

Министерство сельского хозяйства Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

Кафедра системного анализа и обработки информации

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА

по дисциплине: **Интеллектуальные информационные системы**

на тему: АСК-анализ взаимосвязей между расой, национальностью и
должностью

выполнил студент группы: **ПИ1521 Шурупов Семён Игоревич**

Проверил: д.э.н, профессор ВАК Луценко Евгений Вениаминович

Защищена _____ Оценка _____
(дата)

Краснодар, 2018

СОДЕРЖАНИЕ

1. СИНТАКСИС И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	3
1.1 Описание решения.....	3
1.2 Синтез и верификация статистических и информационных моделей....	8
1.3 Виды моделей системы “Эйдос”	9
1.4 Результаты верификации моделей.	11
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	14
2.1 Решение задачи идентификации	14
2.2. Когнитивные функции.....	18
2.3. SWOT и PERS матрицы диаграммы.....	21
2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков	22
2.5 Нелокальные нейроны и нейронные сети	24
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	27
ЛИТЕРАТУРА	28

1. СИНТАКСИС И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.

1.1 Описание решения.

В соответствии с методологией АСК-анализа решение поставленной задачи проведем в 3 этапа:

- 1) Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы “Эйдос”;
- 2) Синтез и верификация моделей предметной области;
- 3) Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

Из электронного ресурса www.kaggle.com возьмем статистику данных об индексе восприятия коррупции.

Исходные данные можно найти по ссылке:

<https://www.kaggle.com/ratman/silicon-valley-diversity-data>

Общие описания задачи:

- 1) job_category – должность
- 2) company – компания
- 3) year – год
- 4) race – раса
- 5) gender – пол
- 6) count - количество

Рисунок 1. Фрагмент таблицы исходных данных

Для загрузки базы исходных данных в систему “Эйдос” необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, режима 2.3.2.2.

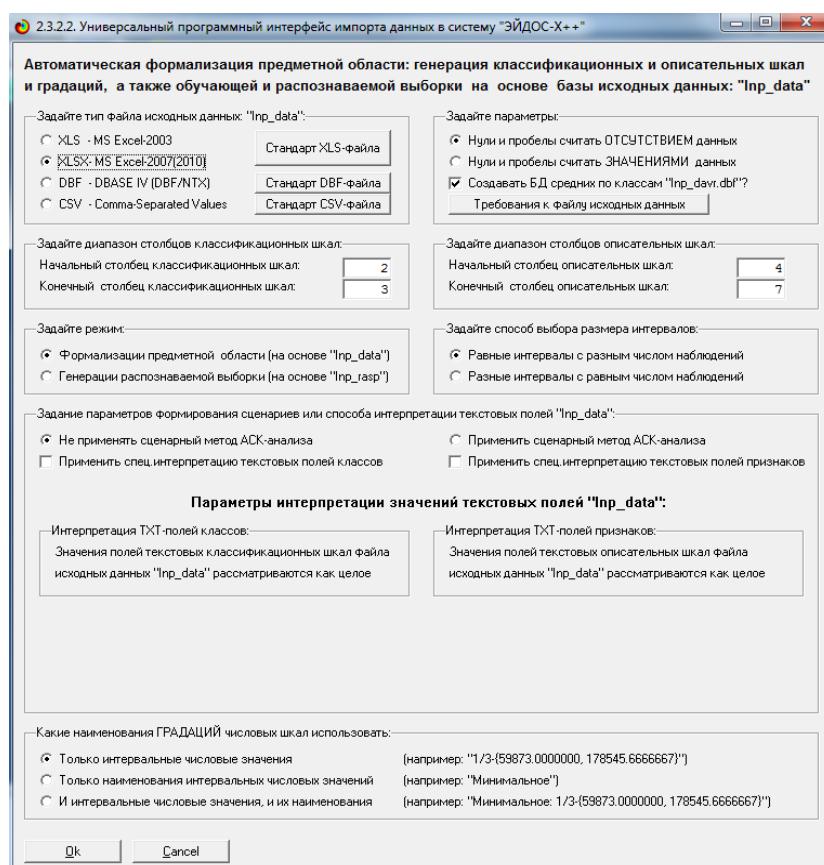


Рисунок 2. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему “Эйдос” (режим 2.3.2.2)

В экранной форме, приведённой на рисунке 1, задать настройки, показанные на рисунке:

- 1) Задайте тип исходных файлов Inp_data: XLSX-MS Excel-2007;
- 2) Задайте диапазон шкал: Начальный столбец классифицированных шкал - 4, конечный столбец классифицированных шкал - 5(второй столбец в таблице);
- 3) Задайте диапазон столбцов описательных шкал: Начальный столбец описательных шкал- 2, конечный столбец описательных шкал- 3;

После нажать кнопку ОК. Далее откроется окно, где размещена информация размерности модели (Рисунок 3). 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	2	10	5,00
Текстовые	2	13	6,50	2	11	5,50
ВСЕГО:	2	13	6,50	4	21	5,25

Рисунок 3. Задание размеров модели системы “Эйдос”

Далее открывается окно, отображающие стадию процесса импорта данных из внешней БД Inp_data.xls в систему “Эйдос” (рисунок 4), а также прогноз времени завершения этого процесса. В том окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку ОК.

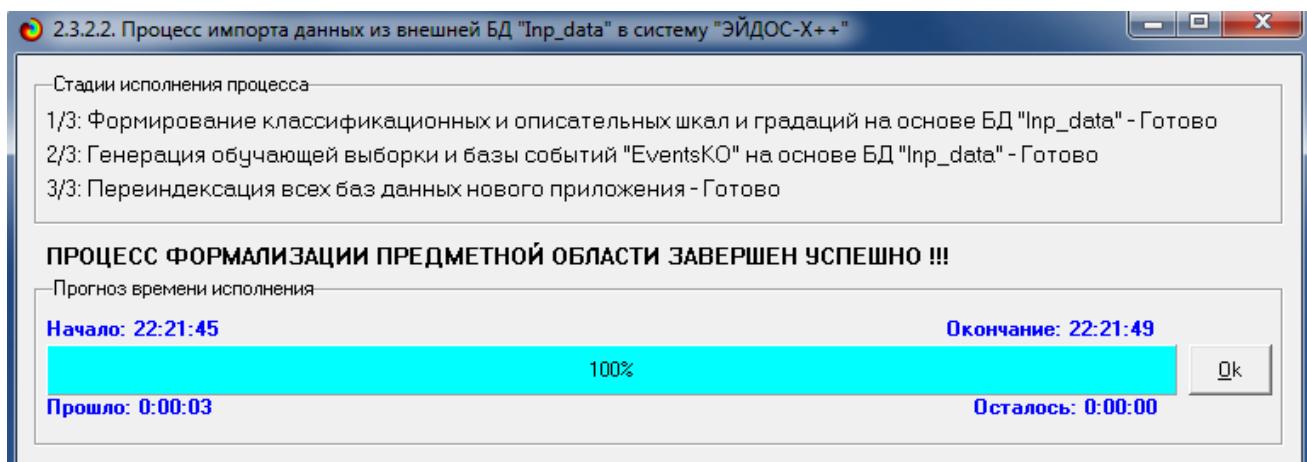


Рисунок 4. Процесс импорта данных из внешней таблицы БД Inp_data.xls

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 5).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"		
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	
1	JOB_CATEGORY	...
2	Craft workers	...
3	Executive/Senior officials & Mgrs	...
4	First/Mid officials & Mgrs	...
5	laborers and helpers	...
6	operatives	...
7	Previous_totals	...
8	Professionals	...
9	Sales workers	...
10	Service workers	...
11	Technicians	...
12	Totals	...

Рисунок 5. Классификационные шкалы и градации. Фрагмент.

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2(Рисунок 6).

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"			
Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	RACE	1	American_Indian_Alaskan_Native
2	GENDER	2	Asian
3	COUNT	3	Black_or_African_American
		4	Latino
		5	Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander
		6	Overall_totals
		7	Two_or_more_races
		8	White

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

Рисунок 6. Описательные шкалы и градации

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"			
Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	1	...	
2	2	...	
3	3	...	
4	4	...	
5	5	...	
6	6	...	
7	7	...	
8	8	...	
9	9	...	
10	10	...	

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	3	0	0	0	1	4	10	0	0	0	0	0

Помощь Скопировать обуч.выб.в расп. Добавить объект Добавить классы Добавить признаки Удалить объект Удалить классы Удалить признаки Очистить БД

Рисунок 7. Обучающая выборка, фрагмент

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия.

1.2 Синтез и верификация статистических и информационных моделей.

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а так же задается модель, которой по окончанию режима присваивается статус текущей. Так, как значений 100, выбираем копировать все Обучающую выборку (Рисунок 8).

