисунок 15. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

На рисунке 13 показано частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF3.

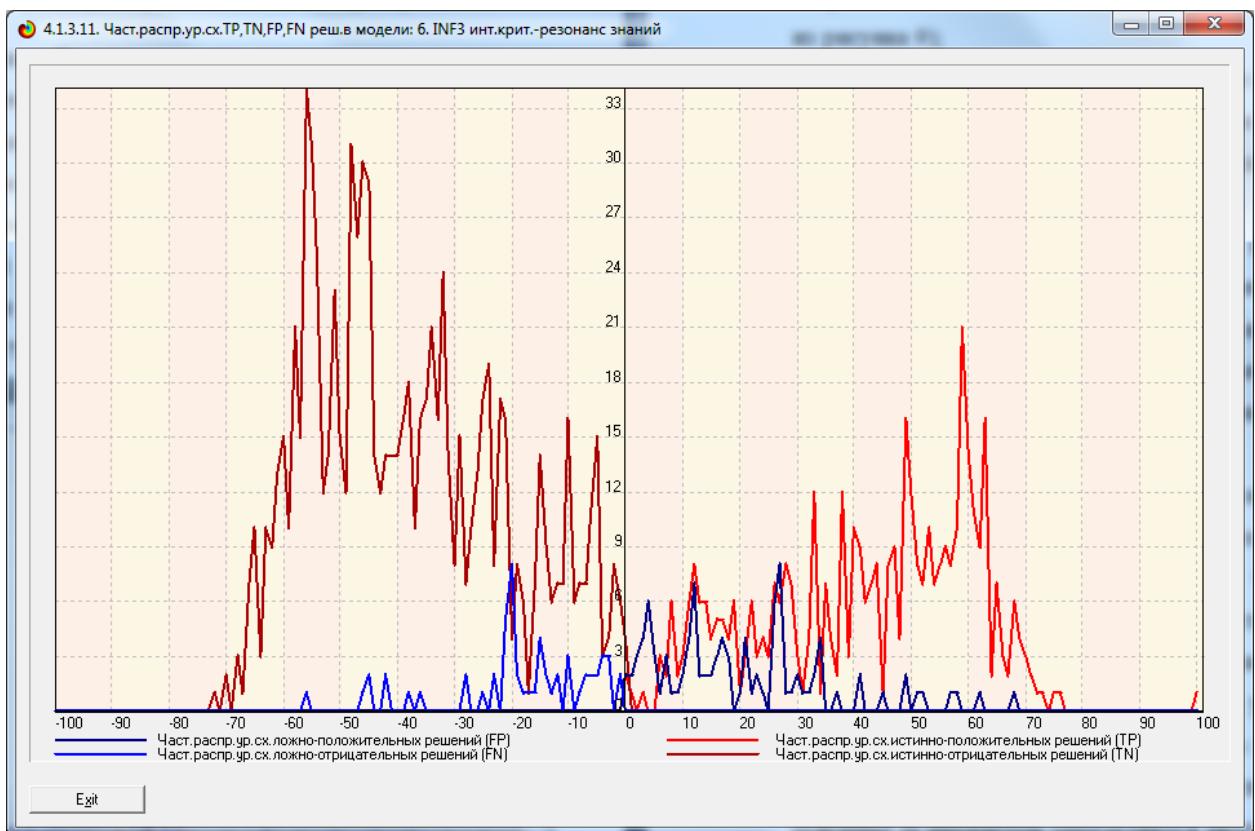


Рисунок 16. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF3

Совершенно очевидное различие частотных распределений уровней сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования и случайной модели (рисунки 11 и 13) 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 13.

На рисунке 14 приведены данные по достоверности статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки.

4.1.3.6. Обобщенная форма по достоверности при разн. крит. Текущая модель: "INF1"													
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложн... положитель... решений (FP)	Число ложн... отрицатель... решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фишера Ван Ризбергена	Сумма моду... уровней склон... истинно-поло... решений (STP)	Сумма моду... истинно-отрицательных склон... решений (SITP)	Сумма моду... уровней склон... ложноНОЛО... решений (SF)	Сумма моду... уровней склон... ложноОТРИЦАТЕЛЬНЫХ решений (SF)
1. ABS - частный критерий количества встреч частоты 1% из...	Корреляция abs. частот с обр...	487	487	44	966		0.335	1.000	0.502	327.572	2.108	279.164	
1. ABS - частный критерий количество встреч сочетаний "класс...	Сумма abs. частот по признакам...	487	487	44	966		0.335	1.000	0.502	374.327		13.193	
2. PRC1 - частный критерий усл. вероятность иго признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	487	487	44	966		0.335	1.000	0.502	327.572	2.108	279.164	
2. PRC1 - частный критерий усл. вероятность иго признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	487	487	44	966		0.335	1.000	0.502	234.511		270.270	
3. PRC2 - частный критерий условная вероятность иго признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	487	487	44	966		0.335	1.000	0.502	327.569	2.108	279.163	
3. PRC2 - частный критерий условная вероятность иго признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	487	487	44	966		0.335	1.000	0.502	218.242		261.140	
4. INF1 - частный критерий количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс зна...	487	248	562	448	239	0.356	0.509	0.419	10.623	27.521	46.073	15.99
4. INF1 - частный критерий количество знаний по А.Харкевичу в...	Сумма знаний	487	305	200	810	182	0.274	0.626	0.381	4.692	2.169	79.649	0.71
5. INF2 - частный критерий количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс зна...	487	248	554	456	239	0.352	0.509	0.416	10.533	25.770	47.614	15.85
5. INF2 - частный критерий количество знаний по А.Харкевичу в...	Сумма знаний	487	301	184	826	186	0.267	0.618	0.373	4.575	1.814	81.587	0.72
6. INF3 - частный критерий Хиггсворт, различия между фактами...	Семантический резонанс зна...	487	429	908	102	58	0.808	0.881	0.843	182.163	345.039	20.602	10.51
6. INF3 - частный критерий Хиггсворт, различия между фактами...	Сумма знаний	487	429	908	102	58	0.808	0.881	0.843	244.797	251.528	21.116	14.38
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	487	239	917	93	248	0.720	0.491	0.584	12.403	44.067	4.635	28.63
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	487	305	177	833	182	0.268	0.626	0.375	2.120	0.083	17.263	0.04
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	487	238	915	95	249	0.715	0.489	0.580	12.377	43.777	4.682	28.65
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	487	304	151	859	183	0.261	0.624	0.368	2.054	0.062	17.173	0.04
9. INF6 - частный критерий разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	487	427	309	701	60	0.379	0.877	0.529	149.549	19.625	107.561	8.79
9. INF6 - частный критерий разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	487	429	114	896	58	0.324	0.881	0.474	5.131	1.721	109.898	0.10
10. INF7 - частный критерий разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	487	426	306	704	61	0.377	0.875	0.527	142.360	17.628	112.534	9.52
10. INF7 - частный критерий разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	487	426	103	907	61	0.320	0.875	0.468	4.746	1.411	112.343	0.10

