

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
имени И. Т. ТРУБИЛИНА»
Факультет Прикладной информатики
РЕЦЕНЗИЯ
на курсовой проект (работу)

Студента (ки) Кондратьева Семена Валерьевича
курса 3 очной (заочной) формы обучения
направления подготовки Информационные системы и технологии
направленность (профиль) Интеллектуальные информационные системы и технологии.

Наименование темы «Исследование и разработка системно когнитивной модели по аналитике человеческих ресурсов на основе данных Kaggle». Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н, к.т.н., профессор
(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	5
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	5
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 _____ отл.

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:

**Исследование и разработка системно когнитивной модели по аналитике
человеческих ресурсов на основе данных Kaggle**

выполнил студент группы ИТ1401 **Кондратьев Семен Валерьевич**

Допущена 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**

Студента: ИТ1401 группы 3 курса

Факультета прикладной информатики

Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии
(шифр)

Кондратьев Семен Валерьевич (Ф.И.О.)

Тема проекта: **Исследование и разработка системно когнитивной модели по
аналитике человеческих ресурсов на основе данных Kaggle**

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.....	8
1.СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	8
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.....	21
2.1. Решение задачи	21
2.2. Когнитивные функции	24
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 «menu» 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

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

Общее описание задачи:

1. Satisfaction_level
2. Salary
3. last_evaluation
4. number_project
5. average_montly_hours
6. time_spend_company
7. sales

Столбцы 1-7 описательные шкалы.

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

Обучающая выборка:

Таблица 1 – inp_data.xls

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X
1	satisfaction_level	salary	last_evaluation	number_project	average_monthly_hours	time_spend_company	sales																	
2	0.38	low	0.53	2	157		3 sales																	
3	0.8	medium	0.86	5	262		6 sales																	
4	0.11	medium	0.88	7	272		4 sales																	
5	0.72	low	0.87	5	223		5 sales																	
6	0.37	low	0.52	2	159		3 sales																	
7	0.41	low	0.5	2	153		3 sales																	
8	0.1	low	0.77	6	247		4 sales																	
9	0.92	low	0.85	5	259		5 sales																	
10	0.89	low	0.85	5	224		5 sales																	
11	0.42	low	0.53	2	142		3 sales																	
12	0.45	low	0.54	2	135		3 sales																	
13	0.11	low	0.81	6	303		4 sales																	
14	0.84	low	0.92	4	234		5 sales																	
15	0.41	low	0.55	2	148		3 sales																	
16	0.36	low	0.56	2	137		3 sales																	
17	0.38	low	0.54	2	143		3 sales																	
18	0.45	low	0.47	2	160		3 sales																	
19	0.78	low	0.99	4	255		6 sales																	
20	0.45	low	0.51	2	160		3 sales																	
21	0.76	low	0.89	5	262		5 sales																	
22	0.11	low	0.83	6	282		4 sales																	
23	0.38	low	0.55	2	147		3 sales																	
24	0.09	low	0.5	6	304		4 sales																	
25	0.46	low	0.57	2	139		3 sales																	
26	0.4	low	0.53	2	158		3 sales																	
27	0.89	low	0.92	5	242		5 sales																	
28	0.82	low	0.87	4	239		5 sales																	
29	0.4	low	0.49	2	135		3 sales																	
30	0.41	low	0.46	2	128		3 accounting																	
31	0.38	low	0.5	2	132		3 accounting																	
32	0.09	low	0.62	6	294		4 accounting																	
33	0.45	low	0.57	2	134		3 hr																	
34	0.4	low	0.51	2	145		3 hr																	
35	0.45	low	0.55	2	140		3 hr																	
36	0.84	low	0.87	4	246		6 hr																	
37	0.1	low	0.94	6	255		4 technical																	

Всего в базе 7 столбца, 1 классификационная и 8 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.

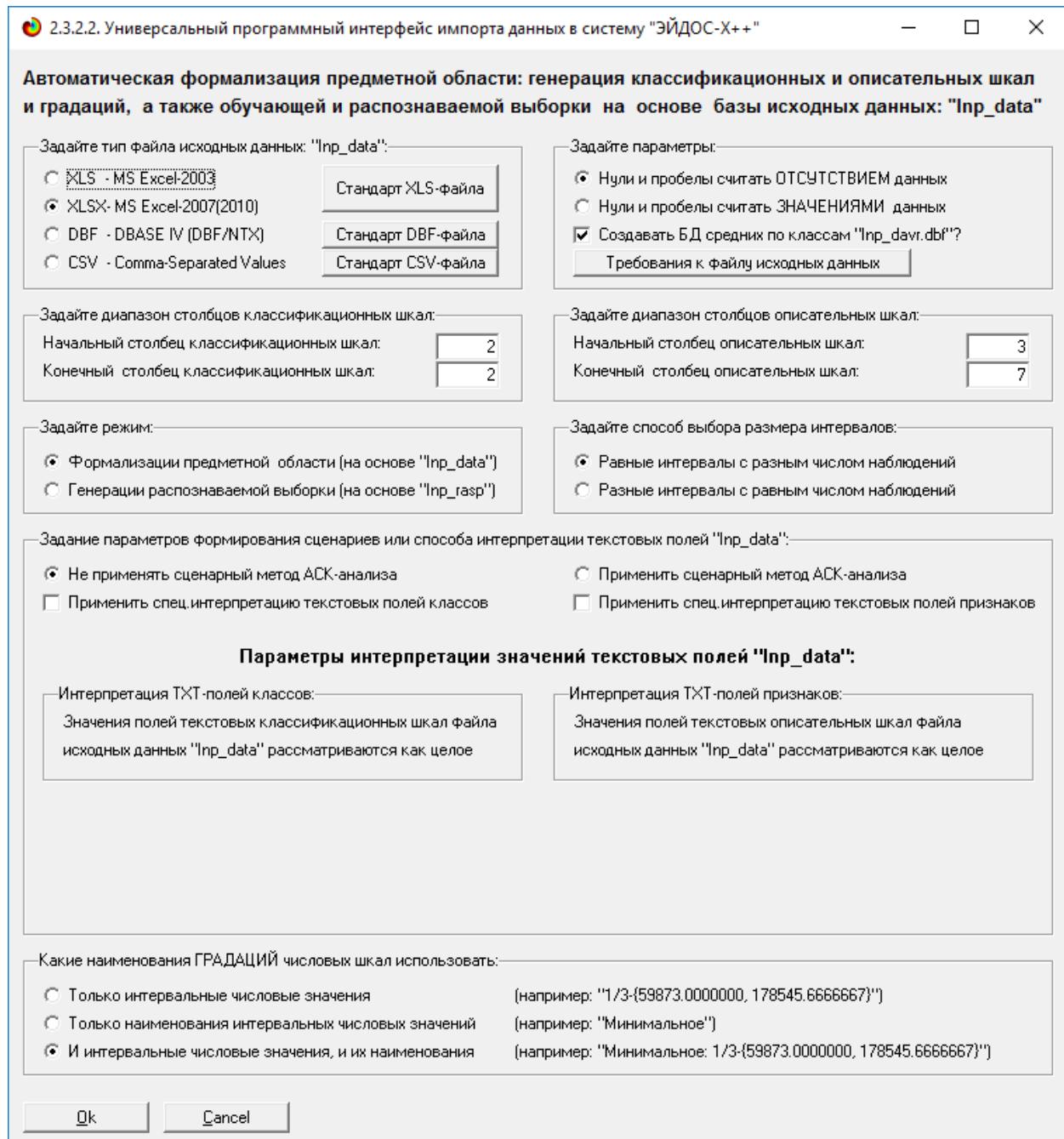


Рисунок 4. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

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".

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	21	63	3,00
Текстовые	1	7	7,00	1	107	107,00
ВСЕГО:	1	7	7,00	22	170	7,73

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".

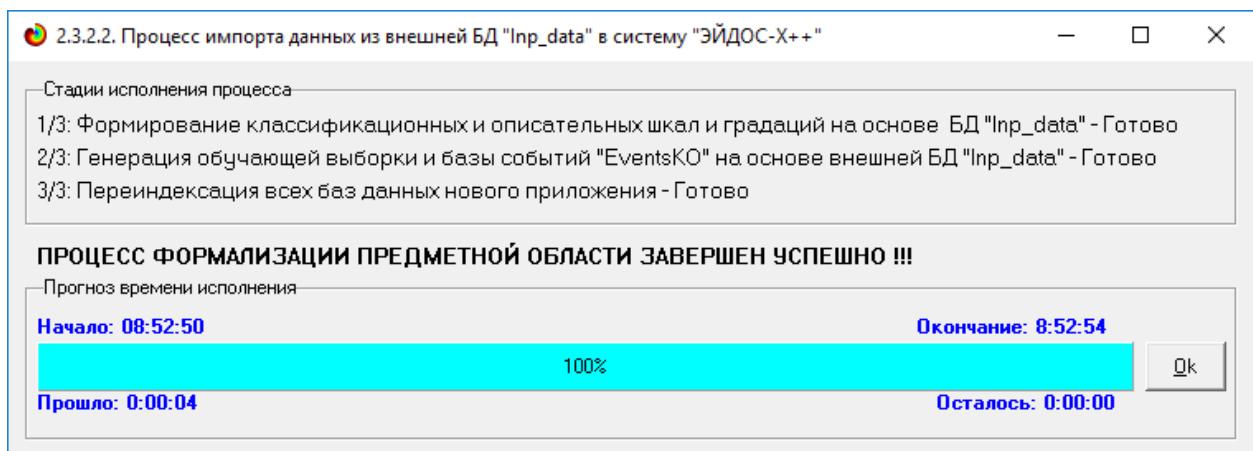


Рисунок 6. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

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).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	SALARY ...
1	high
2	low
3	medium

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).