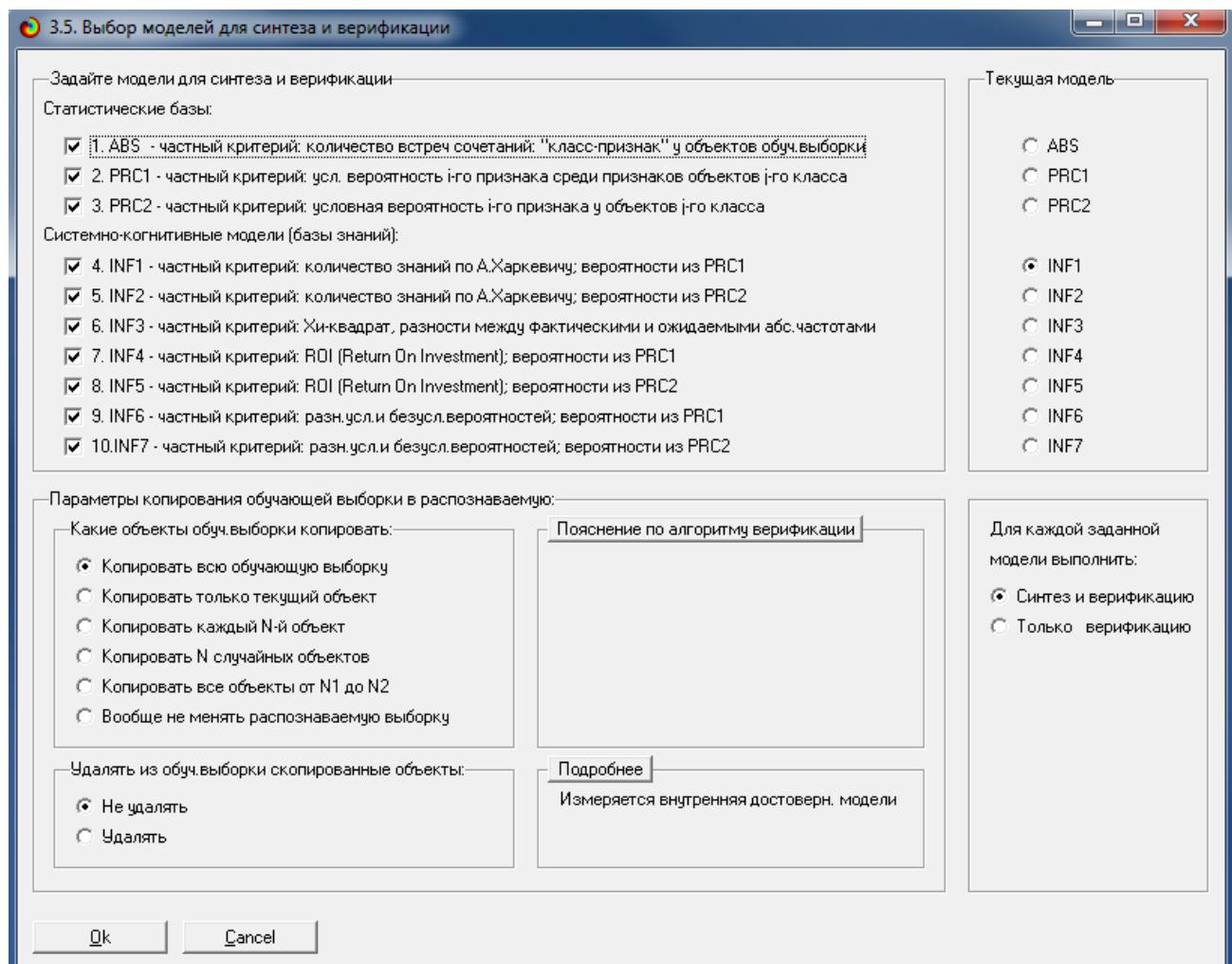


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний.

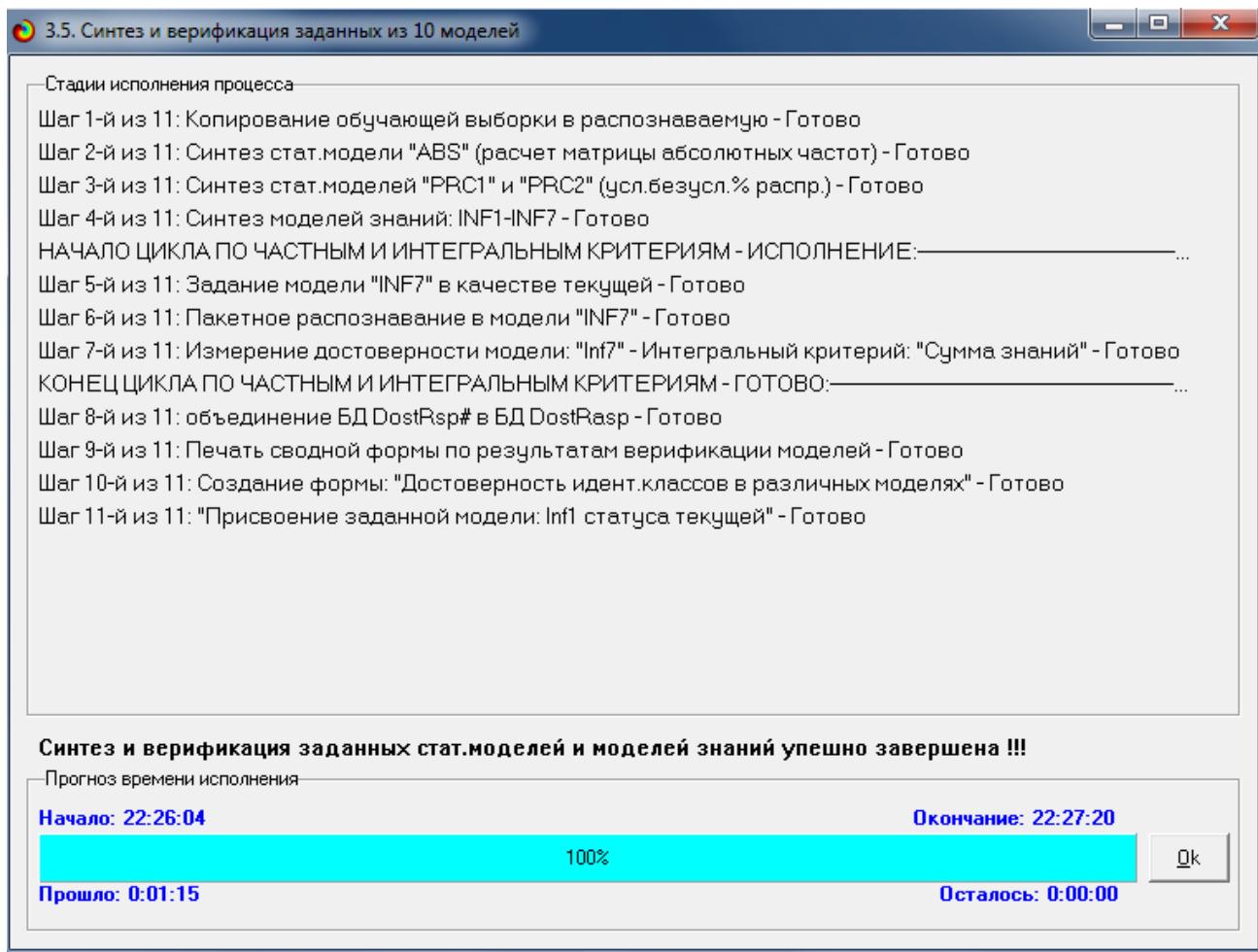


Рисунок 9. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

1.3 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.

Частичные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот в матрицы условных и безусловных процентных распределений, а также матрицы знаний.

5.5. Модель: "1.ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучаемой выборки"													
Код признака	Наклонение описательной шкалы и градации	1. JOB_CATEG... ADMINISTRATIVE SUPPORT	2. JOB_CATEG... CRAFT WORKERS	3. JOB_CATEG... EXECUTIVE/S... OFFICIALS & MGRS	4. JOB_CATEG... FIRST/MID OFFICIALS & MGRS	5. JOB_CATEG... LABORERS AND HELPERS	6. JOB_CATEG... OPERATIVES	7. JOB_CATEG... PREVIOUS_T...	8. JOB_CATEG... PROFESSION...	9. JOB_CATEG... SALES WORKERS	10. JOB_CATEG... SERVICE WORKERS	11. JOB_CATEG... TECHNICIANS	12. JOB_CATEG... TOTALS
1	RACE-American_Indian_Alaskan_Native	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
2	RACE-Asian	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
3	RACE-Black_or_African_American	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
4	RACE-Latino	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
5	RACE-Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
6	RACE-Overall_totals	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
7	Two_or_more_races												
8	RACE-White	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
9	GENDER-female	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
10	GENDER-male	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
11	COUNT-1/5-(1.0000000, 9352.8000000)	13	5	14			13	13	15	14	15	12	
12	COUNT-2/5-(3352.8000000, 18704.6000000)			1			1	1				1	
13	COUNT-3/5-(18704.6000000, 28056.4000000)											1	
14	COUNT-4/5-(28056.4000000, 37408.2000000)							1					
15	COUNT-5/5-(37408.2000000, 46760.0000000)											1	
	Сумма числа признаков	40	27	32	42	27	27	42	42	42	41	42	42
	Среднее	3	2	2	3	2	2	3	3	3	3	3	3
	Среднеквадратичное отклонение	4	2	2	4	2	2	4	4	4	4	4	3
	Сумма числа объектов обучающей выборки	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15	15

Рисунок 10. Матрица абсолютных частот(ABS) и условных, безусловных процентных распределений. Фрагмент

5.5. Модель: "4.INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; вероятности из PRC1"													
Код признака	Наклонение описательной шкалы и градации	1. JOB_CATEG... ADMINISTRATIVE SUPPORT	2. JOB_CATEG... CRAFT WORKERS	3. JOB_CATEG... EXECUTIVE/S... OFFICIALS & MGRS	4. JOB_CATEG... FIRST/MID OFFICIALS & MGRS	5. JOB_CATEG... LABORERS AND HELPERS	6. JOB_CATEG... OPERATIVES	7. JOB_CATEG... PREVIOUS_T...	8. JOB_CATEG... PROFESSION...	9. JOB_CATEG... SALES WORKERS	10. JOB_CATEG... SERVICE WORKERS	11. JOB_CATEG... TECHNICIANS	12. JOB_CATEG... TOTALS
1	RACE-American_Indian_Alaskan_Native	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
2	RACE-Asian	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
3	RACE-Black_or_African_American	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
4	RACE-Latino	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
5	RACE-Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
6	RACE-Overall_totals	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
7	Two_or_more_races												
8	RACE-White	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
9	GENDER-female	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
10	GENDER-male	-0.043	0.188	0.088	-0.072	0.188	0.188	-0.072	-0.072	-0.072	-0.058	-0.072	
11	COUNT-1/5-(1.0000000, 9352.8000000)	0.141		-0.289	0.156			0.112	0.112	0.197	0.170	0.197	
12	COUNT-2/5-(3352.8000000, 18704.6000000)				0.574			0.574	0.574				
13	COUNT-3/5-(18704.6000000, 28056.4000000)												
14	COUNT-4/5-(28056.4000000, 37408.2000000)							1.388					
15	COUNT-5/5-(37408.2000000, 46760.0000000)						0.981						
	Сумма	-0.247	1.690	0.502	0.083	1.690	1.690	1.021	1.428	-0.450	-0.349	-0.450	
	Среднее	-0.016	0.113	0.033	0.006	0.113	0.113	0.068	0.095	-0.030	-0.023	-0.030	
	Среднеквадратичное отклонение	0.048	0.095	0.099	0.169	0.095	0.095	0.303	0.395	0.072	0.060	0.072	