Рисунок 17. Достоверность статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки

На основе его сравнения с рисунком 9 можно сделать следующие выводы:

- достоверность лучшей модели INF3, отражающей реальный объект моделирования, примерно на 20% выше, чем аналогичной случайной модели;
- 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 ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF5 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.1.2.

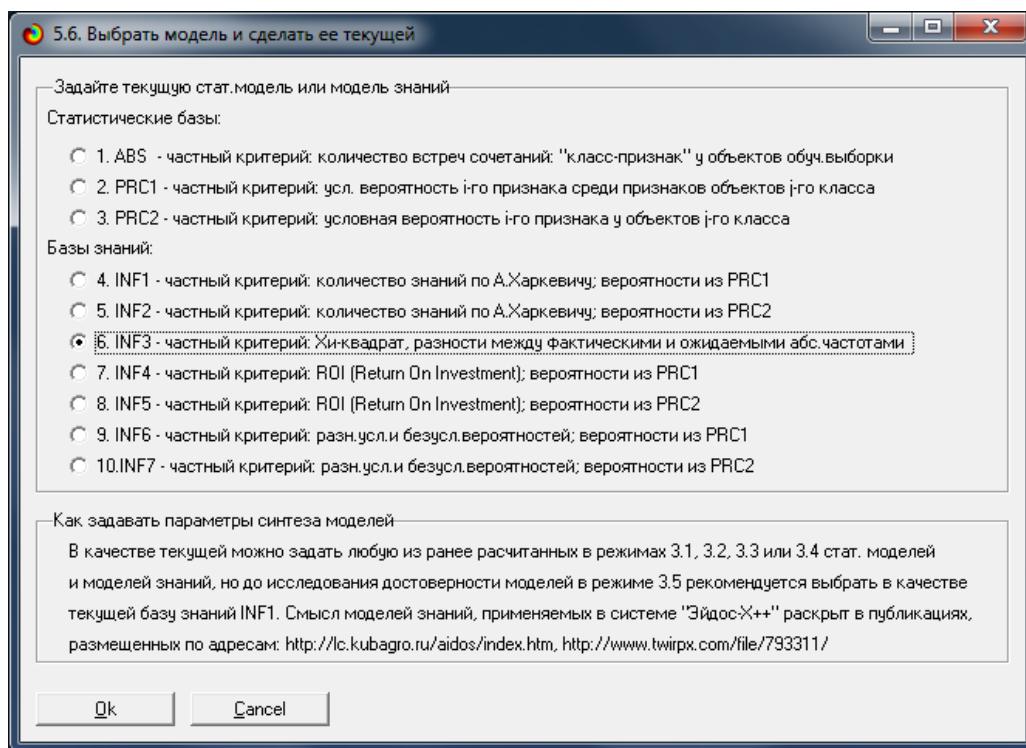
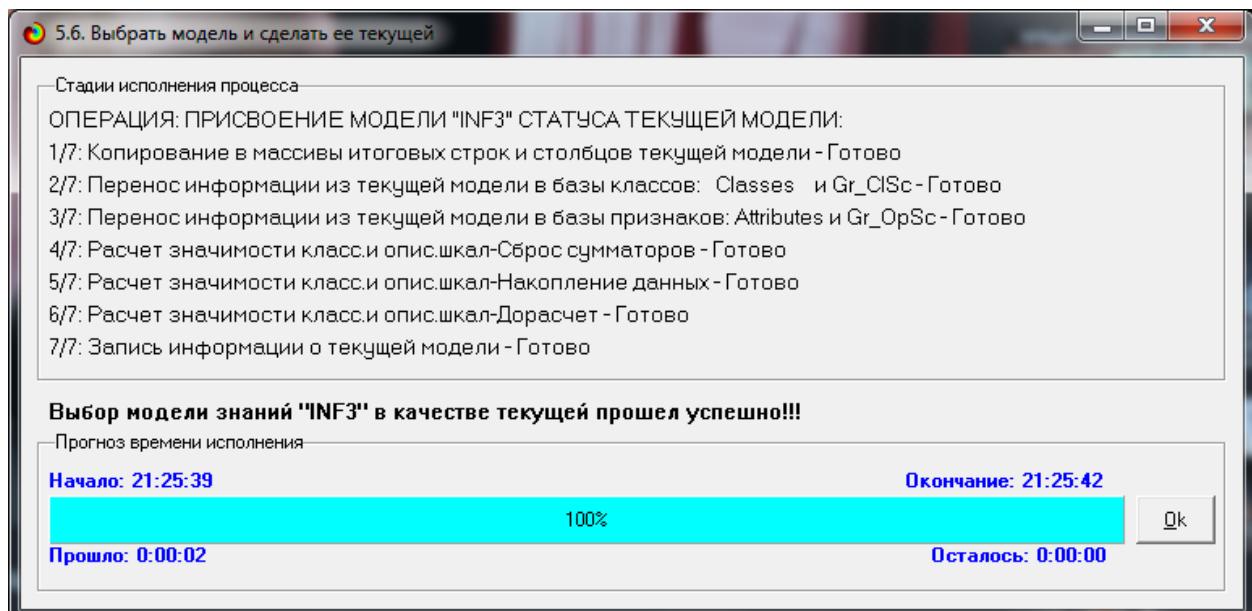