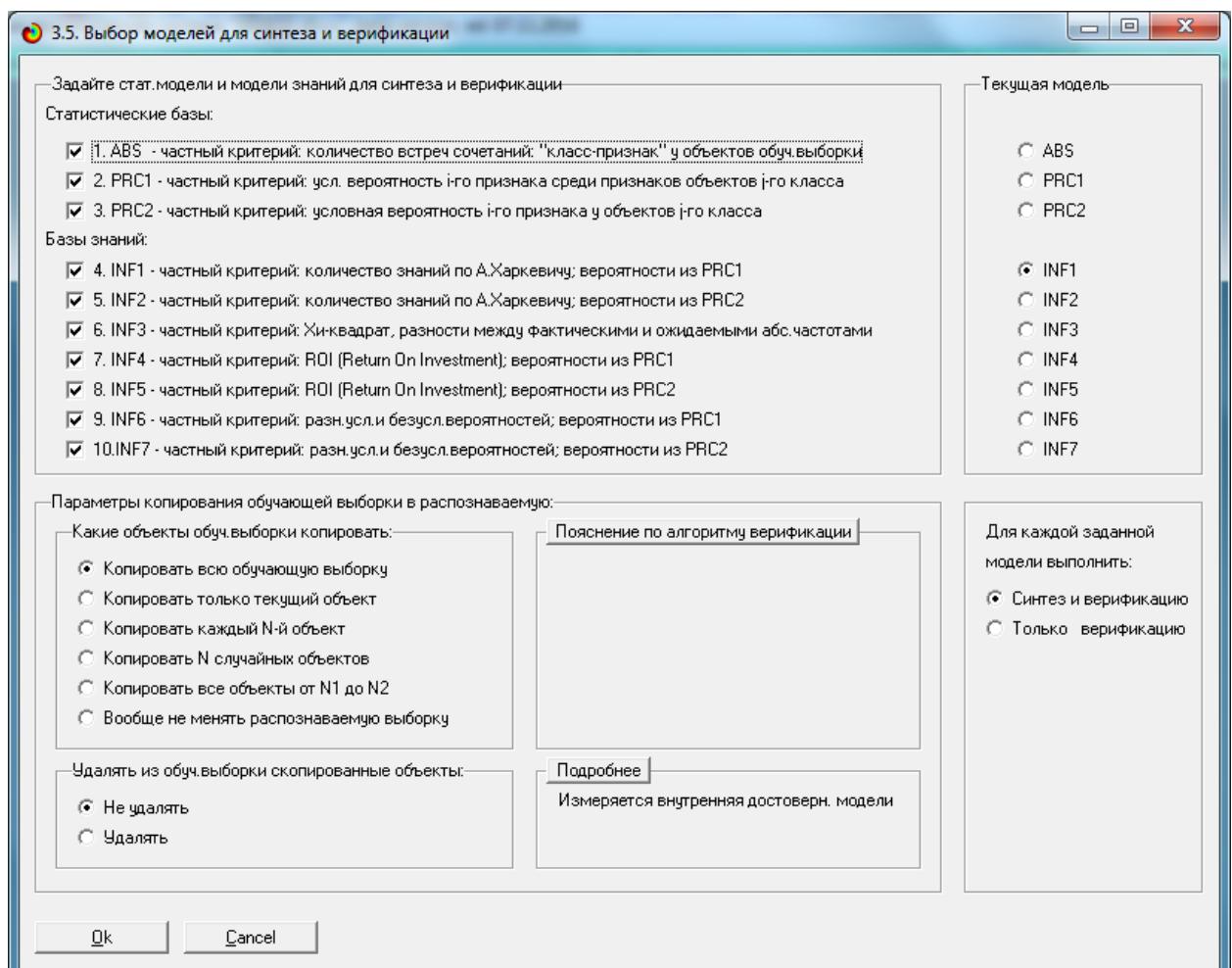


Рисунок 10. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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.

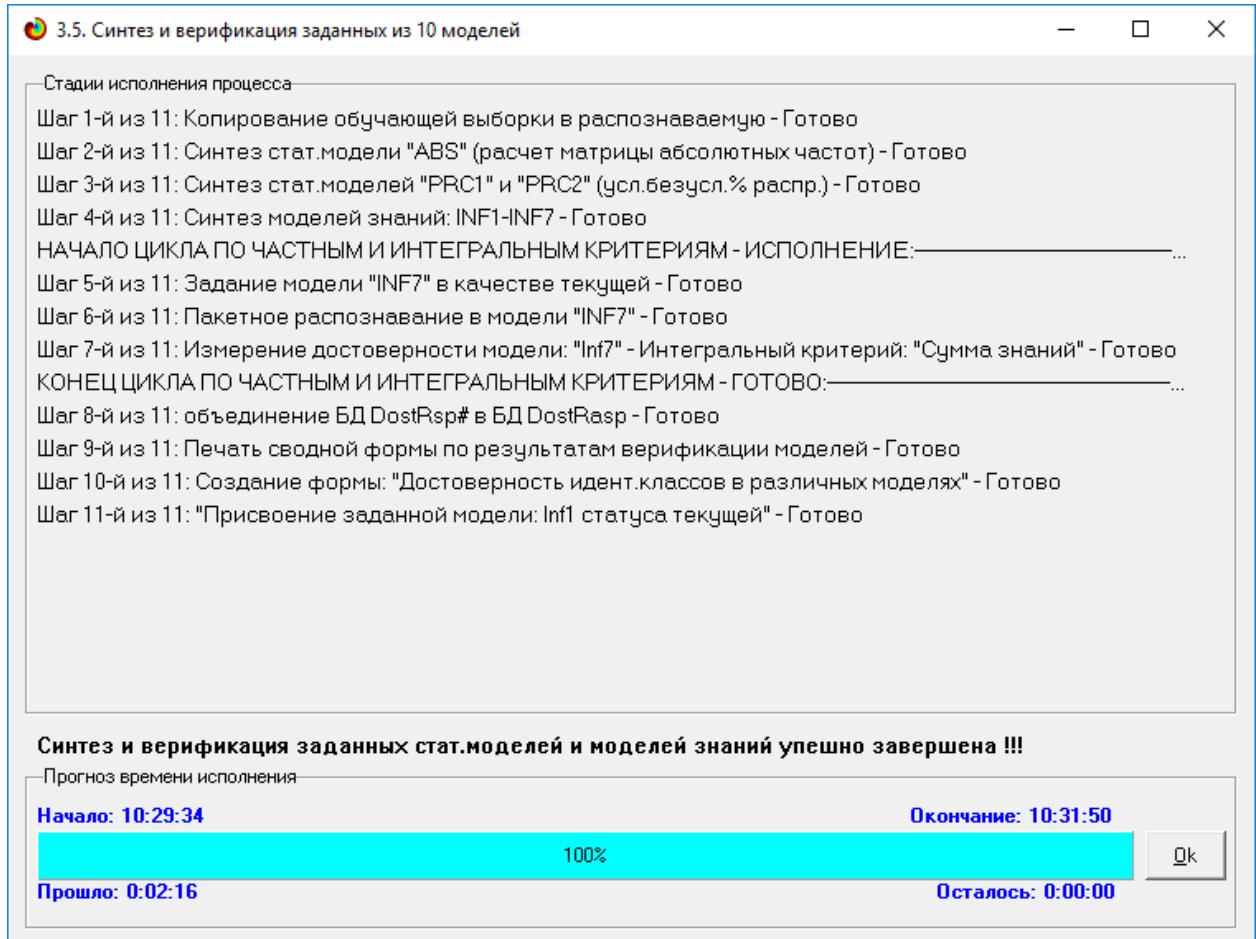


Рисунок 11. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 141 секунд1. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 260 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 обуч.выборки"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SALARY HIGH	2. SALARY LOW	3. SALARY MEDIUM	Сумма	Среднее	Средн квадр. откл
1	LAST_EVALUATION-1						
2	LAST_EVALUATION-0.45		7	3	10	3.333	3.512
3	LAST_EVALUATION-0.46		2	19	7	9.333	8.737
4	LAST_EVALUATION-0.47			8	5	13	4.333
5	LAST_EVALUATION-0.48	1	11	10	22	7.333	5.508
6	LAST_EVALUATION-0.49	1	9	3	13	4.333	4.163
7	LAST_EVALUATION-0.5		16	7	23	7.667	8.021
8	LAST_EVALUATION-0.51	1	9	7	17	5.667	4.163
9	LAST_EVALUATION-0.52		11	6	17	5.667	5.508
10	LAST_EVALUATION-0.53	2	12	3	17	5.667	5.508
11	LAST_EVALUATION-0.54		16	6	22	7.333	8.083
12	LAST_EVALUATION-0.55		10	5	15	5.000	5.000
13	LAST_EVALUATION-0.56		12	6	18	6.000	6.000
14	LAST_EVALUATION-0.57		13	2	15	5.000	7.000
15	LAST_EVALUATION-0.59		2		2	0.667	1.155
16	LAST_EVALUATION-0.6			1	1	0.333	0.577
17	LAST_EVALUATION-0.62		3		3	1.000	1.732
18	LAST_EVALUATION-0.65		1		1	0.333	0.577
19	LAST_EVALUATION-0.68			1	1	0.333	0.577
20	LAST_EVALUATION-0.7		1	1	2	0.667	0.577
21	LAST_EVALUATION-0.71			1	1	0.333	0.577
22	LAST_EVALUATION-0.74		2		2	0.667	1.155
23	LAST_EVALUATION-0.77		3	2	5	1.667	1.528
24	LAST_EVALUATION-0.78		4	1	5	1.667	2.082