Рисунок 11. Матрица информационностей (модель INF1) в битах. Фрагмент

5.5. Модель: "7.INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1"													
Код признака	Наклонение описательной шкалы и градации	1. JOB_CATEG... ADMINISTRATIVE SUPPORT	2. JOB_CATEG... CRAFT WORKERS	3. JOB_CATEG... EXECUTIVE/S... OFFICIALS & MGRS	4. JOB_CATEG... FIRST/MID OFFICIALS & MGRS	5. JOB_CATEG... LABORERS AND HELPERS	6. JOB_CATEG... OPERATIVES	7. JOB_CATEG... PREVIOUS_T...	8. JOB_CATEG... PROFESSION...	9. JOB_CATEG... SALES WORKERS	10. JOB_CATEG... SERVICE WORKERS	11. JOB_CATEG... TECHNICIANS	12. JOB_CATEG... TOTALS
1	RACE-American_Indian_Alaskan_Native	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
2	RACE-Asian	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
3	RACE-Black_or_African_American	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
4	RACE-Latino	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
5	RACE-Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
6	RACE-Overall_totals	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
7	Two_or_more_races												
8	RACE-White	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
9	GENDER-female	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
10	GENDER-male	-0.071	0.377	0.161	-0.115	0.377	0.377	-0.115	-0.115	-0.115	-0.093	-0.115	
11	COUNT-1/5-(1.0000000, 9352.8000000)	0.271		-0.389	0.304			0.211	0.211	0.397	0.336	0.397	
12	COUNT-2/5-(3352.8000000, 18704.6000000)				1.655			1.655	1.655				
13	COUNT-3/5-(18704.6000000, 28056.4000000)									9.619			
14	COUNT-4/5-(28056.4000000, 37408.2000000)										4.310		
15	COUNT-5/5-(37408.2000000, 46760.0000000)											3.130	
	Сумма	-0.366	3.389	1.064	0.923	3.389	3.389	5.140	10.449	-0.638	-0.506	-0.638	
	Среднее	-0.024	0.226	0.071	0.062	0.226	0.226	0.343	0.697	-0.043	-0.034	-0.043	
	Среднеквадратичное отклонение	0.089	0.191	0.149	0.455	0.191	0.191	1.187	2.509	0.134	0.112	0.134	

Рисунок 12. Матрица знаний(INF4). Фрагмент

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. JOB_CATEG... ADMINISTRAT... SUPPORT	2. JOB_CATEG... CRAFT WORKERS	3. JOB_CATEG... EXECUTIVES/... & MGRS	4. JOB_CATEG... FIRST/MID OFFICIALS & MGRS	5. JOB_CATEG... LABORERS AND HELPERS	6. JOB_CATEG... OPERATIVES	7. JOB_CATEG... PREVIOUS_T...	8. JOB_CATEG... PROFESSION...	9. JOB_CATEG... SALES WORKERS	10. JOB_CATEG... SERVICE WORKERS	11. JOB_CATEG... TECHNICIANS	12. JOB_CATE... TOTALS
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	RACE-American_Indian_Alaskan_Native	-0.152	0.547	0.278	-0.260	0.547	0.547	-0.260	-0.260	-0.260	-0.206	-0.260	
2	RACE-Asian	-0.152	0.547	0.278	-0.260	0.547	0.547	-0.260	-0.260	-0.260	-0.206	-0.260	
3	RACE-Black_or_African_American	-0.152	0.547	0.278	-0.260	0.547	0.547	-0.260	-0.260	-0.260	-0.206	-0.260	
4	RACE-Latino	-0.152	0.547	0.278	-0.260	0.547	0.547	-0.260	-0.260	-0.260	-0.206	-0.260	
5	RACE-Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander	-0.152	0.547	0.278	-0.260	0.547	0.547	-0.260	-0.260	-0.260	-0.206	-0.260	
6	RACE-Overall_totals	-0.076	0.274	0.139	-0.130	0.274	0.274	-0.130	-0.130	-0.130	-0.103	-0.130	
7	Two_or_more_races												
8	RACE-White	-0.152	0.547	0.278	-0.260	0.547	0.547	-0.260	-0.260	-0.260	-0.206	-0.260	
9	GENDER-female	-0.534	1.915	0.973	-0.910	1.915	1.915	-0.910	-0.910	-0.910	-0.722	-0.910	
10	GENDER-male	-0.534	1.915	0.973	-0.910	1.915	1.915	-0.910	-0.910	-0.910	-0.722	-0.910	
11	COUNT-1/5(1.0000000, 9352.8000000)	2.776	-6.901	-3.179	3.265	-6.901	-6.901	2.265	2.265	4.265	3.520	4.265	
12	COUNT-2/5(9352.8000000, 18704.6000000)	-0.359	-0.242	-0.287	0.623	-0.242	-0.242	0.623	0.623	-0.377	-0.368	-0.377	
13	COUNT-3/5(18704.6000000, 28056.4000000)	-0.090	-0.061	-0.072	-0.094	-0.061	-0.061	-0.094	-0.094	-0.094	-0.092	-0.094	
14	COUNT-4/5(28056.4000000, 37408.2000000)	-0.090	-0.061	-0.072	-0.094	-0.061	-0.061	-0.094	0.906	-0.094	-0.092	-0.094	
15	COUNT-5/5(37408.2000000, 46760.0000000)	-0.179	-0.121	-0.143	-0.188	-0.121	-0.121	0.812	-0.188	-0.188	-0.184	-0.188	
	Сумма												
	Среднее												
	Среднеквадратичное отклонение	0.784	2.016	0.949	0.970	2.016	2.016	0.769	0.777	1.209	0.996	1.209	

Рисунок 13. Матрица знаний(INF3). Фрагмент

1.4 Результаты верификации моделей.

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с одним приведенным выше интегральным критерием (Рисунок 14).

4.13.6. Обобщ.форма по достов.моделям при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"													
Напоминание модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложн... положительных решений (FP)	Число ложн... отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Г-мера Ван Ризбергена	Сумма моду... уровней склон... к истинно-поло... решений (ST...)	Сумма моду... уровней склон... к истинно-отрицательным (SF...)	Сумма моду... уровней склон... к ложн...положительным (SP...)	Сумма моду... уровней склон... к ложн...отрицательным (SF...)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "классы" и "расы".	Корреляция abs.частот с общ.частотами	180	173	92	1888	7	0.084	0.961	0.154	124.438	21.909	1054.249	1.351
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "классы" и "расы".	Сумма abs.частот по признакам	180	180		1980		0.083	1.000	0.154	125.083		1155.333	
2. PR1 - частный критерий: усл.вероятность i-го признака < сред.	Корреляция усл.отн частот с общ.частотами	180	173	92	1888	7	0.084	0.961	0.154	124.438	21.909	1054.249	1.351
2. PR1 - частный критерий: усл.вероятность i-го признака < сред.	Сумма усл.отн частот по признакам	180	180		1980		0.083	1.000	0.154	136.485		1282.357	
3. PR2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака.	Корреляция усл.отн частот с общ.частотами	180	173	92	1888	7	0.084	0.961	0.154	124.422	21.903	1054.116	1.350
3. PR2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака.	Сумма усл.отн частот по признакам	180	180		1980		0.083	1.000	0.154	125.083		1155.333	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	180	121	1074	906	59	0.118	0.672	0.200	68.730	323.575	387.506	14.331
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	180	138	878	1102	42	0.111	0.767	0.194	20.694	64.773	161.984	1.842
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	135	88	918	567	47	0.134	0.652	0.223	53.792	240.864	351.522	11.837
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	135	117	668	817	18	0.125	0.867	0.219	21.145	28.155	122.188	1.292
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми abs.частотами	Семантический резонанс зна...	180	168	966	1014	12	0.142	0.933	0.247	77.555	428.079	483.893	4.382
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми abs.частотами	Сумма знаний	180	168	966	1014	12	0.142	0.933	0.247	51.005	346.003	297.255	2.257
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	180	120	1077	903	60	0.117	0.667	0.200	64.757	274.935	365.948	13.767
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	180	140	859	1121	40	0.111	0.778	0.194	8.220	12.457	48.272	0.264
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	135	75	1002	483	60	0.134	0.556	0.216	52.678	244.093	342.197	13.294
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	135	117	668	817	18	0.125	0.867	0.219	8.014	4.694	34.713	0.215
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	180	165	654	1326	15	0.111	0.917	0.197	91.798	254.713	653.715	5.230
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл вероятностей; вер...	Сумма знаний	180	168	621	1359	12	0.110	0.933	0.197	96.791	188.152	825.119	4.453
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	135	122	622	863	13	0.124	0.904	0.218	85.963	180.508	626.037	4.935
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл вероятностей; вер...	Сумма знаний	135	117	668	817	18	0.125	0.867	0.219	84.303	89.182	602.576	4.091

Рисунок 14. Оценка достоверности моделей А. Фрагмент

Назначение модели частного критерия	Интегральный критерий	даль до... чат.	Средний модуль уровней сходс- тва ложно-положит. решений	Средний модуль уровней сходс- тва ложно-отрицат. решений	А-Точность = ATP/(ATP+ ARecall) = ATP/(ATP+ ARecall)	L2-мера проф. Е.В.Луценко	Процент правильной идентифиц.	Процент правильной идентифиц.	Процент ошибочной идентифиц.	Процент правильных результатов	Дата получения результатов	Время получения результатов
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтаний "класс...".	Корреляция abs.частот с обр...	0.558	0.238	0.563	0.789	0.657	96.111	4.646	95.354	3.889	50.379	18.05.2018 22:26:18
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтаний "класс...".	Сумма abs.частот по признакам	0.584		0.544	1.000	0.704	100.000		100.000		50.000	18.05.2018 22:26:18
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.558	0.238	0.563	0.789	0.657	96.111	4.646	95.354	3.889	50.379	18.05.2018 22:26:24
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.648		0.539	1.000	0.701	100.000		100.000		50.000	18.05.2018 22:26:25
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.558	0.238	0.563	0.789	0.657	96.111	4.646	95.354	3.889	50.379	18.05.2018 22:26:31
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.584		0.544	1.000	0.704	100.000		100.000		50.000	18.05.2018 22:26:31
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	0.428	0.301	0.570	0.700	0.629	67.222	54.242	45.758	32.778	60.732	18.05.2018 22:26:38
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	0.147	0.074	0.505	0.774	0.611	76.667	44.343	55.657	23.333	60.505	18.05.2018 22:26:39
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	0.620	0.262	0.496	0.708	0.584	65.185	61.818	38.182	34.815	63.502	18.05.2018 22:26:45
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	0.150	0.042	0.547	0.716	0.620	86.467	44.983	55.017	13.333	65.825	18.05.2018 22:26:45
6. INF3 - частный критерий Хилварт: разности между фактами	Семантический резонанс зна...	0.477	0.443	0.492	0.556	0.523	93.333	48.788	51.212	6.667	71.061	18.05.2018 22:26:52
6. INF3 - частный критерий Хилварт: разности между фактами	Сумма знаний	0.293	0.358	0.509	0.637	0.558	93.333	48.788	51.212	6.667	71.061	18.05.2018 22:26:52
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.405	0.255	0.571	0.702	0.630	66.667	54.394	45.606	33.333	60.530	18.05.2018 22:26:59
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	0.043	0.015	0.577	0.899	0.703	77.778	43.384	56.616	22.222	60.581	18.05.2018 22:26:59
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.708	0.244	0.498	0.760	0.602	55.556	67.475	32.525	44.444	61.515	18.05.2018 22:27:06
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	0.042	0.007	0.617	0.851	0.716	86.467	44.983	55.017	13.333	65.825	18.05.2018 22:27:06
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.493	0.389	0.530	0.615	0.569	91.667	33.030	66.970	8.333	62.348	18.05.2018 22:27:12
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.607	0.303	0.487	0.608	0.541	93.333	31.364	68.636	6.667	62.348	18.05.2018 22:27:13
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.725	0.290	0.493	0.650	0.560	90.370	41.886	58.114	9.630	66.128	18.05.2018 22:27:19
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.738	0.134	0.494	0.760	0.599	86.467	44.983	55.017	13.333	65.825	18.05.2018 22:27:19