Рисунок 18. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

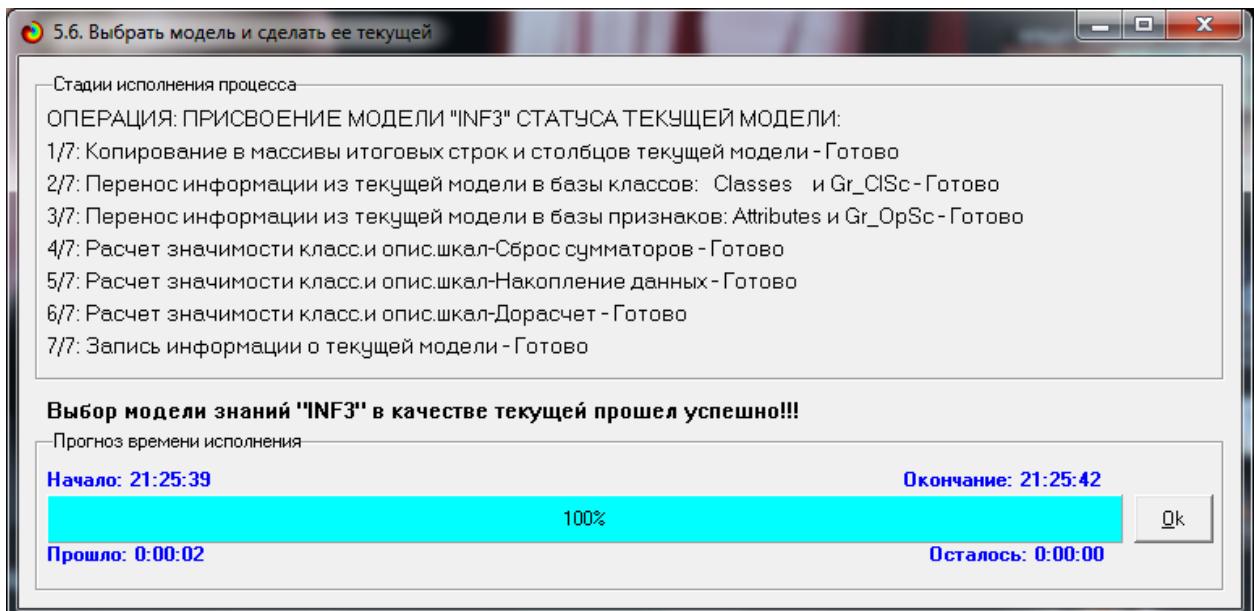


Рисунок 19. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

Режим 4.1.3 системы «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.

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 17 и 18 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов ирисов в наиболее достоверной модели INF3 на основе наблюдения предыстории их развития:

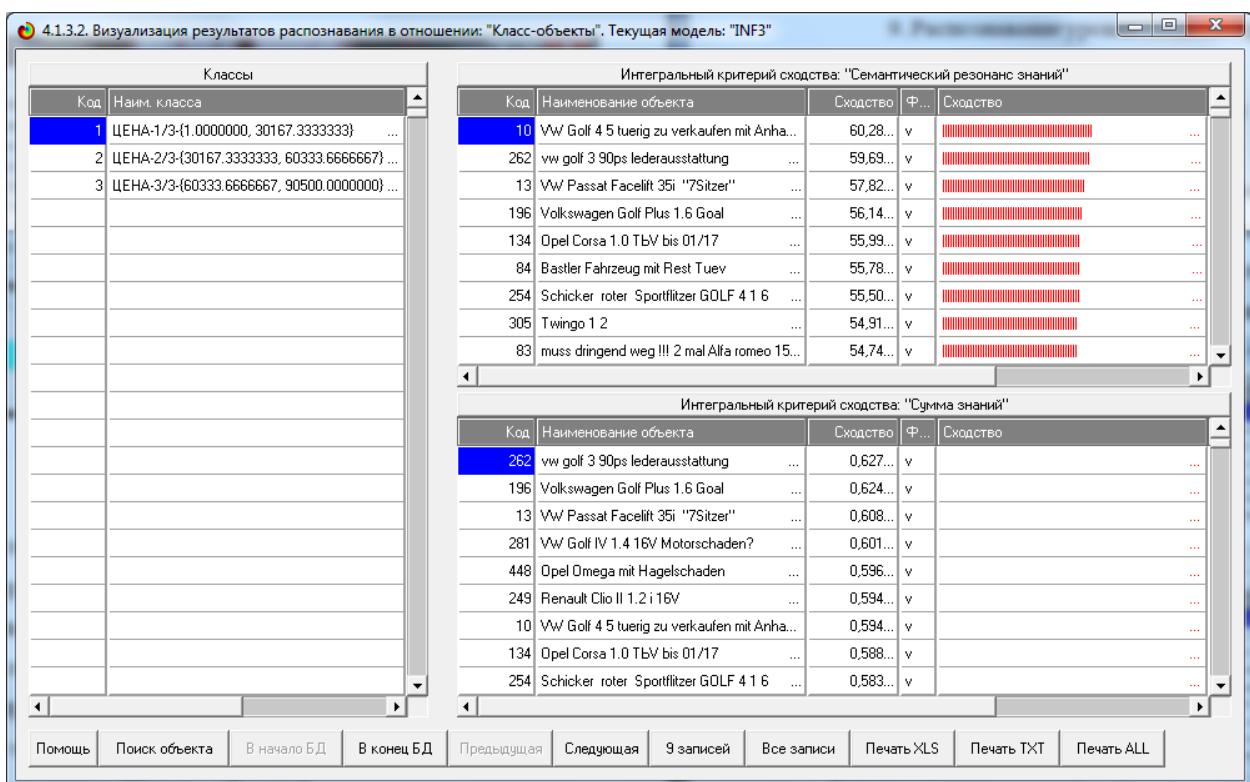


Рисунок 20. Пример идентификации классов в модели INF3

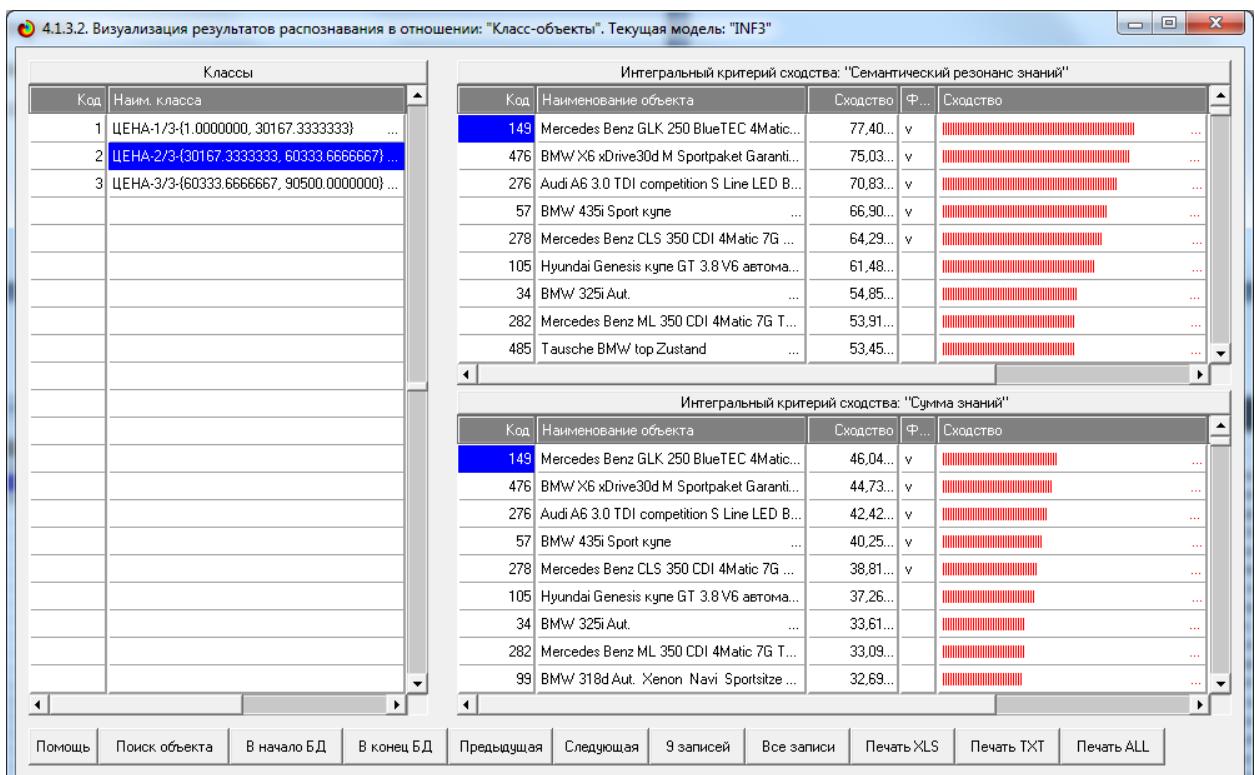


Рисунок 21. Пример идентификации классов в модели INF3

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 22)