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SALARY HIGH	2. SALARY LOW	3. SALARY MEDIUM	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	LAST_EVALUATION-1						
2	LAST_EVALUATION-0.45		0.009	-0.008	0.001	0.000	0.009
3	LAST_EVALUATION-0.46	0.277	0.003	-0.045	0.235	0.078	0.174
4	LAST_EVALUATION-0.47		-0.017	0.042	0.025	0.008	0.031
5	LAST_EVALUATION-0.48	0.185	-0.059	0.076	0.202	0.067	0.123
6	LAST_EVALUATION-0.49	0.292	0.007	-0.061	0.238	0.079	0.188
7	LAST_EVALUATION-0.5		0.008	-0.005	0.003	0.001	0.007
8	LAST_EVALUATION-0.51	0.238	-0.048	0.056	0.246	0.082	0.144
9	LAST_EVALUATION-0.52		-0.007	0.025	0.018	0.006	0.017
10	LAST_EVALUATION-0.53	0.378	0.011	-0.116	0.273	0.091	0.257
11	LAST_EVALUATION-0.54		0.017	-0.027	-0.011	-0.004	0.022
12	LAST_EVALUATION-0.55		-0.001	0.013	0.012	0.004	0.008
13	LAST_EVALUATION-0.56		-0.001	0.013	0.012	0.004	0.008
14	LAST_EVALUATION-0.57		0.052	-0.173	-0.120	-0.040	0.118
15	LAST_EVALUATION-0.59		0.081		0.081	0.027	0.047
16	LAST_EVALUATION-0.6			0.236	0.236	0.079	0.136
17	LAST_EVALUATION-0.62		0.081		0.081	0.027	0.047
18	LAST_EVALUATION-0.65		0.081		0.081	0.027	0.047
19	LAST_EVALUATION-0.68			0.236	0.236	0.079	0.136
20	LAST_EVALUATION-0.7		-0.059	0.096	0.036	0.012	0.078
21	LAST_EVALUATION-0.71			0.236	0.236	0.079	0.136
22	LAST_EVALUATION-0.74		0.081		0.081	0.027	0.047
23	LAST_EVALUATION-0.77		-0.022	0.050	0.028	0.009	0.037
24	LAST_EVALUATION-0.78		0.036	-0.090	-0.054	-0.018	0.065

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SALARY HIGH	2. SALARY LOW	3. SALARY MEDIUM	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	LAST_EVALUATION-1						
2	LAST_EVALUATION-0.45	-0.182	0.305	-0.123			0.266
3	LAST_EVALUATION-0.46	1.490	0.254	-1.744			1.632
4	LAST_EVALUATION-0.47	-0.237	-0.704	0.940			0.847
5	LAST_EVALUATION-0.48	0.599	-3.729	3.130			3.469
6	LAST_EVALUATION-0.49	0.763	0.296	-1.060			0.947
7	LAST_EVALUATION-0.5	-0.419	0.601	-0.182			0.534
8	LAST_EVALUATION-0.51	0.690	-2.382	1.691			2.122
9	LAST_EVALUATION-0.52	-0.310	-0.382	0.691			0.600
10	LAST_EVALUATION-0.53	1.690	0.618	-2.309			2.070
11	LAST_EVALUATION-0.54	-0.401	1.271	-0.870			1.125
12	LAST_EVALUATION-0.55	-0.273	-0.043	0.316			0.297
13	LAST_EVALUATION-0.56	-0.328	-0.051	0.379			0.356
14	LAST_EVALUATION-0.57	-0.273	2.957	-2.684			2.031
15	LAST_EVALUATION-0.59	-0.036	0.661	-0.625			0.644
16	LAST_EVALUATION-0.6	-0.018	-0.670	0.688			0.679
17	LAST_EVALUATION-0.62	-0.055	0.991	-0.937			0.965
18	LAST_EVALUATION-0.65	-0.018	0.330	-0.312			0.322
19	LAST_EVALUATION-0.68	-0.018	-0.670	0.688			0.679
20	LAST_EVALUATION-0.7	-0.036	-0.339	0.375			0.359
21	LAST_EVALUATION-0.71	-0.018	-0.670	0.688			0.679
22	LAST_EVALUATION-0.74	-0.036	0.661	-0.625			0.644
23	LAST_EVALUATION-0.77	-0.091	-0.348	0.439			0.401
24	LAST_EVALUATION-0.78	-0.091	0.652	-0.561			0.612

1.5. Результаты верификации моделей

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Средний модуль уровней сходс... ложно-отрицательных решений	Средний модуль уровней сходс... ложно-отрицательных решений	А-Точность модели =Precision +ATP/APT...	А-Полнота модели ARecall =ATR/APT...	LЭнера проф. Е.В.Луценко	Процент правильной идентификации...	Процент правильной идентификации...	Процент ошибочной идентификации...	Процент ошибочной идентификации...	Дата получения результатов	Время получения результата
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас... 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790			50.105	29.05.2017 16:07:20
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред... 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790			50.105	29.05.2017 16:07:30
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака... 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790			50.105	29.05.2017 16:07:41
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в... 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	0.206	0.330	0.455	0.536	0.492	71.343	75.189	28.657	73.266	29.05.2017 16:07:52		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в... 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	0.229	0.317	0.430	0.531	0.475	71.343	74.988	25.012	28.657	73.166	29.05.2017 16:08:03	
6. INF3 - частный критерий: Хинкальд, различия между фактами... 6. INF3 - частный критерий: Хинкальд, различия между фактами...	0.368	0.317	0.418	0.660	0.511	66.934	61.186	38.814	33.066	64.060	29.05.2017 16:08:13	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно... 7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	0.294	0.325	0.445	0.534	0.486	51.303	88.033	11.967	48.697	69.668	29.05.2017 16:08:24	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно... 8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	0.304	0.307	0.432	0.536	0.478	50.501	88.340	11.660	49.499	69.421	29.05.2017 16:08:35	
9. INF6 - частный критерий: различия безузл.вероятностей; вер... 9. INF6 - частный критерий: различия безузл.вероятностей; вер...	0.361	0.253	0.397	0.656	0.495	65.130	63.163	36.837	34.870	64.146	29.05.2017 16:08:46	
10. INF7 - частный критерий: различия безузл.вероятностей; вер... 10. INF7 - частный критерий: различия безузл.вероятностей; вер...	0.335	0.101	0.147	0.652	0.240	66.934	60.173	39.827	33.066	63.553	29.05.2017 16:08:46	
10. INF7 - частный критерий: различия безузл.вероятностей; вер... 10. INF7 - частный критерий: различия безузл.вероятностей; вер...	0.374	0.209	0.336	0.571	0.423	64.529	73.816	26.184	35.471	69.172	29.05.2017 16:08:57	
	0.343	0.066	0.129	0.670	0.216	65.531	73.661	26.339	34.469	69.596	29.05.2017 16:08:57	

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, 674. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 69%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием (рисунок 13).

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

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

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.

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

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.

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

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

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

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе Эйдос проф. Е.В.Луценко в 1999 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:

$$L1 = \frac{TP + FN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$L2 = \frac{(1 + (-TP + TN - FP - FN)) / (TP + TN + FP + FN)}{2}$$

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

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP+FP)}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP+FN)}$$

$$F\text{-мера} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

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

$$\text{Precision} = \frac{STP}{(STP+SFP)}$$

$$\text{Recall} = \frac{STP}{(STP+SFN)}$$

$$L\text{-мера} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

где:

STP – Сума модулей сходства истинно-положительных решений; STN – Сума модулей сходства истинно-отрицательных решений;

SFP – Сума модулей сходства ложно-положительных решений; SFN – Сума модулей сходства ложно-отрицательных решений.

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.