Рисунок 15. Оценка достоверности моделей Б. Фрагмент

В данном приложении достоверной моделью является INF3. Чтобы улучшить достоверность модели можно воспользоваться режимом 3.7.1

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 15 приведены частичные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций наиболее достоверной модели.

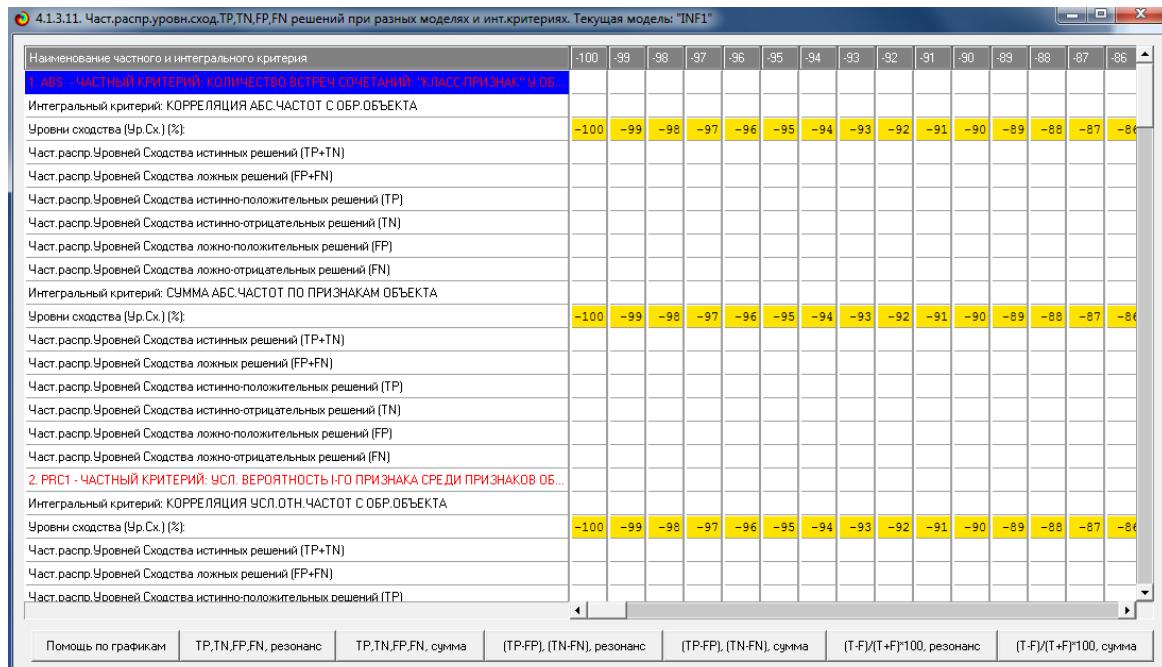


Рисунок 16. INF3 модель уровня сходства решений. Фрагмент

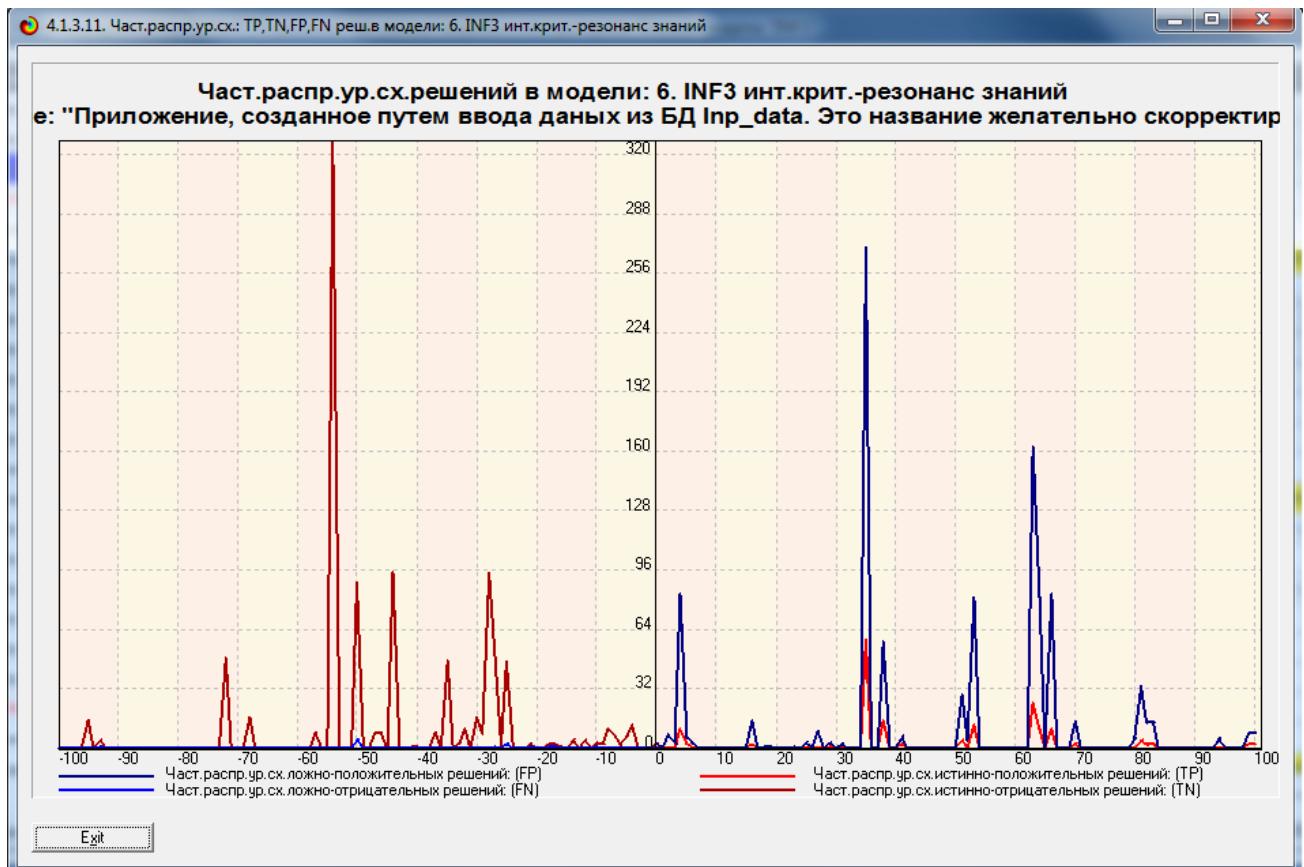


Рисунок 17. Частотное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных состояний объекта моделирования модели

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1 Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF3 В режиме 5.6 и приведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