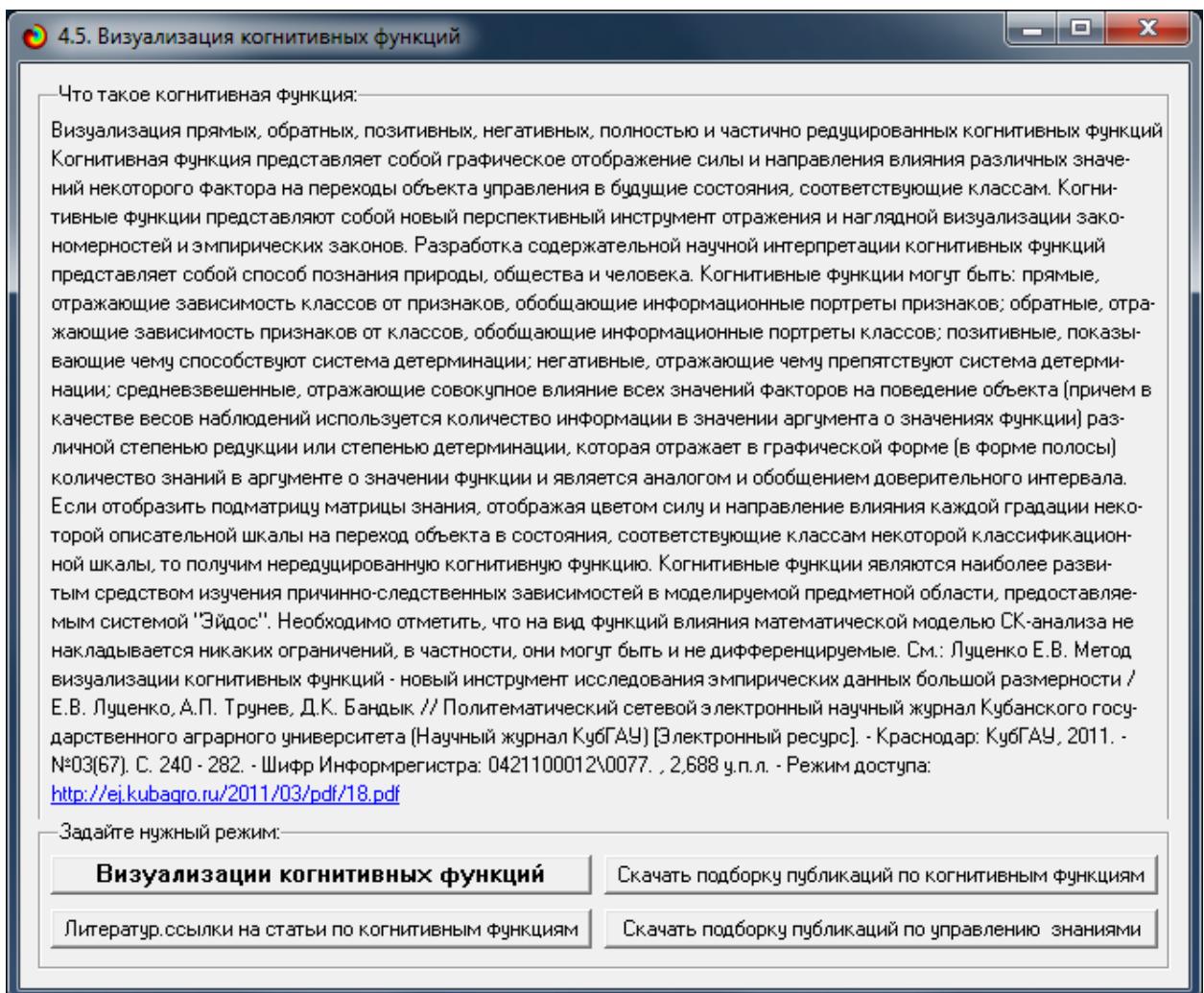


Рисунок 22. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++» «Визуализация когнитивных функций»

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 много работ автора 9 , но наиболее новой и обобщающей из них является работа. 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 INF3.

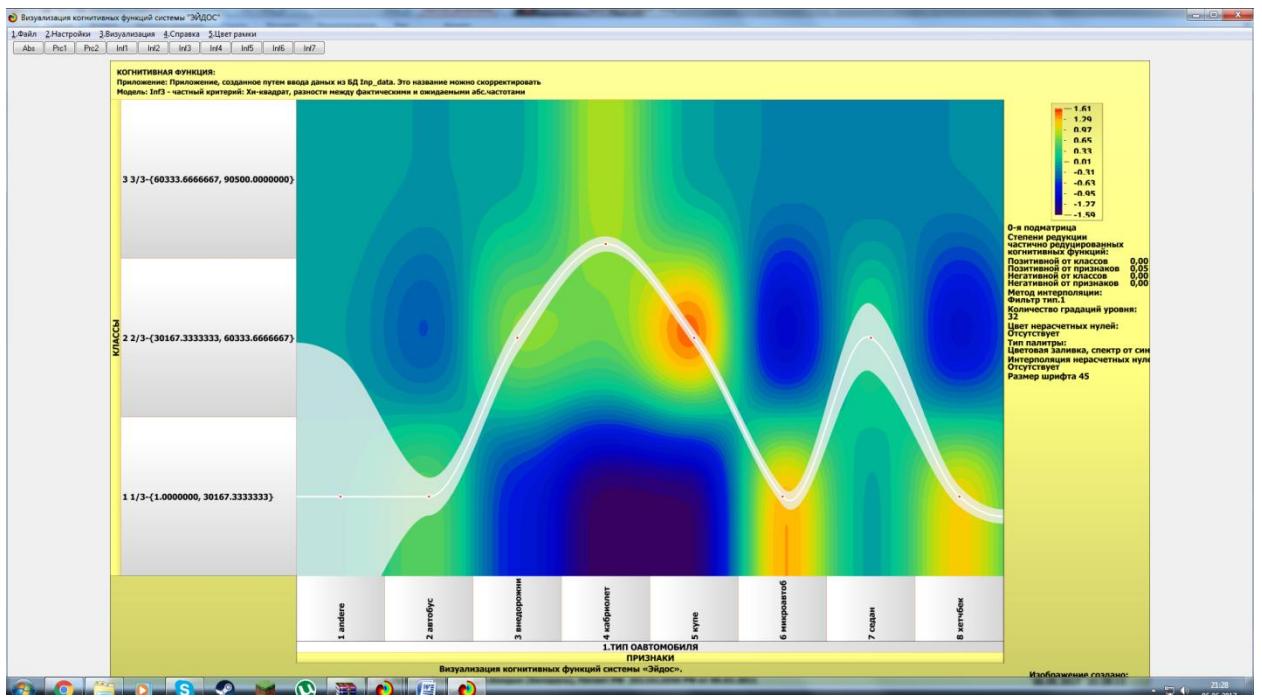


Рисунок 23. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF3

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).