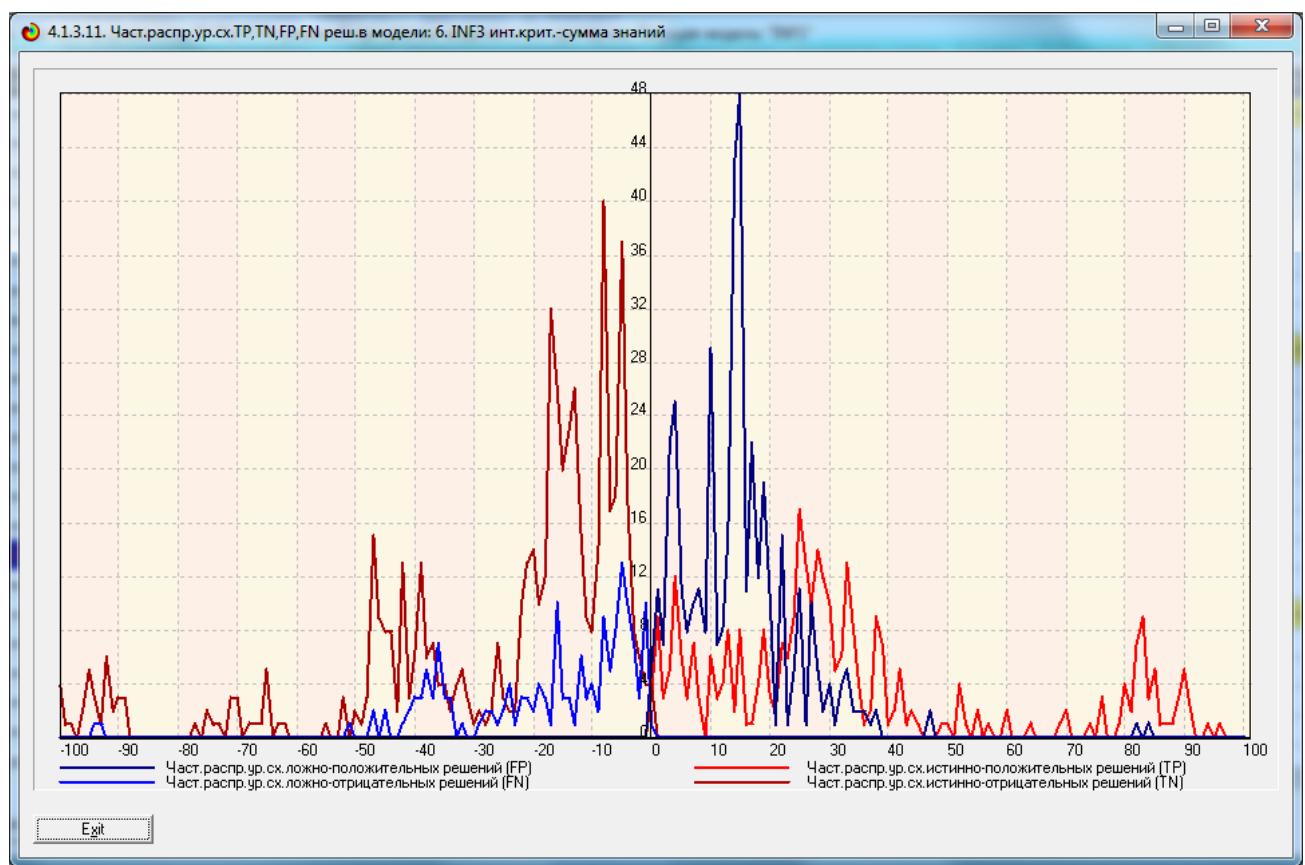


Рисунок 14. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF3

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 60% все положительные решения являются истинными. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 60%) 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.