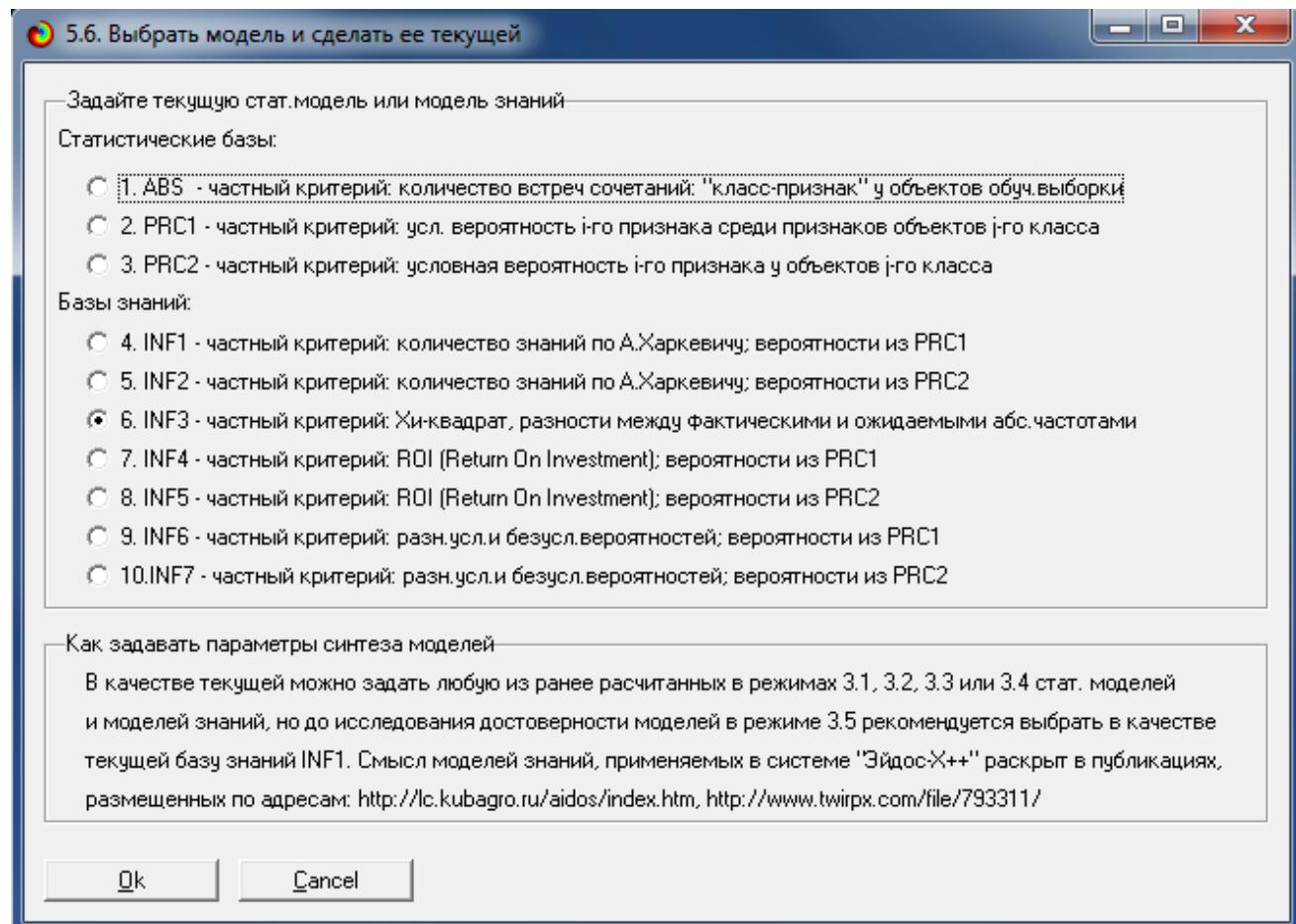


Рисунок 18. Экранная форма режима 5.6. задания модели в качестве текущей

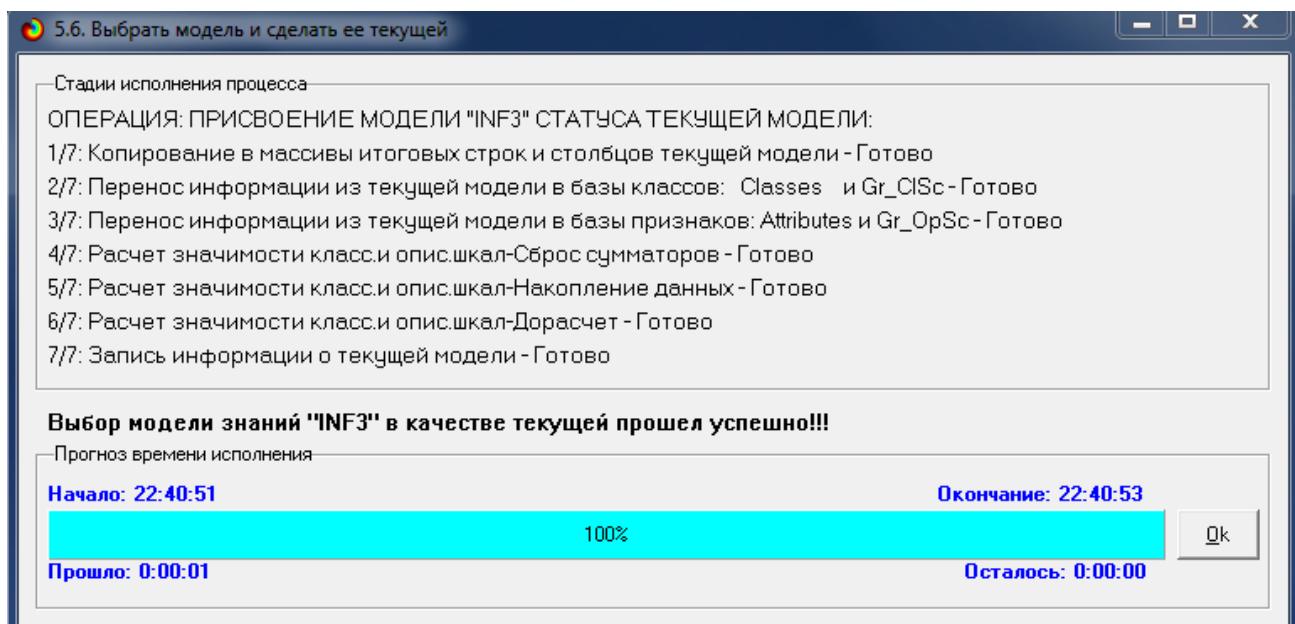


Рисунок 19. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

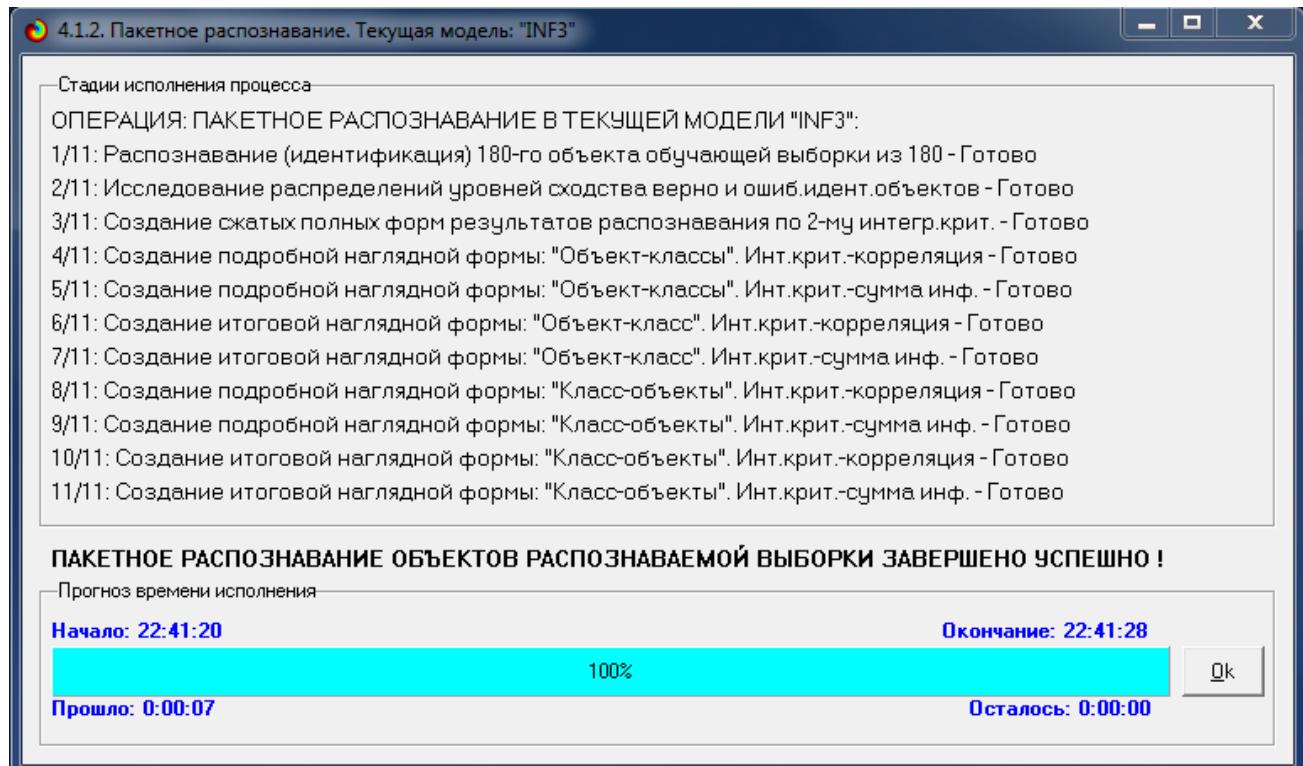


Рисунок 20. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели.

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 отражения результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

1. Подробно наглядно: “Объект-классы”;

2. Подробно наглядно: "Классы-Объекты";
3. Итоги наглядно: "Объект-классы";
4. Итоги наглядно: "Классы-Объекты";
5. Подробно сжато: "Объект-классы".
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях;
7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям 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.