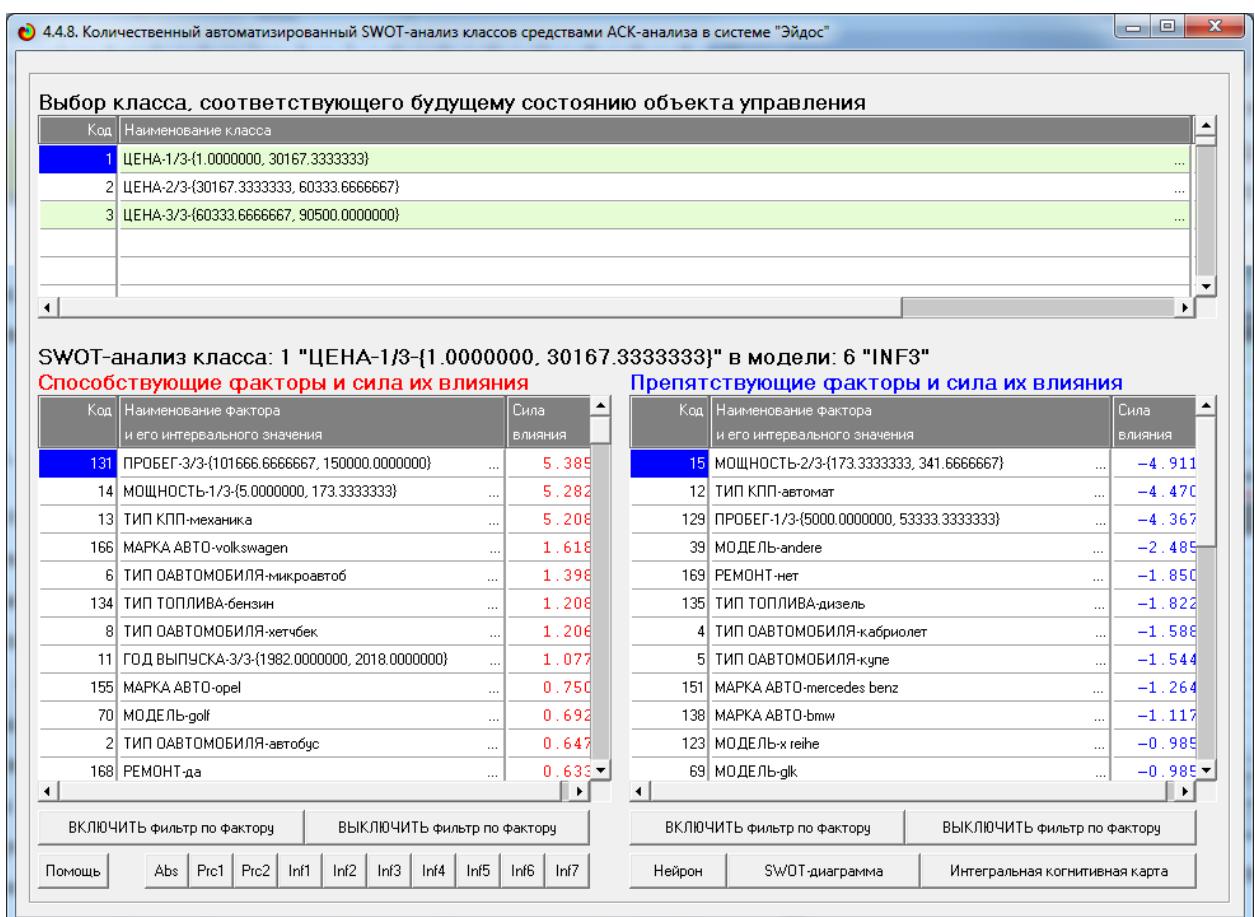


Рисунок 24. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

На рисунке 25 приведены примеры инвертированной SWOT-матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3.

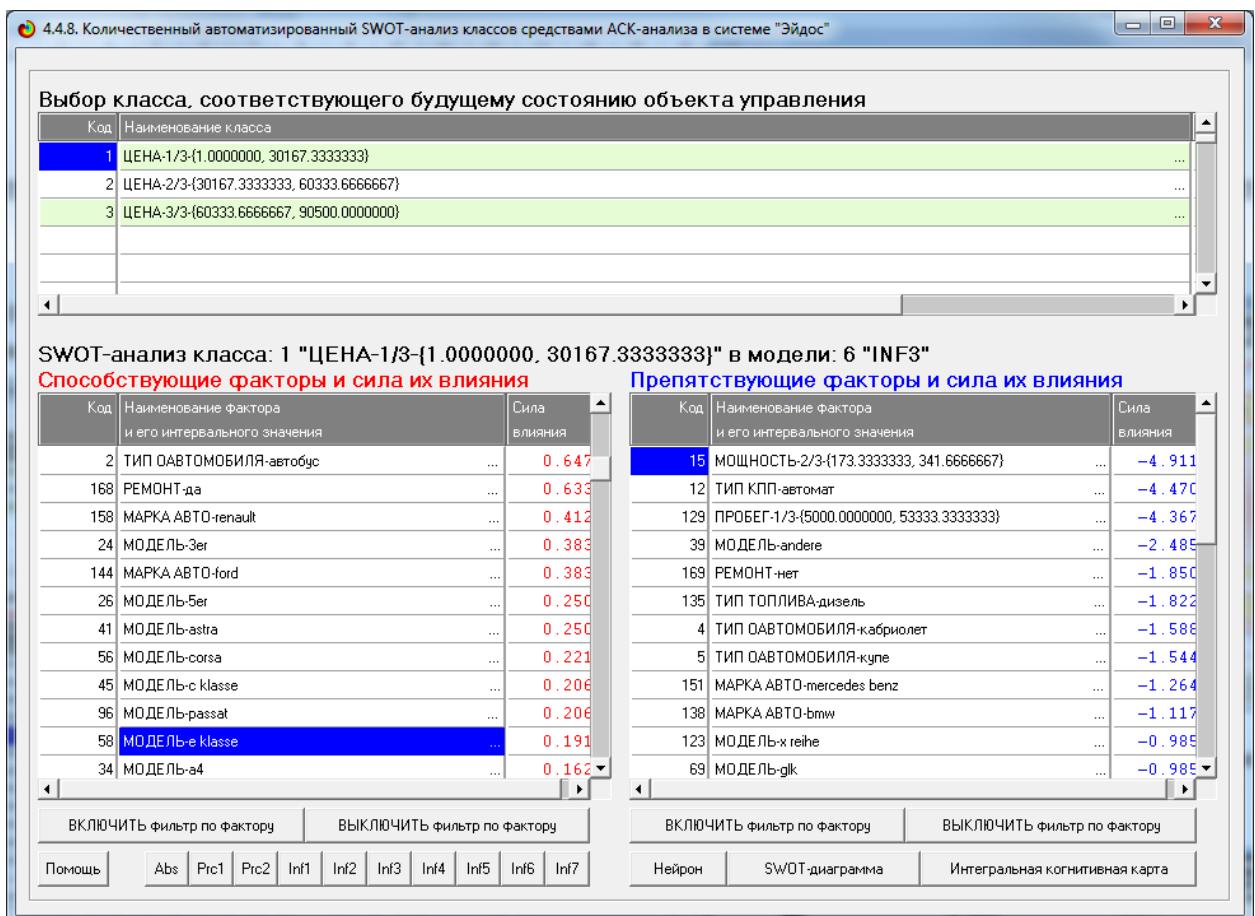


Рисунок 25. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

2.4. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЙРОНЫ.

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует не локальный нейрон совокупность, которых образует не локальную нейронную сеть [9] В качестве примеров приведены рисунок 26-27.