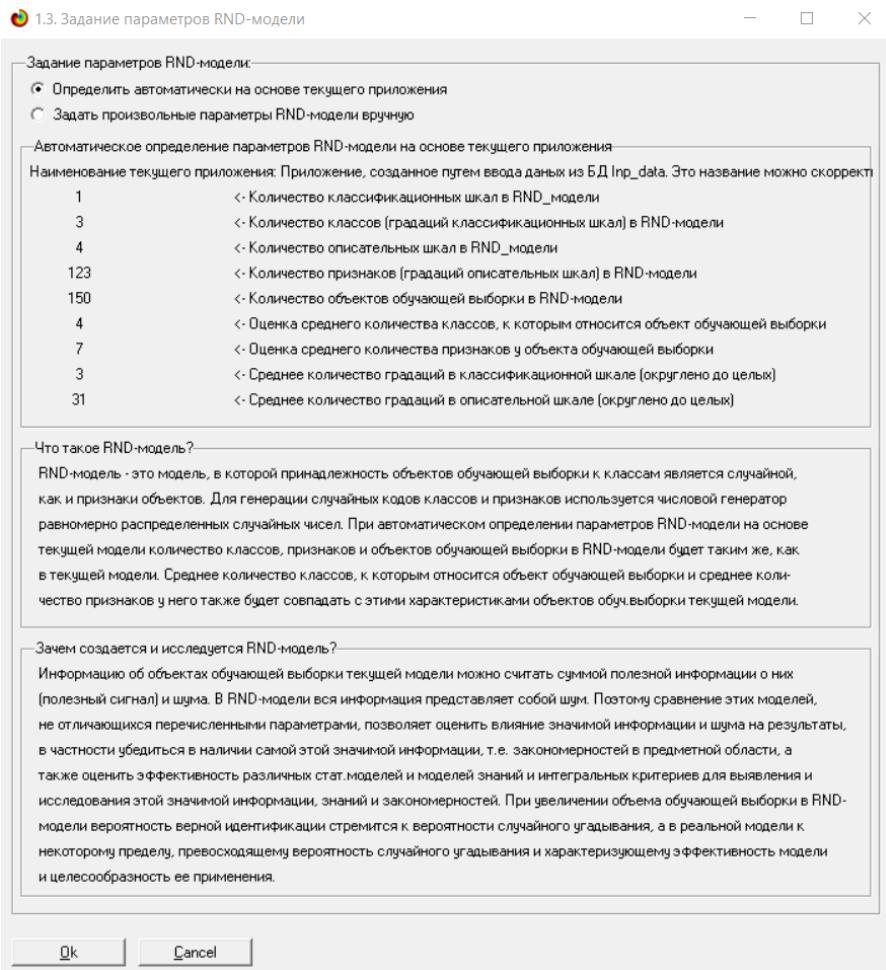


Рисунок 15. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

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

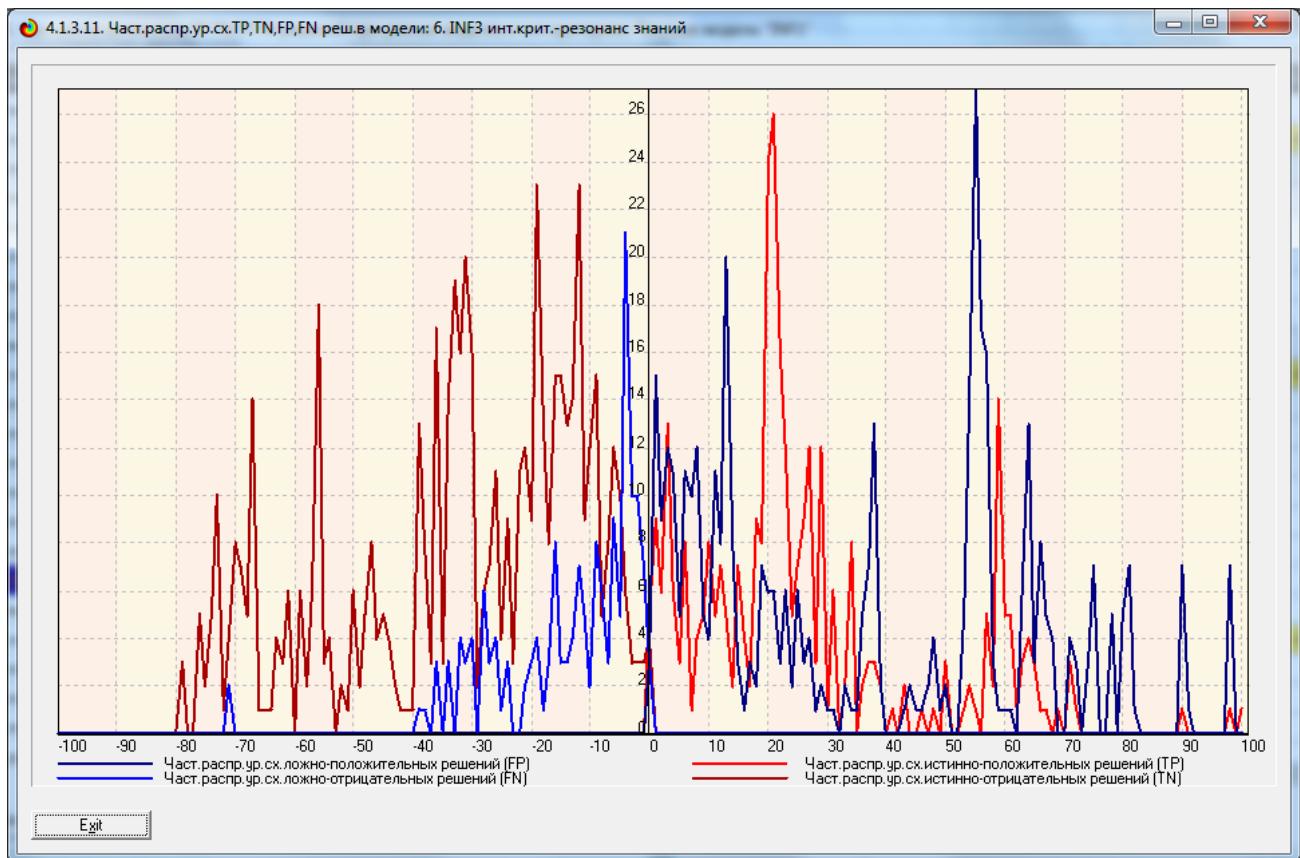


Рисунок 16. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF3

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. Обобщённая форма по достоверности моделей при различии критерия. Текущая модель: "INF1"													
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Средний модуль усвоенных сходств, положительно-отрицательных решений	Средний модуль уровневых сходств, положительно-отрицательных решений	А-точность модели	А-Precision => ATP/ATP...	L2-мера проф. Е.В.Ладченко	Процент правильной идентификации	Процент ошибочной идентификации	Процент правильной идентификации	Процент ошибочной идентификации	Процент правильных результатов	Дата получения результата	Время получения результата
1. ABS - частный критерий: количество встреч сопоставлений "класс...":	Корреляция abs-частот с обр...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790	50.105	29.05.2017	16:07:20	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сопоставлений "класс...":	Сумма abs-частот по признакам...	0.246	0.709	1.000	0.830	100.000	100.000	0.000	100.000	50.000	29.05.2017	16:07:20	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790	50.105	29.05.2017	16:07:30	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.457	0.500	1.000	0.667	100.000	100.000	0.000	100.000	50.000	29.05.2017	16:07:31	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность iго признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790	50.105	29.05.2017	16:07:41	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность iго признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.446	0.489	1.000	0.657	100.000	100.000	0.000	100.000	50.000	29.05.2017	16:07:41	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс знаний...	0.206	0.330	0.455	0.536	0.492	71.343	75.189	24.811	28.657	73.266	29.05.2017	16:07:52
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Сумма знаний	0.291	0.201	0.278	0.563	0.372	70.942	75.646	24.354	29.058	73.294	29.05.2017	16:07:52
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс знаний...	0.229	0.317	0.430	0.531	0.475	71.343	74.988	25.012	28.657	73.164	29.05.2017	16:08:03
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Сумма знаний	0.281	0.179	0.290	0.600	0.391	66.132	76.992	23.008	33.868	71.562	29.05.2017	16:08:03
6. INF3 - частный критерий Хинкалярат: разности между фактами...	Семантический резонанс знаний...	0.368	0.317	0.418	0.660	0.511	66.934	61.186	38.814	33.066	64.060	29.05.2017	16:08:13
6. INF3 - частный критерий Хинкалярат: разности между фактами...	Сумма знаний	0.146	0.248	0.697	0.652	0.674	66.934	61.186	38.814	33.066	64.068	29.05.2017	16:08:13
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс знаний...	0.294	0.325	0.445	0.534	0.486	51.303	88.033	11.967	48.697	69.668	29.05.2017	16:08:24
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	0.206	0.064	0.273	0.712	0.394	73.948	74.130	25.870	26.052	74.039	29.05.2017	16:08:24
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс знаний...	0.304	0.307	0.432	0.536	0.478	50.501	88.340	11.660	49.499	69.421	29.05.2017	16:08:35
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	0.205	0.053	0.277	0.743	0.404	68.737	75.423	24.577	31.263	72.080	29.05.2017	16:08:35
9. INF6 - частный критерий разности и безразносностей: вер...	Семантический резонанс знаний...	0.361	0.253	0.397	0.656	0.495	65.130	63.163	36.837	34.870	64.146	29.05.2017	16:08:46
9. INF6 - частный критерий разности и безразносностей: вер...	Сумма знаний	0.335	0.101	0.147	0.652	0.240	66.934	60.173	39.827	33.066	63.553	29.05.2017	16:08:46
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безразн.вероятностей: вер...	Семантический резонанс знаний...	0.374	0.209	0.336	0.571	0.423	64.529	73.816	26.184	35.471	69.172	29.05.2017	16:08:57
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безразн.вероятностей: вер...	Сумма знаний	0.343	0.066	0.129	0.670	0.216	65.531	73.661	26.339	34.469	69.596	29.05.2017	16:08:57

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 INF3 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

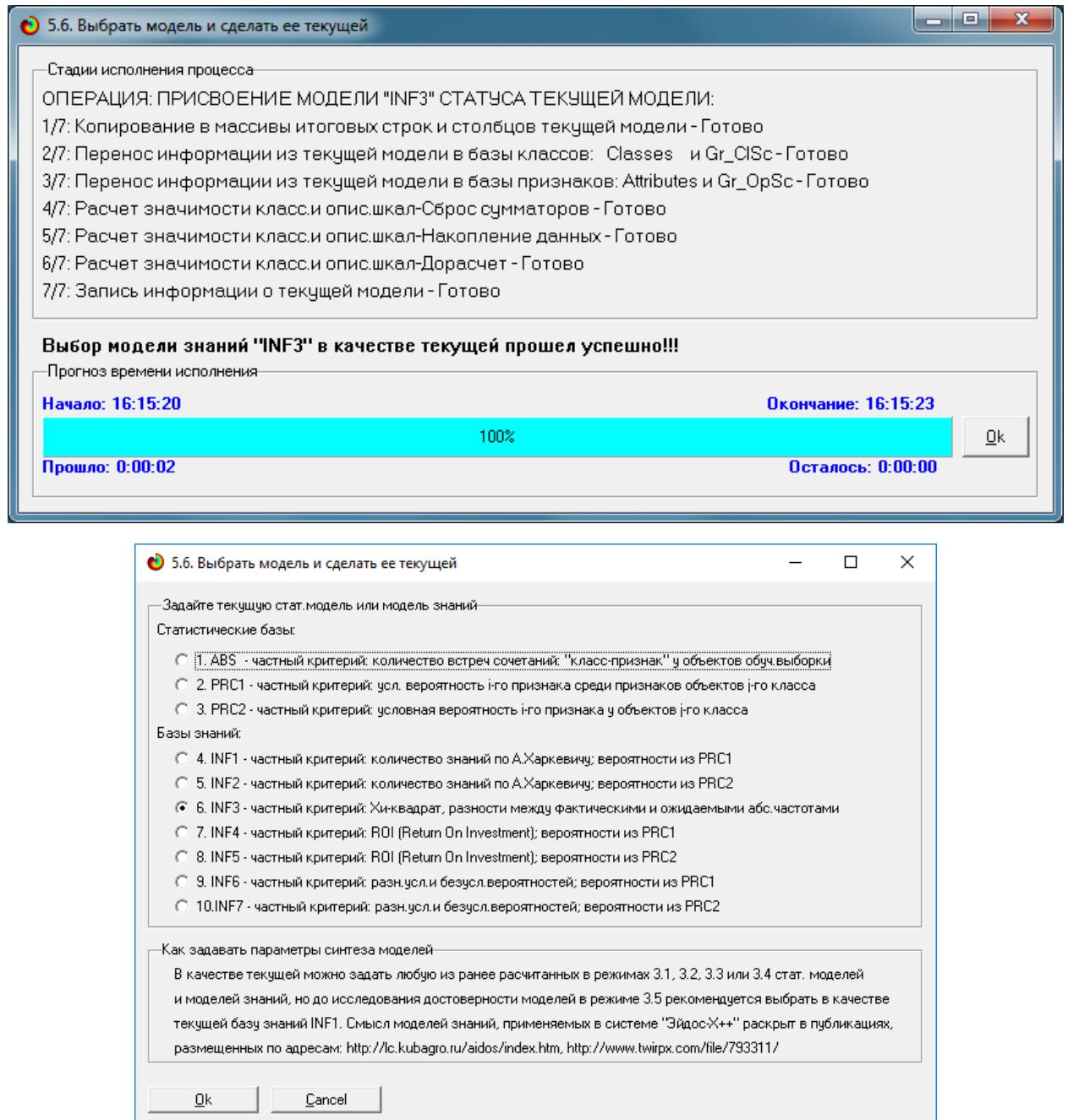


Рисунок 18. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

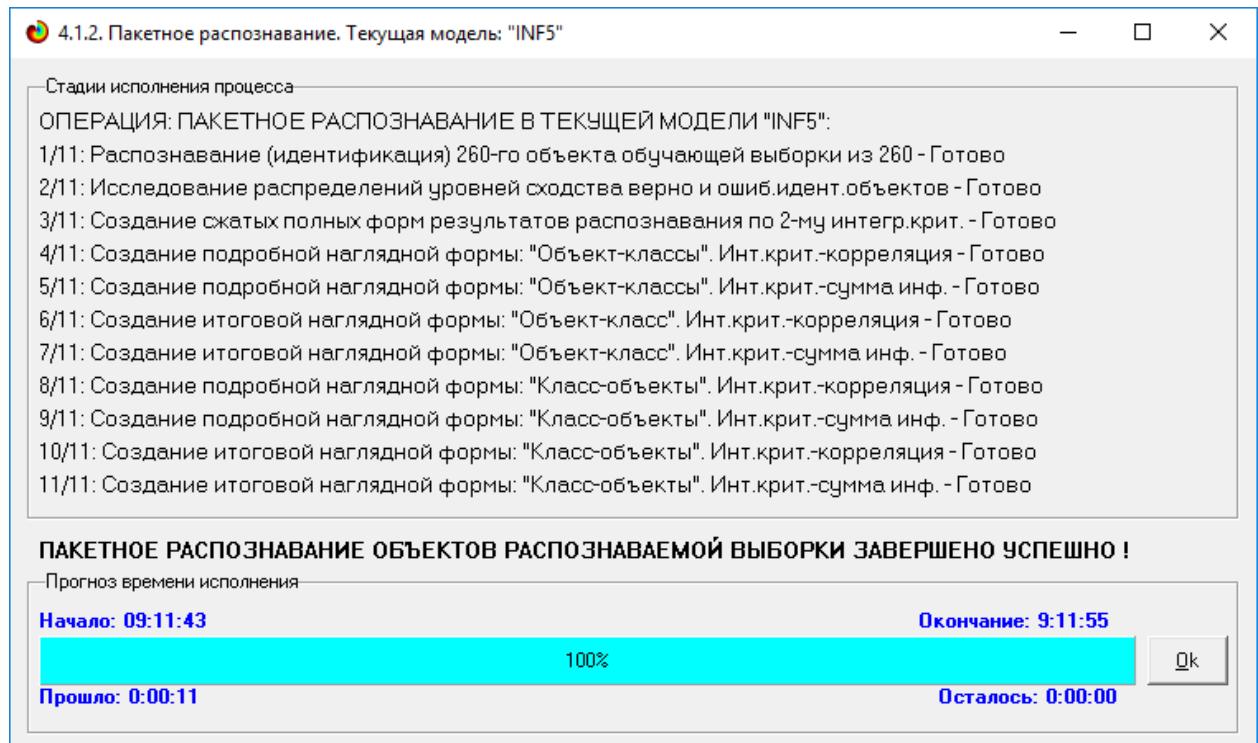


Рисунок 19. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

Режим 4.1.3 системы «Эйдос» обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
5. Подробно сжато: "Объект – классы".
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.

7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.