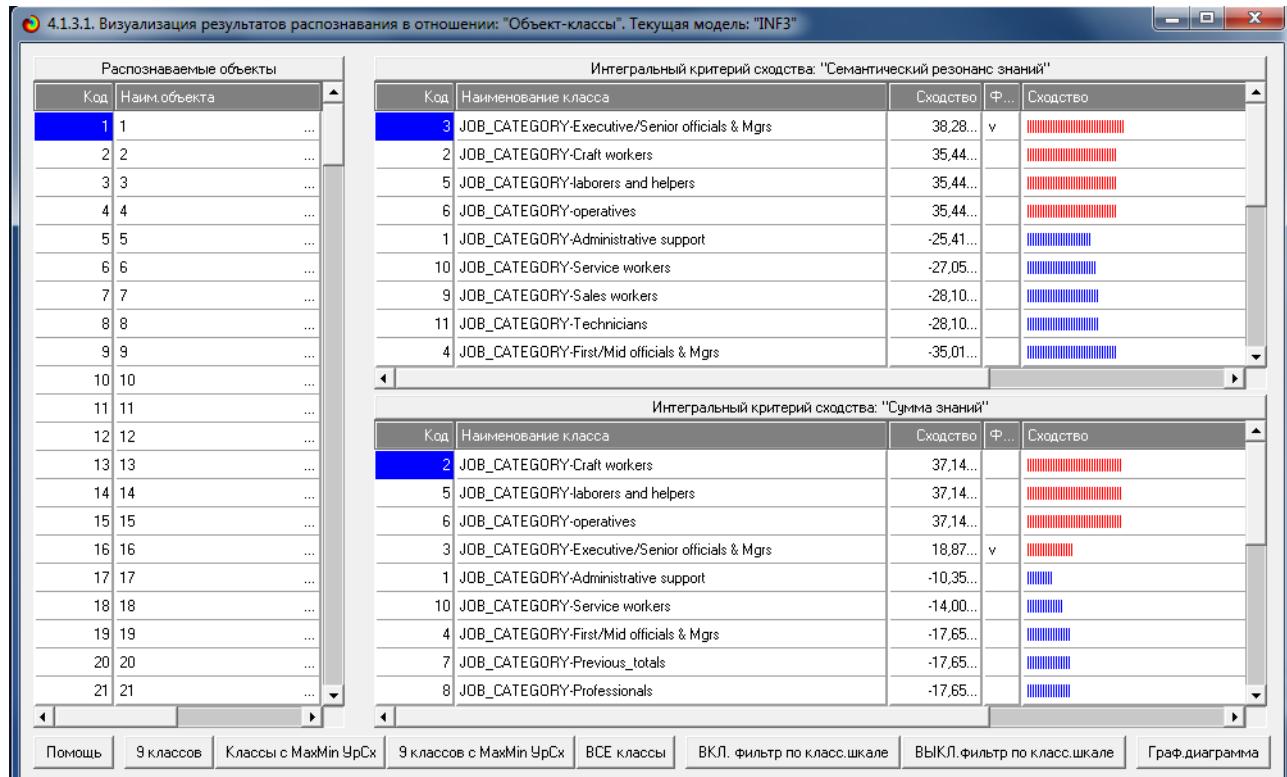


Рисунок 21. Пример идентификации классов и моделей INF3. Фрагмент

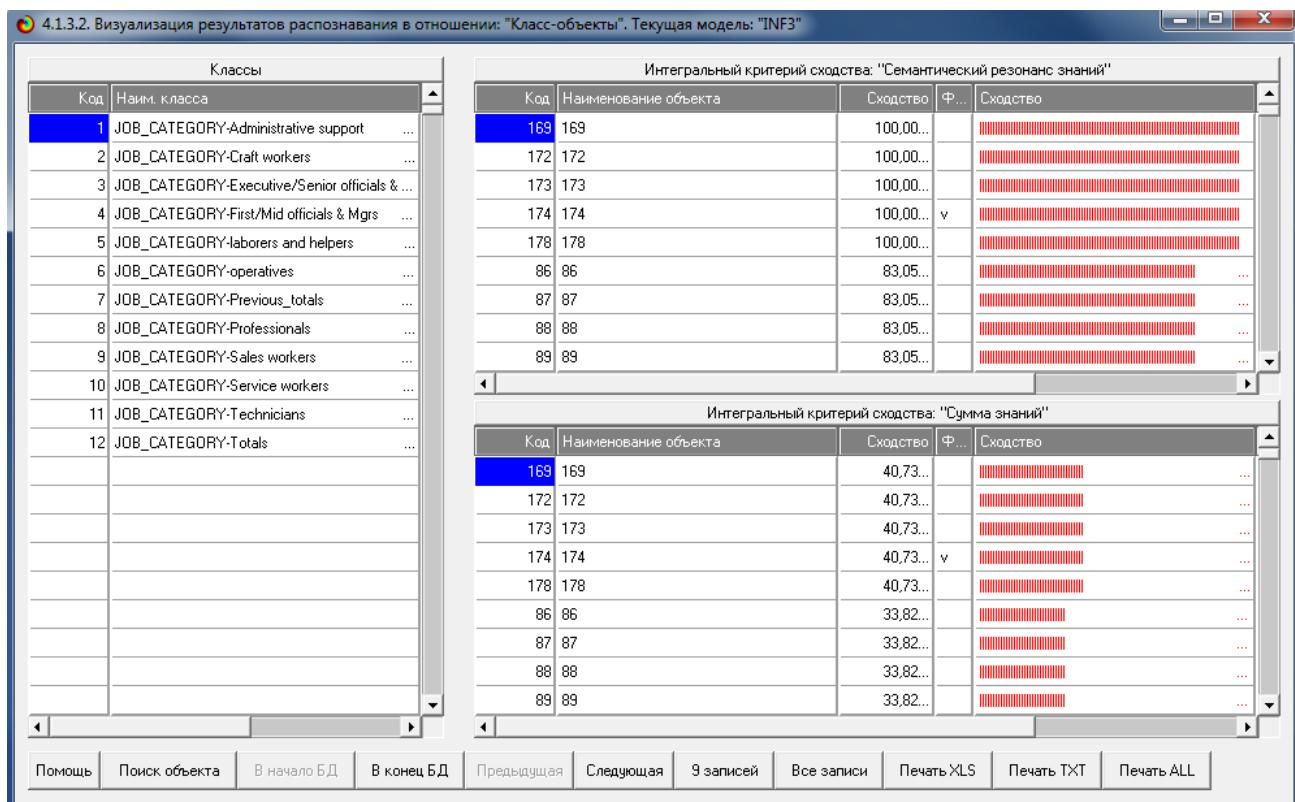


Рисунок 22. Пример идентификации классов и моделей INF3. Фрагмент

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.

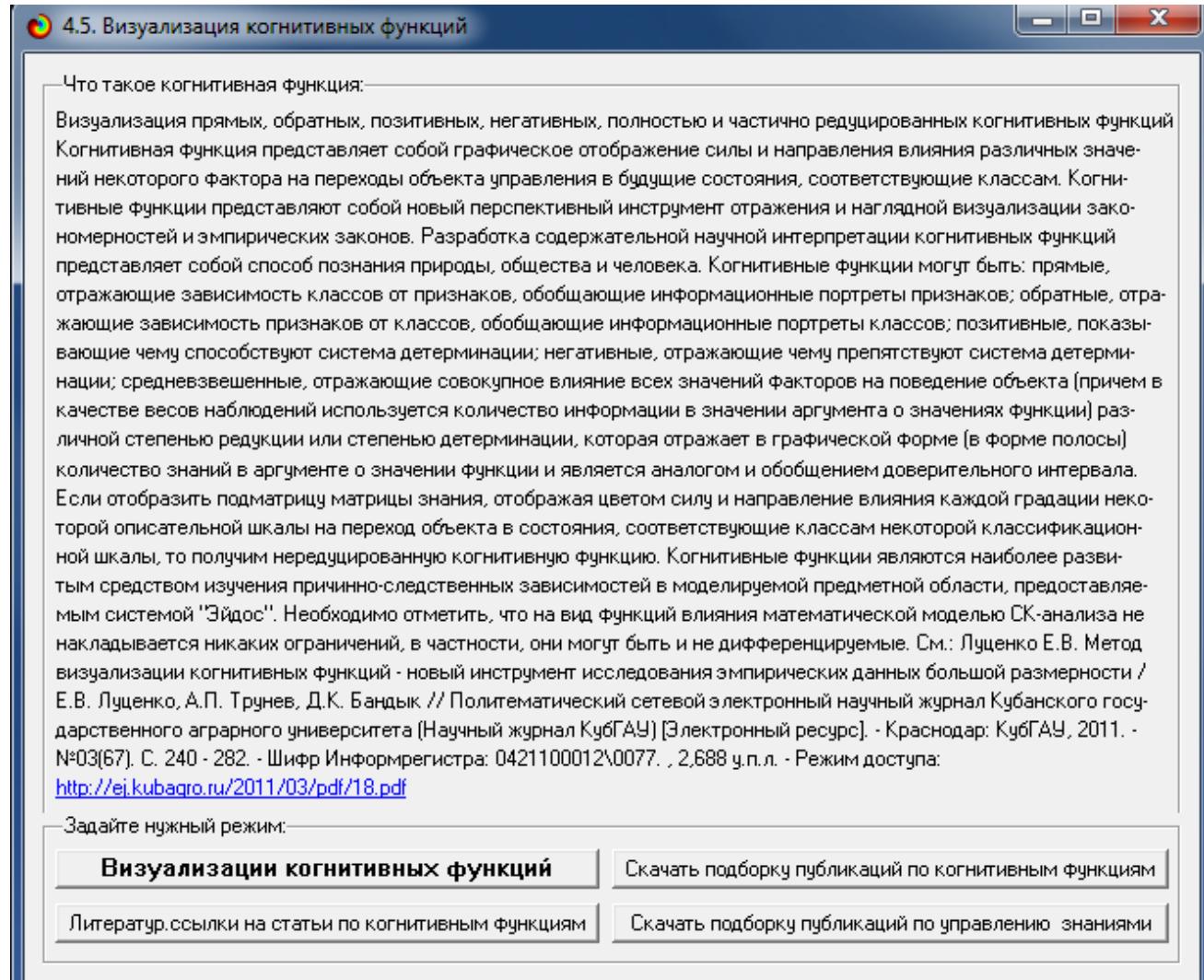


Рисунок 23. Экранная форма режима визуализации когнитивных функций

В когнитивных функциях количество информации в значениях аргумента о значениях функции отображается цветом (красным максимальное, синим минимальное), линией соединены значения функции, о которых в значении аргумента содержаться максимальное количество информации, ширина линии (аналог доверительного интервала) отражает степень неопределенности значения функции, которое тем ниже, чем больше информации о нем значении функции.

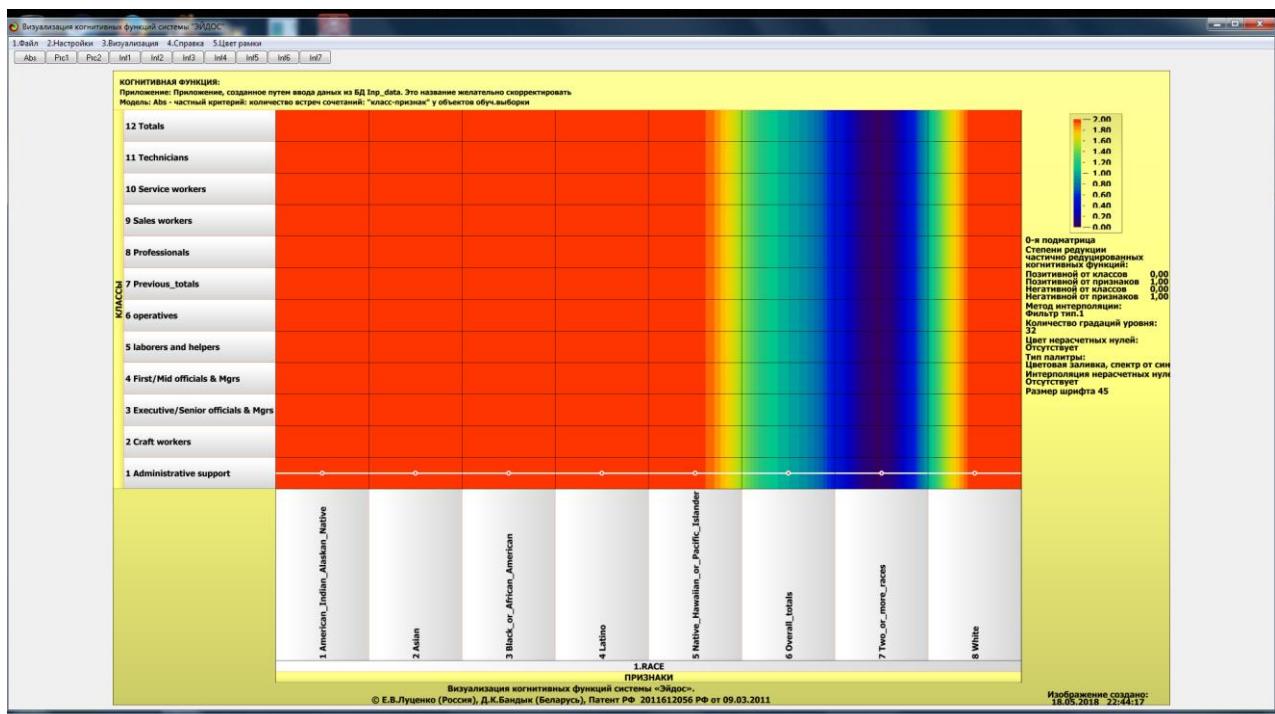


Рисунок 24. Когнитивная функция ABS.