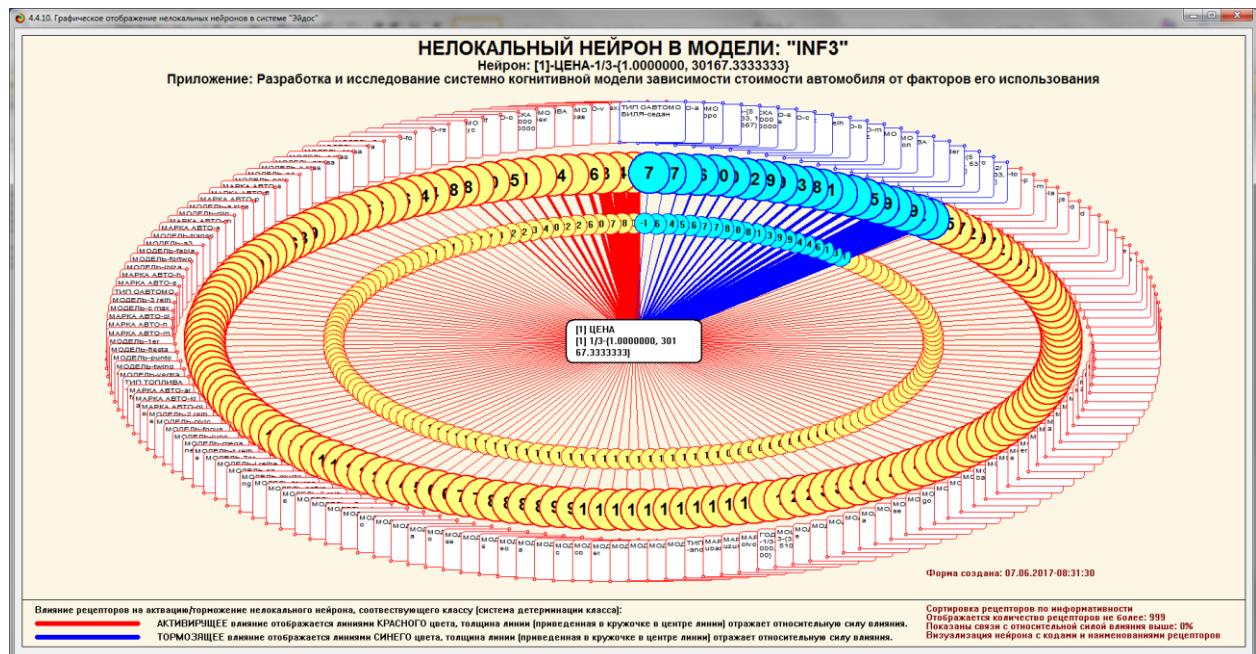


Рисунок 26. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF3

На рисунке 26 нечитабельны наименования рецепторов из-за их количества, поэтому сократим их количество на рис. 27.

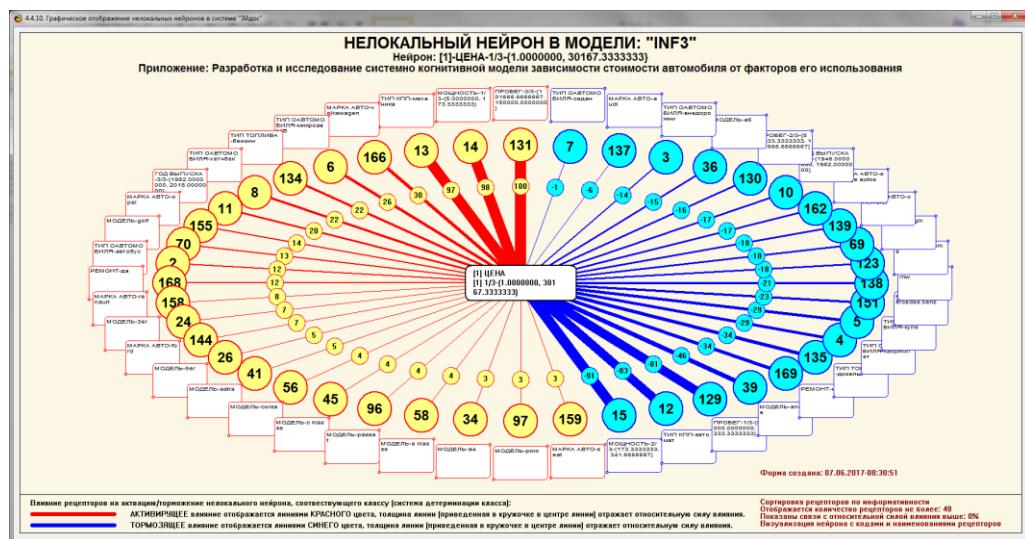


Рисунок 27.