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

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

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

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:

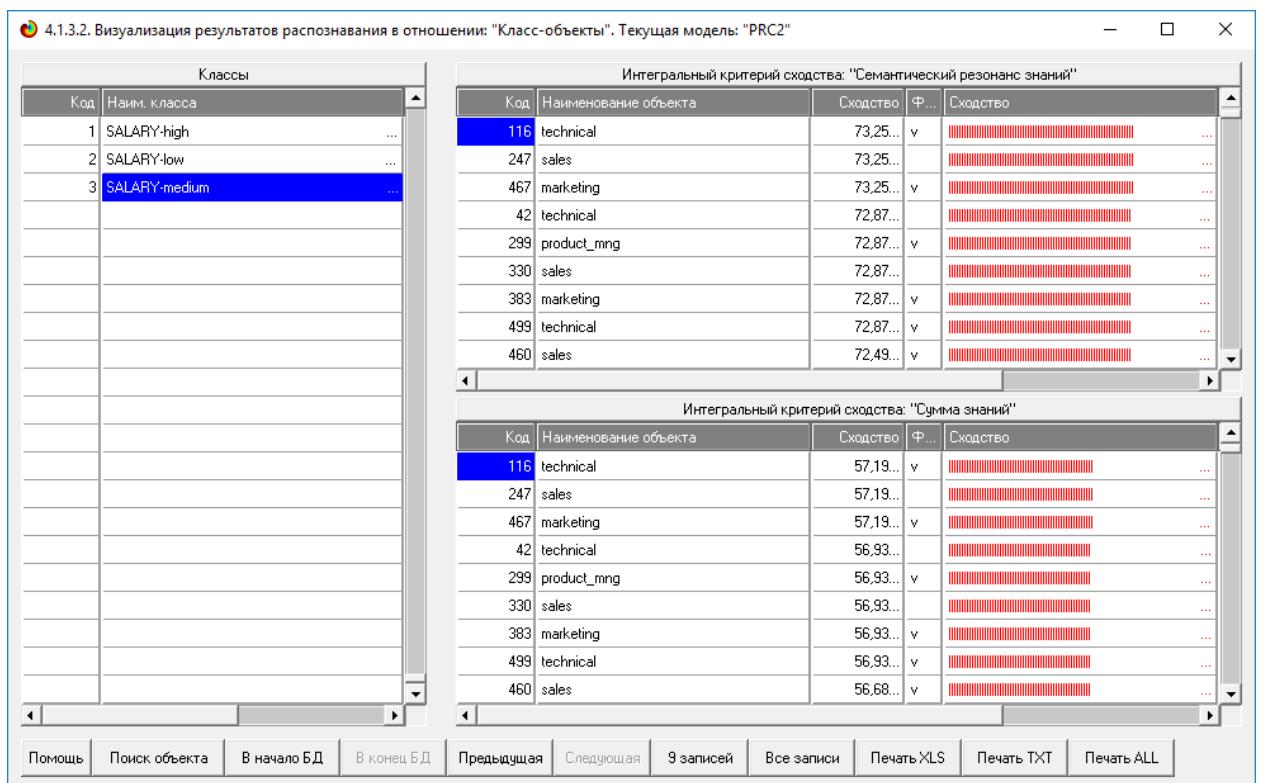


Рисунок 20. Пример идентификации классов в модели INF3

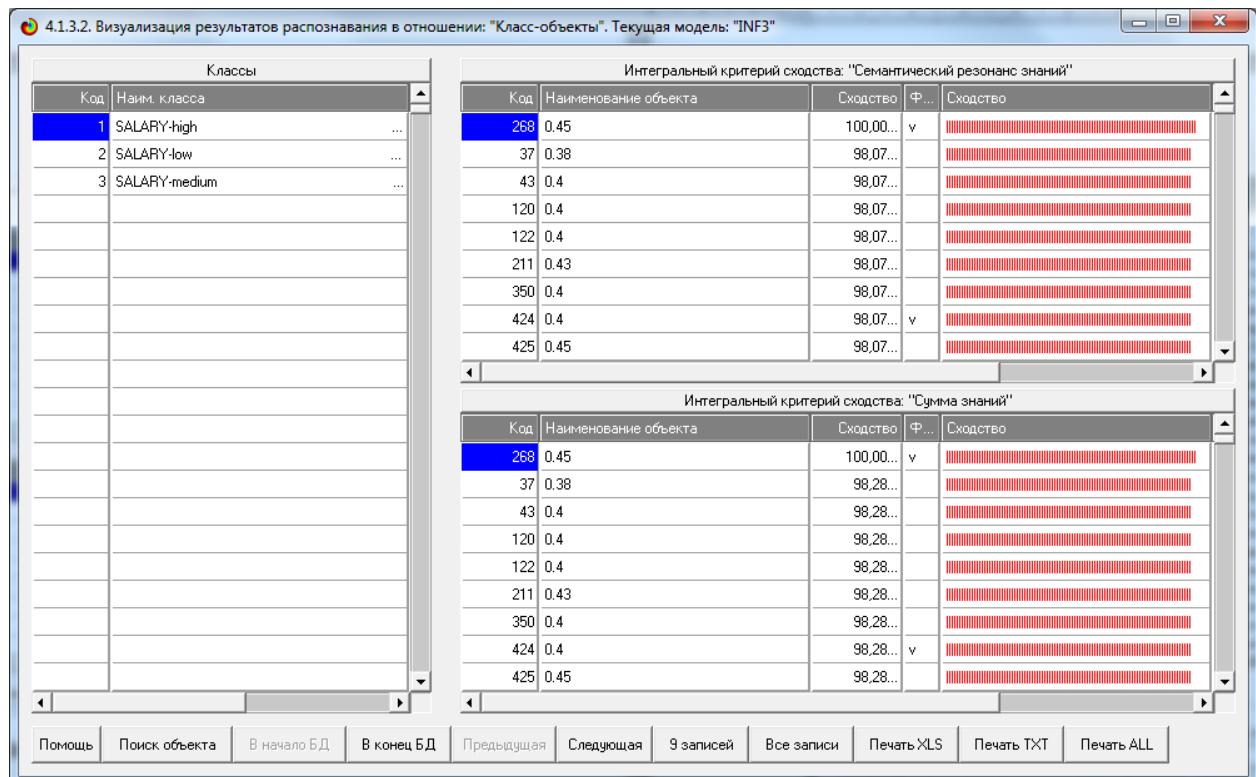


Рисунок 21. Пример идентификации классов в модели INF3

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)

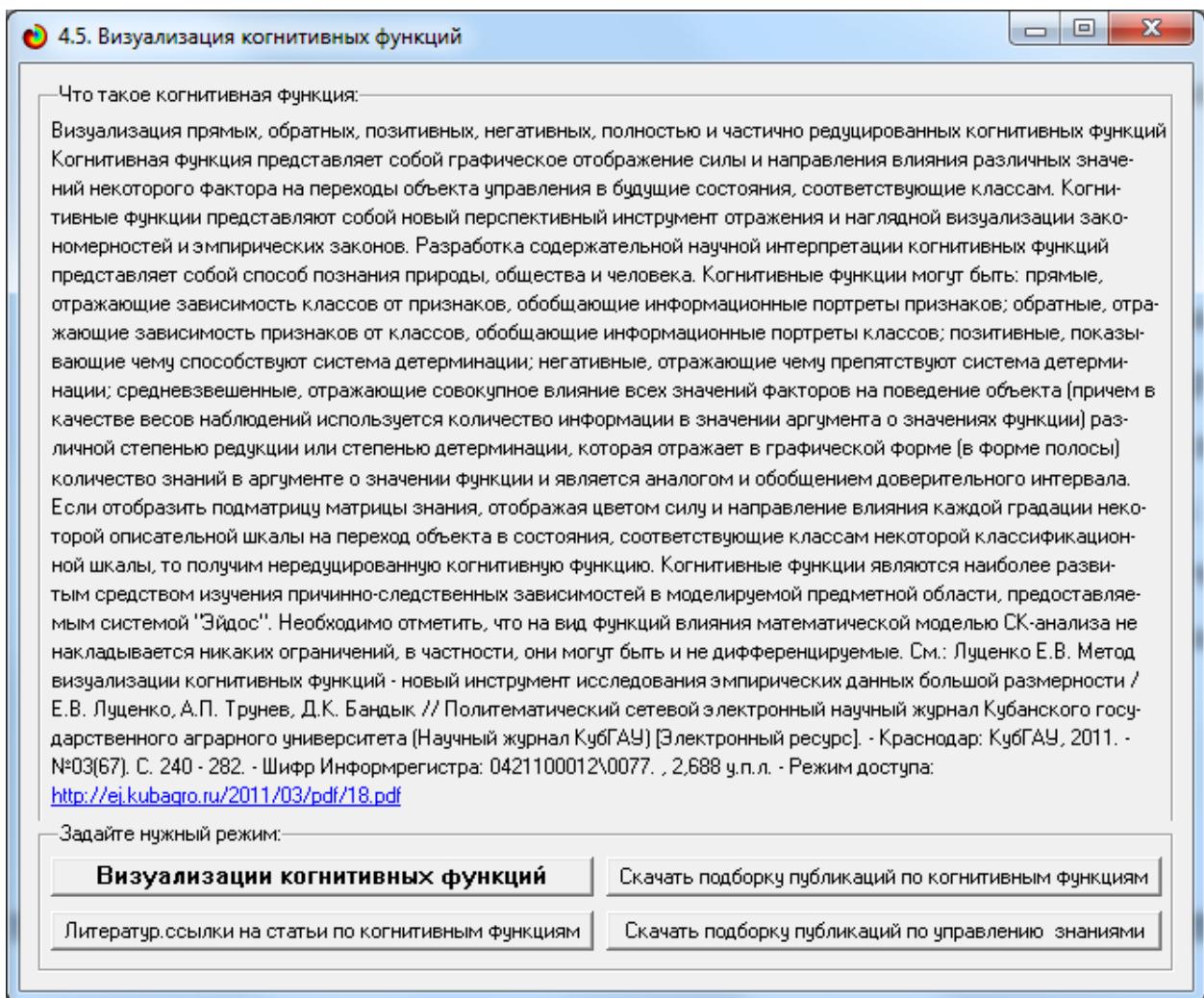


Рисунок 22. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++» «Визуализация когнитивных функций»

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.