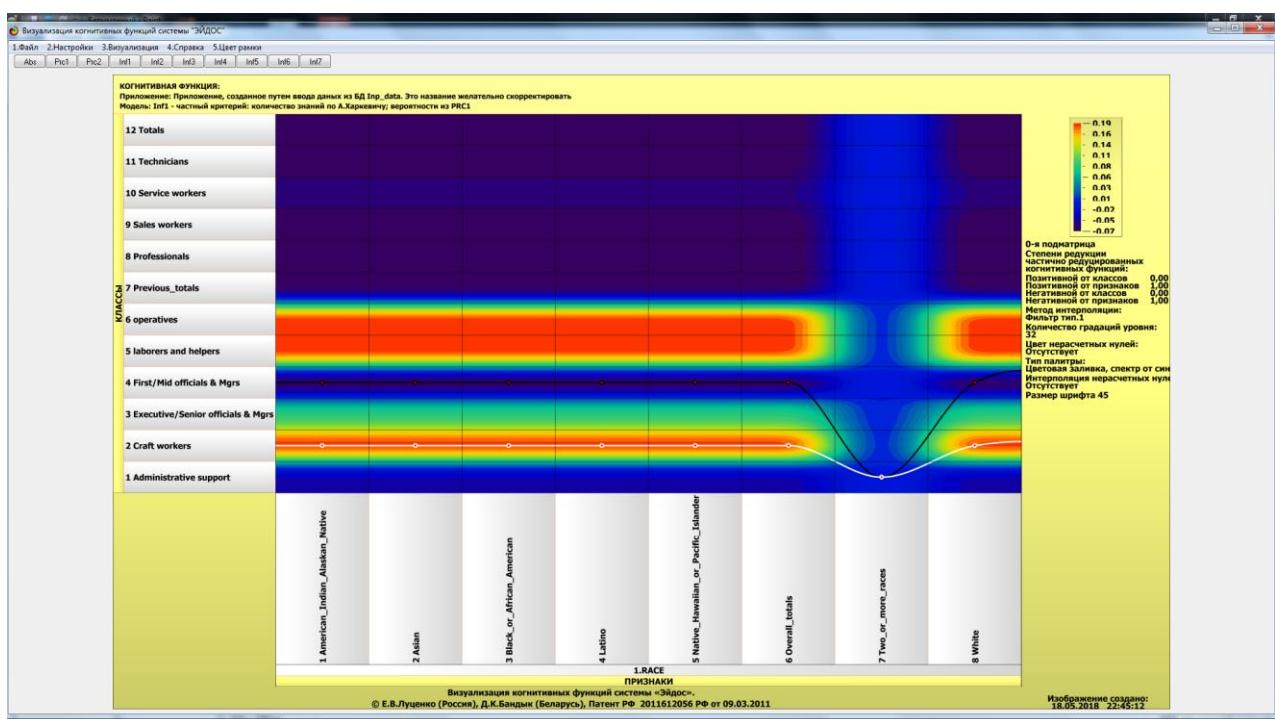


Рисунок 25. Когнитивная функция INF1.

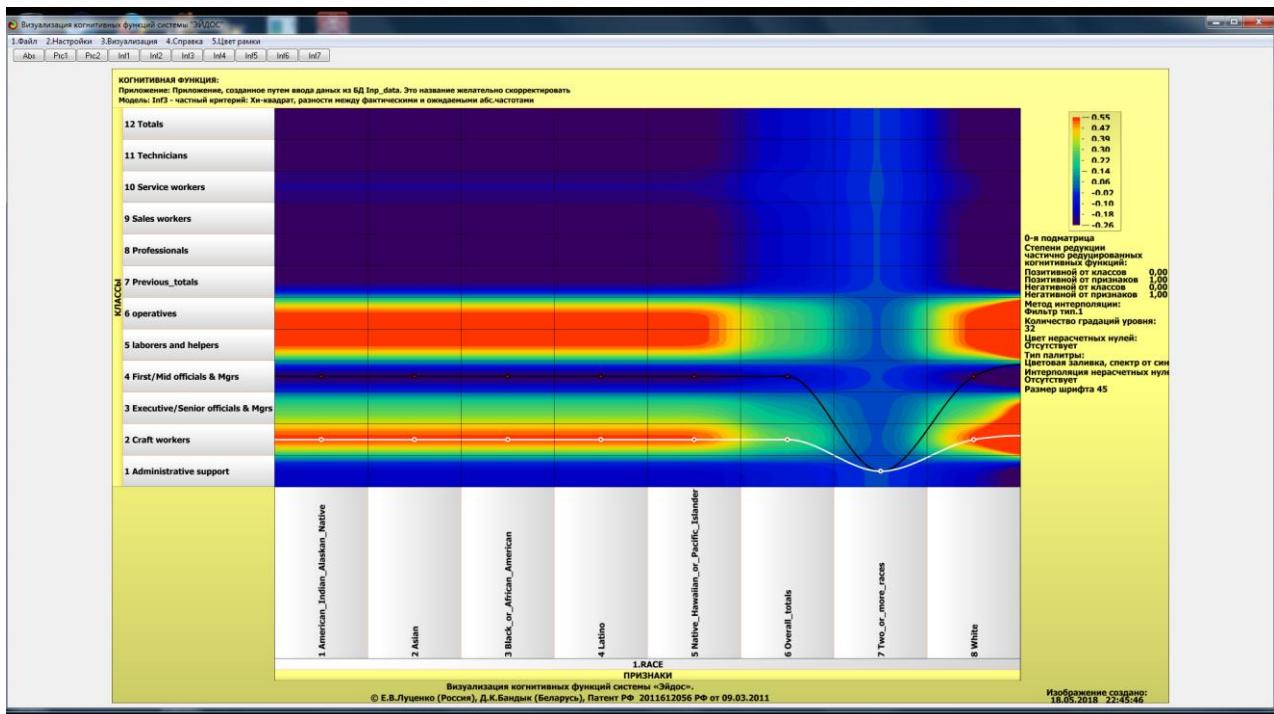


Рисунок 26. Когнитивная функция INF3.

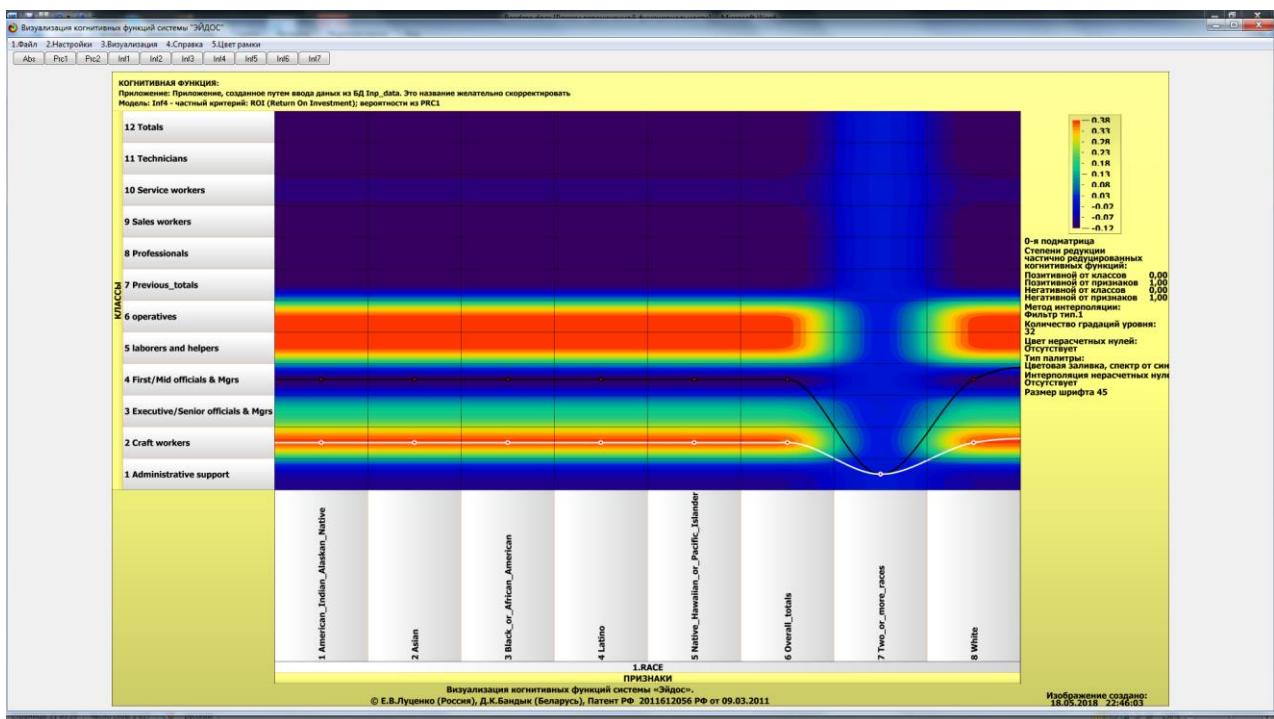


Рисунок 27. Когнитивная функция INF4.