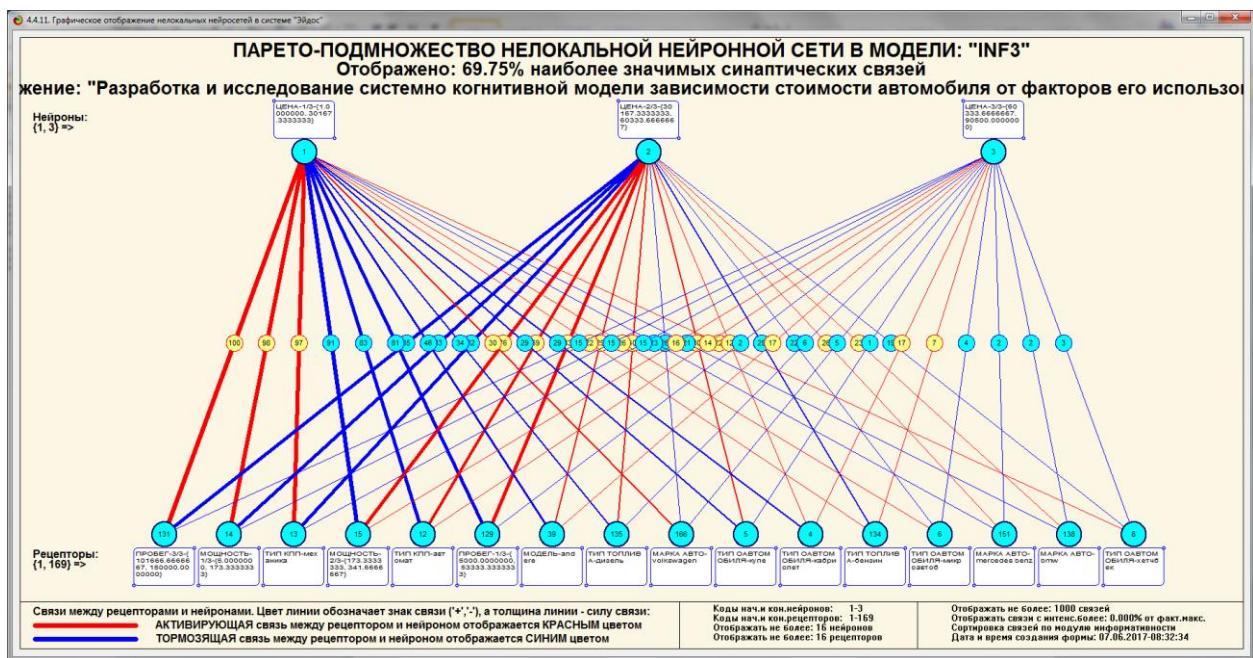


Рисунок 28. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF3

2.5 КЛАСТЕРНЫЙ И КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ

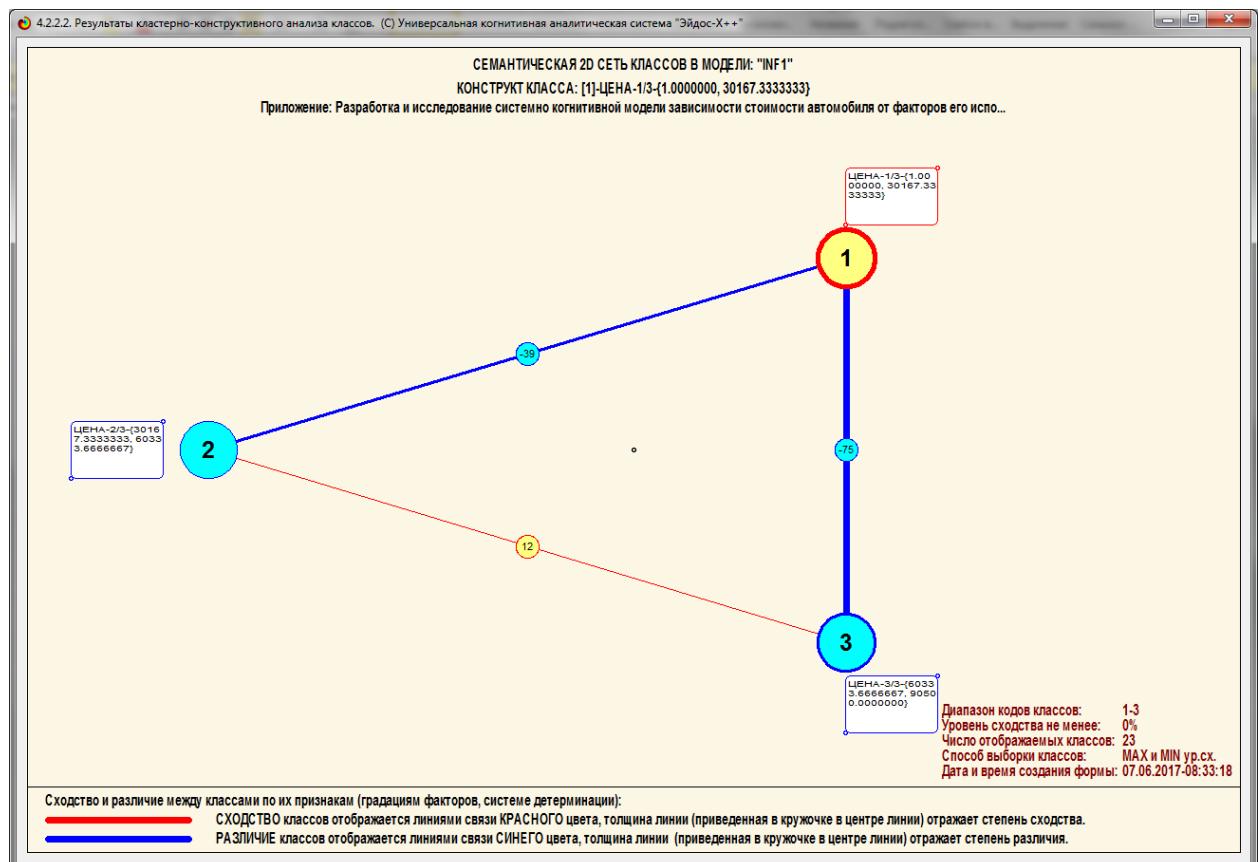


Рисунок 29. Пример кластерный и конструктивный анализ модели INF3

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 Kaggle. В данной курсовой работе приводится развернутый пример использования базы данных Kaggle для оценки качества математических моделей, применяемых в системном анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,843, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 84%. Для оценки достоверности моделей в системном анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием. 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 Kaggle, рассмотренной в данной курсовой работе, построить модели прогнозирования не с помощью системного анализа и реализующей его системы «Эйдос», а с применением других математических методов и реализующих их программных систем, то можно сопоставимо сравнить их качество.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Полitemатический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: 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. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Полitemатический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 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 // Полitemатический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 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.

5. [Электронный ресурс]. Статья "baza dannix sotrudnikov": <http://allexcel.ru/gotovye-tablitsy-excel-besplatno>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. анг.
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.
8. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.
9. Луценко Е.В., Боровко А.Ю. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОЛИЧЕСТВА И КЛАССОВ СОЛНЕЧНЫХ ВСПЫШЕК НА ОСНОВЕ ИХ ПРЕДЫСТОРИИ ПО ДАННЫМ РЕПОЗИТОРИЯ UCI С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК- АНАЛИЗА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС» // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/99.pdf>