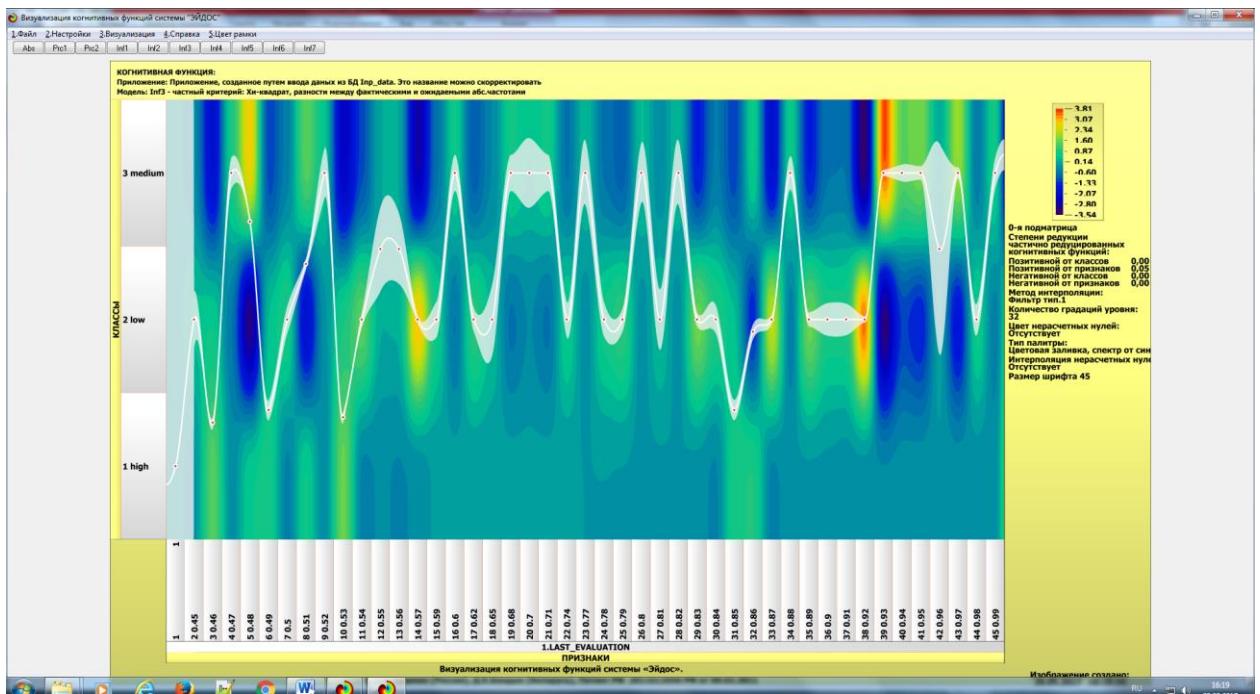


Рисунок 23. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF3

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).

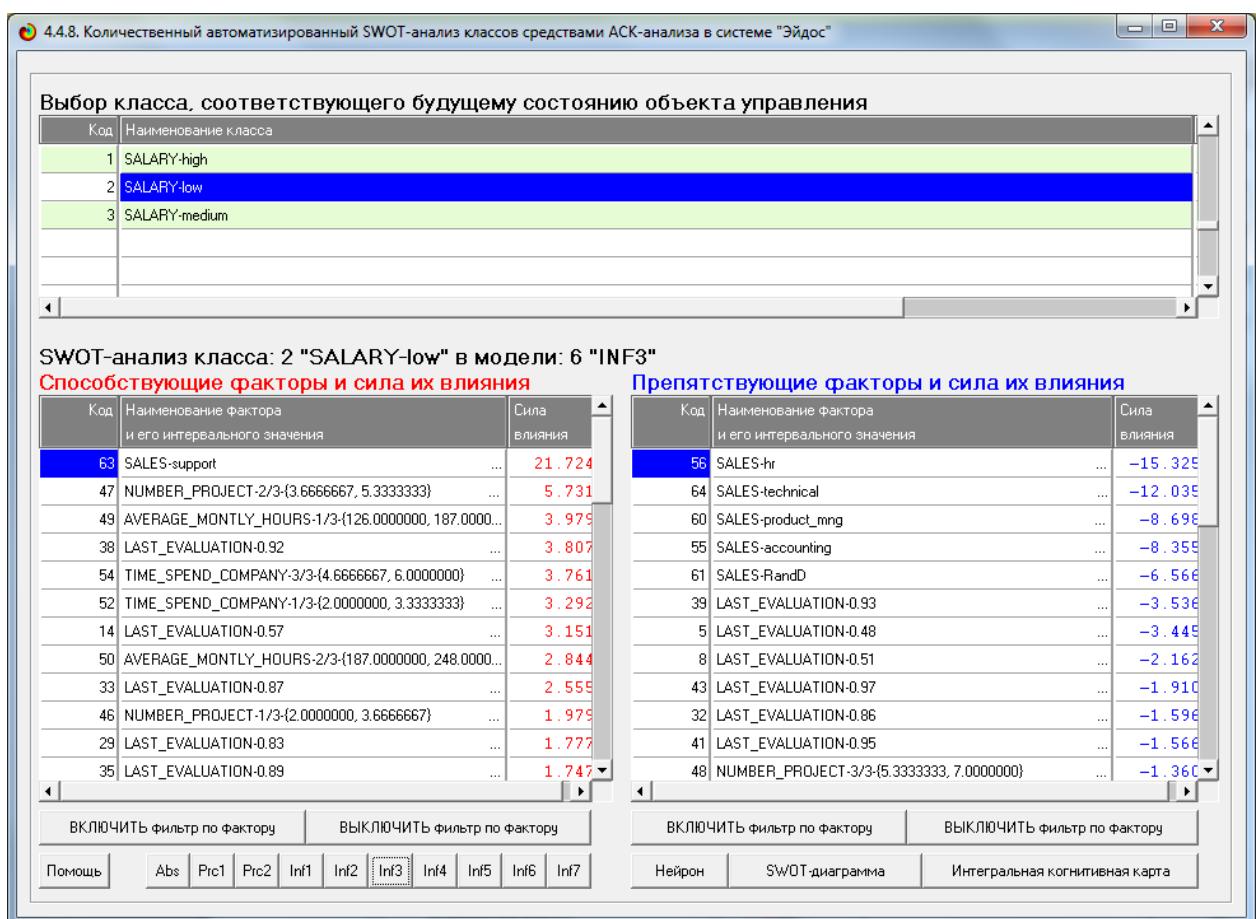


Рисунок 24. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

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

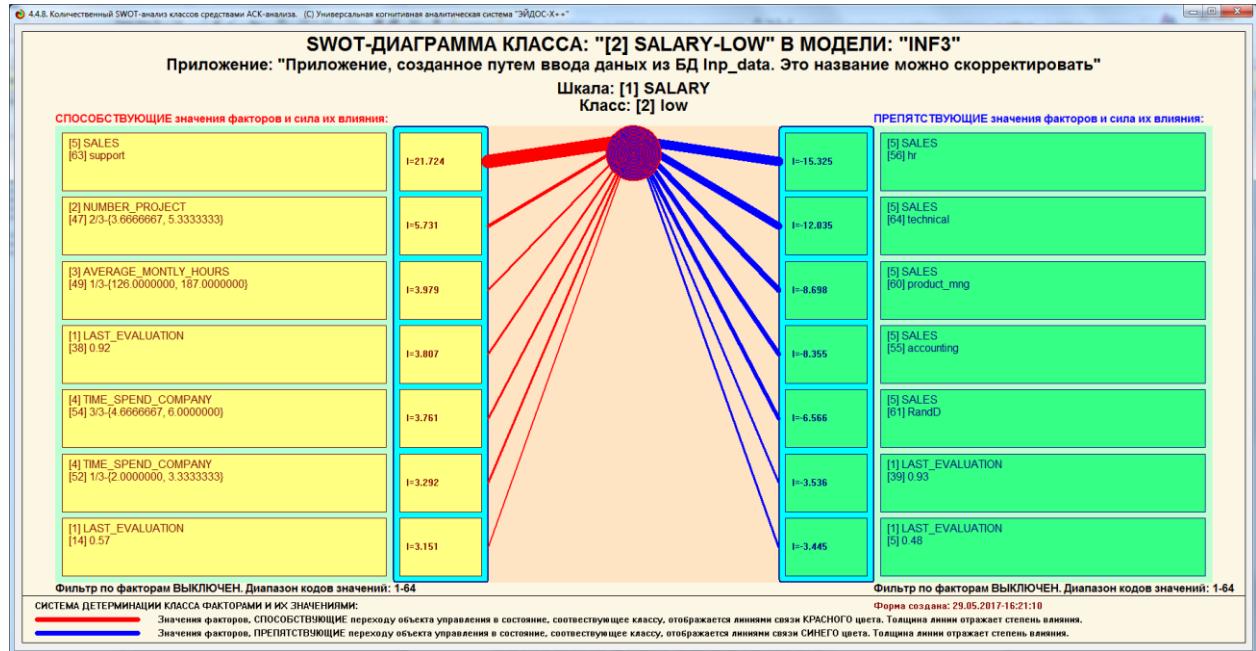


Рисунок 25. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

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.

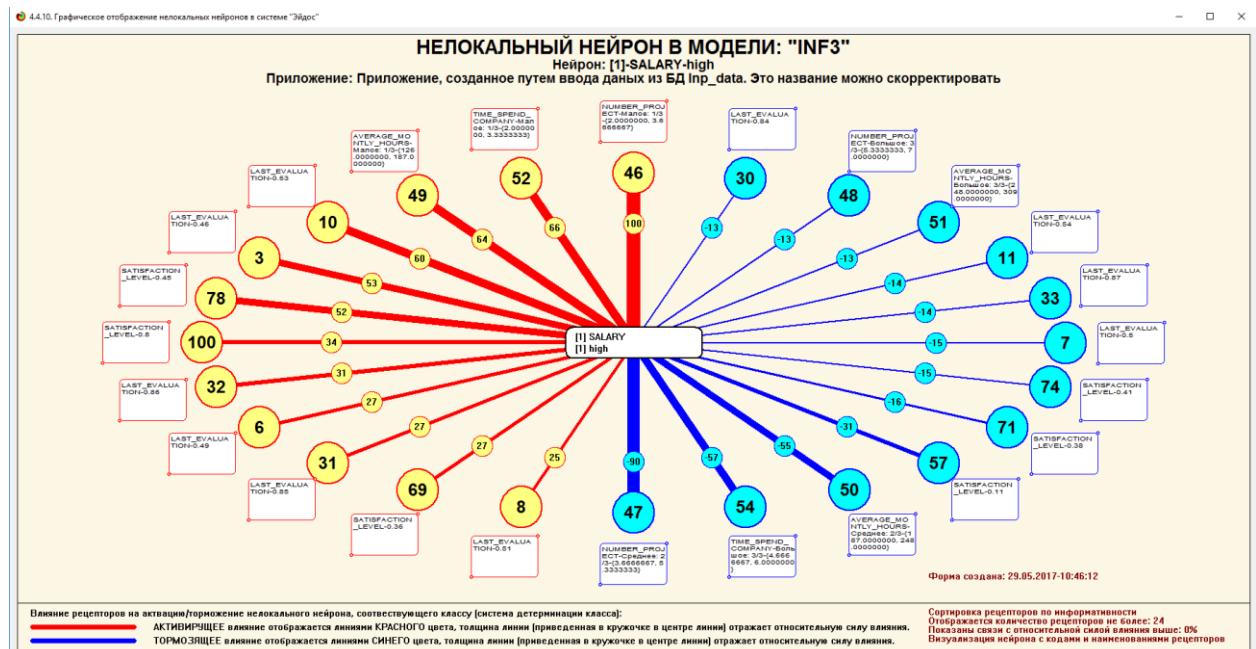


Рисунок 26. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF3

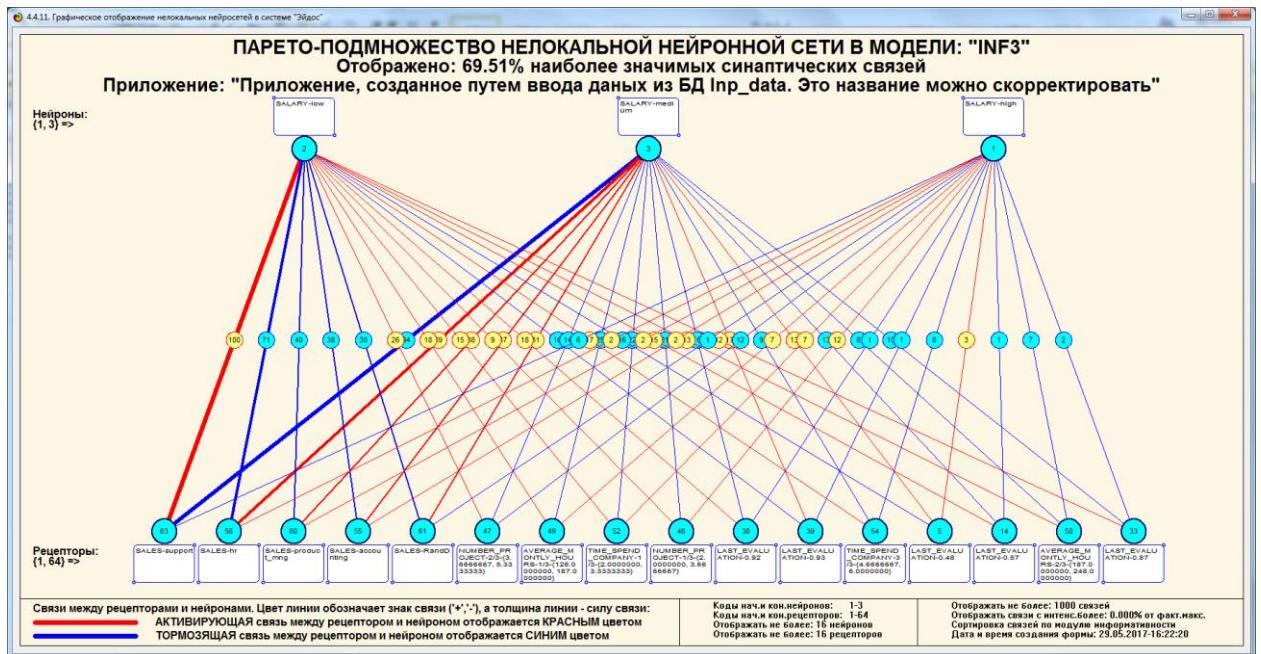


Рисунок 26. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF3

2.5 КЛАСТЕРНЫЙ И КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ

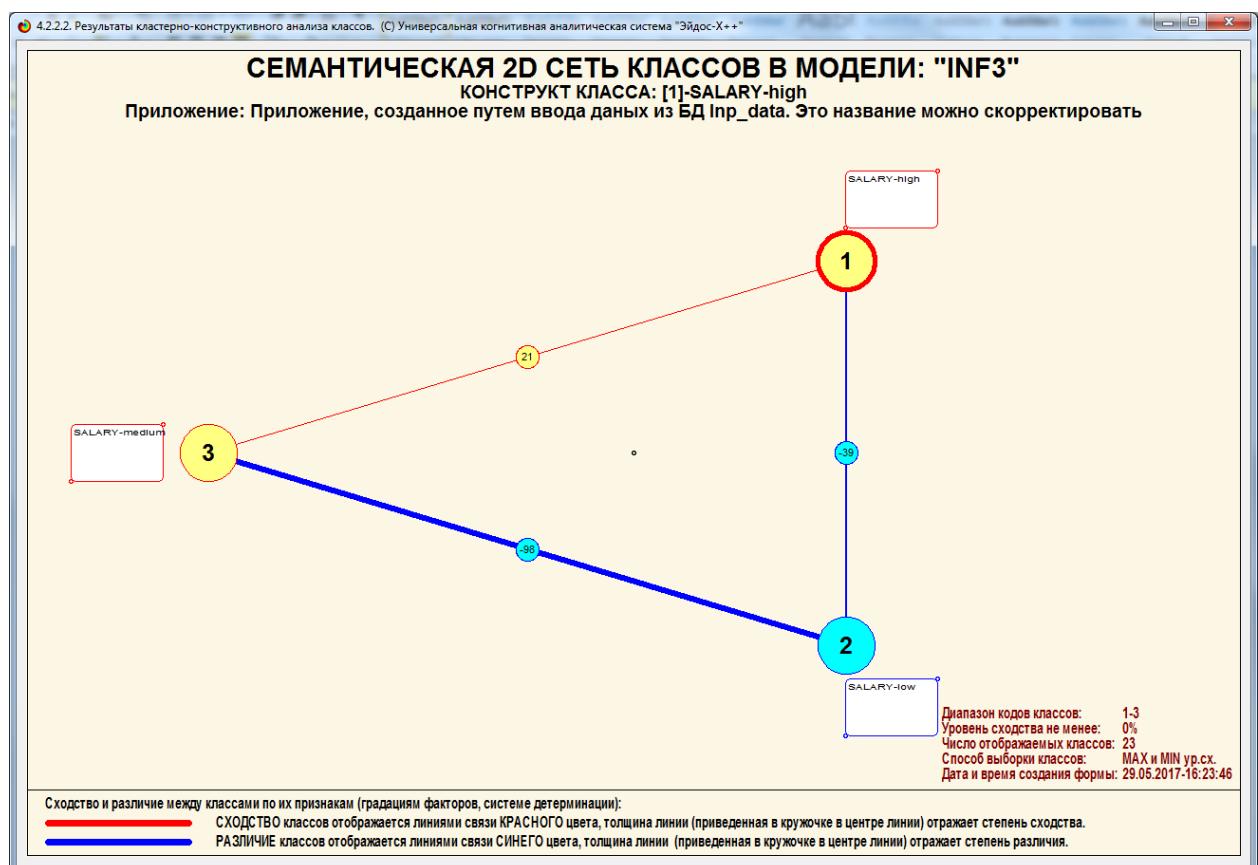


Рисунок 27. Пример кластерный и конструктивный анализ модели INF3

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 АСК-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 0,674, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 69%. Для оценки достоверности моделей в АСК-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 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 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>
10. 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.