Сходства-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений показателей. Результаты сравнения классов приведены на рисунке:

4.2.1. Информационные портреты классов

Инф.портрет класса:1 "JOB_CATEGORY-Administrative support" в модели:6 "INF3"

Код	Наименование класса		Код	Наименование признака	Значимость
1	JOB_CATEGORY-Administrative support	...	11	COUNT-1/5-{1.0000000, 9352.8000000}	2.776
2	JOB_CATEGORY-Craft workers	...	6	RACE-Overall_totals	-0.076
3	JOB_CATEGORY-Executive/Senior officials & Mgrs...	...	13	COUNT-3/5-{18704.6000000, 28056.4000000}	-0.090
4	JOB_CATEGORY-First/Mid officials & Mgrs	...	14	COUNT-4/5-{28056.4000000, 37408.2000000}	-0.090
5	JOB_CATEGORY-laborers and helpers	...	1	RACE-American_Indian_Alaskan_Native	-0.152
6	JOB_CATEGORY-operatives	...	2	RACE-Asian	-0.152
7	JOB_CATEGORY-Previous_totals	...	3	RACE-Black_or_African_American	-0.152
8	JOB_CATEGORY-Professionals	...	4	RACE-Latino	-0.152
9	JOB_CATEGORY-Sales workers	...	5	RACE-Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander	-0.152
10	JOB_CATEGORY-Service workers	...	8	RACE-White	-0.152
11	JOB_CATEGORY-Technicians	...	15	COUNT-5/5-{37408.2000000, 46760.0000000}	-0.179
12	JOB_CATEGORY-Totals	...	12	COUNT-2/5-{9352.8000000, 18704.6000000}	-0.359
			9	GENDER-female	-0.534
			10	GENDER-male	-0.534

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 MS Excel ВКЛ.фильтр по фактору ВыКЛ.фильтр по фактору Вписать в окно Показать ВСЕ

Рисунок 28. Результаты сравнения классов. Фрагмент

2.3. SWOT и PERS матрицы диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Результаты SWOT-анализа выводились в форме индивидуальных 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.

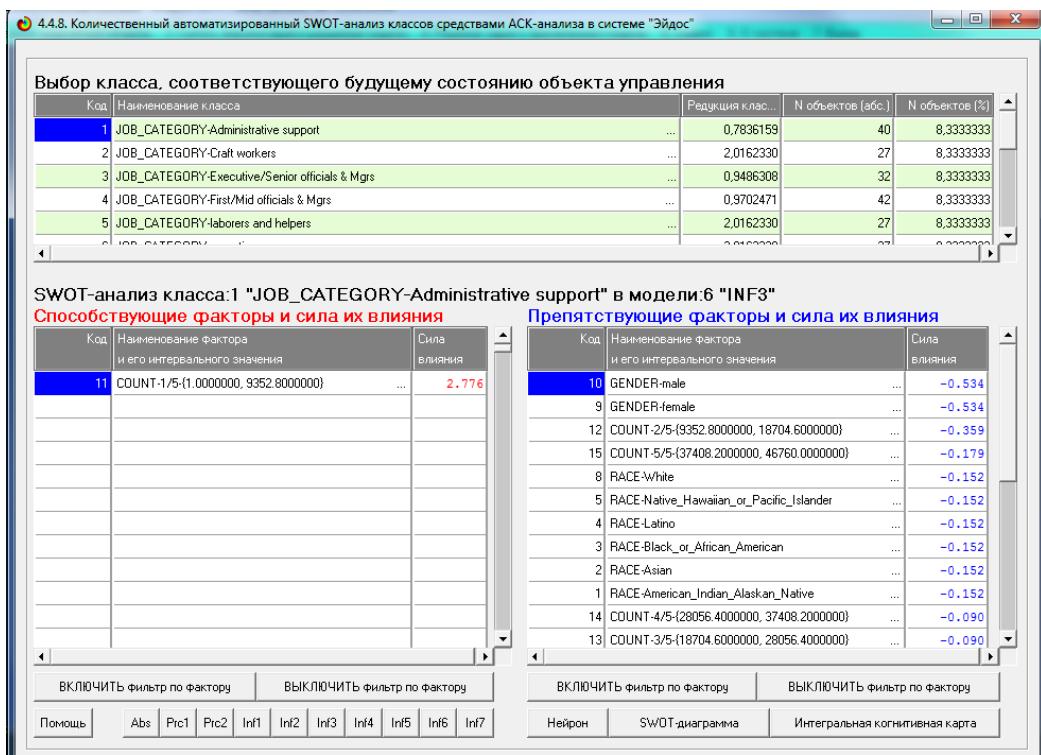


Рисунок 29. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов. Фрагмент

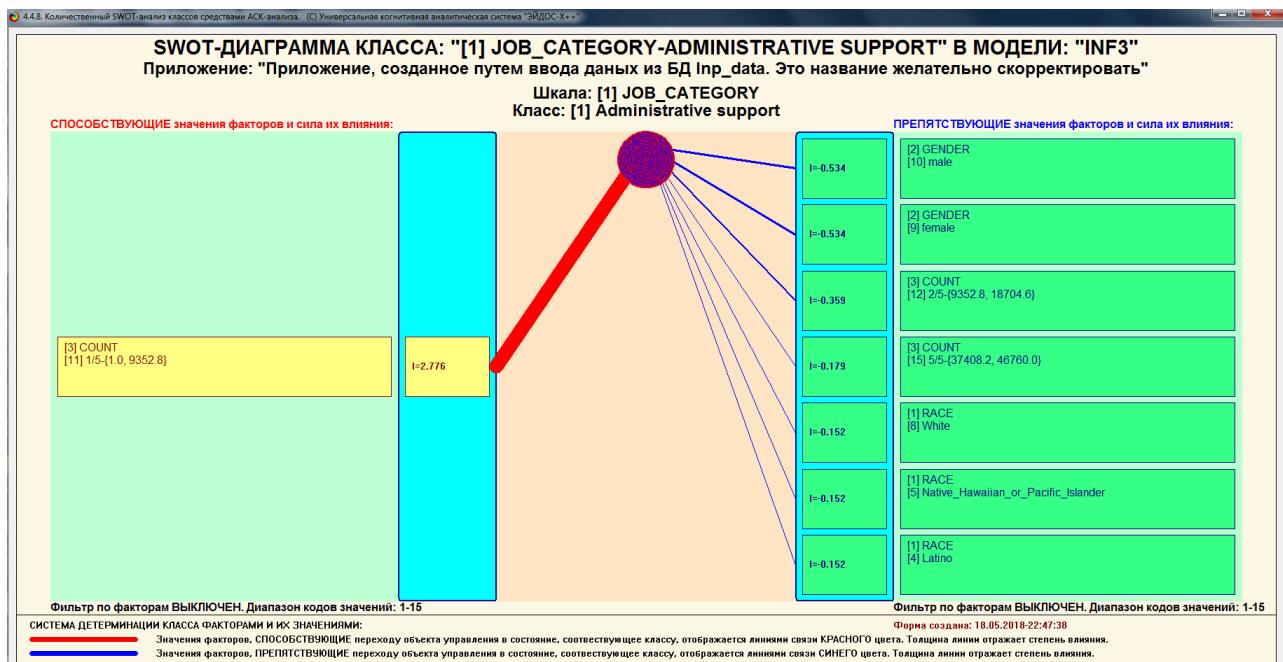


Рисунок 30. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков

На рисунках 31, 33 приведены результаты кластерно-конструктивного анализа признаков:

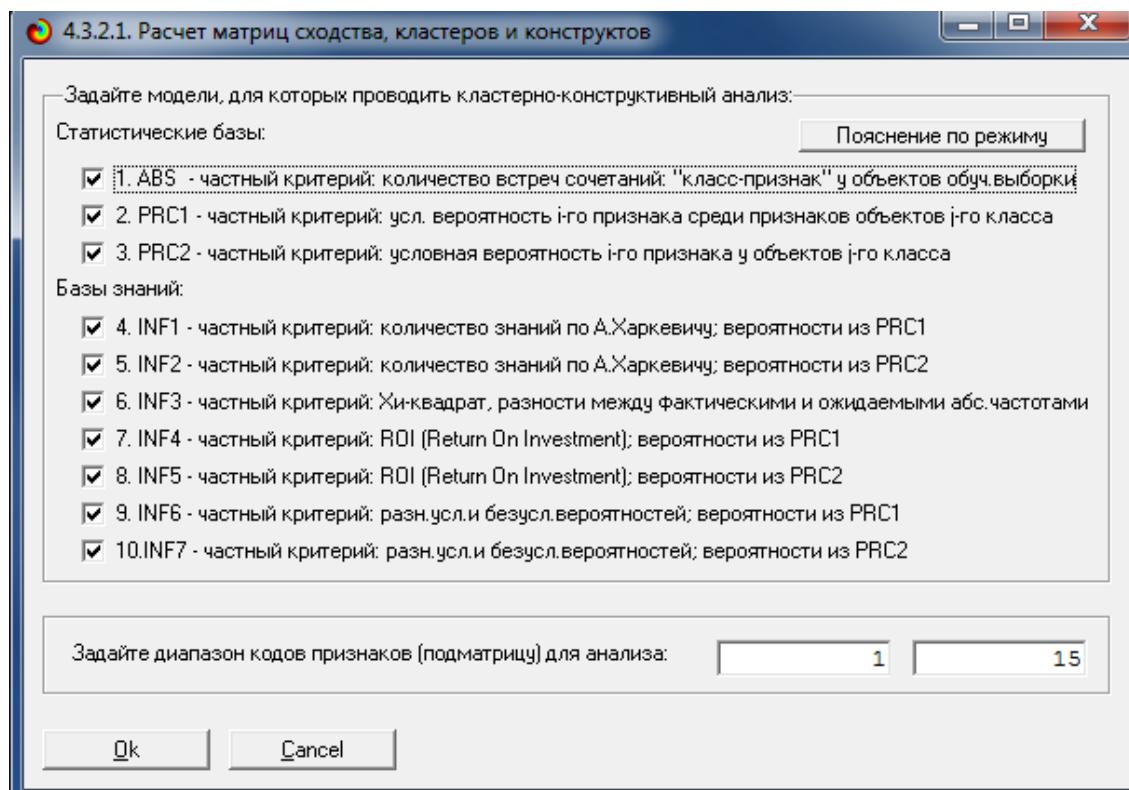


Рисунок 31. Расчет кластерно-конструктивного анализа признаков

A)

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

Конструкт признака:1 "RACE-American_Indian_Alaskan_Native" в модели:4 "INF1"

Код	Наименование признака
1	RACE-American_Indian_Alaskan_Native
2	RACE-Asian
3	RACE-Black_or_African_American
4	RACE-Latino
5	RACE-Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander
6	RACE-Overall_totals
7	RACE-Two_or_more_races
8	RACE-White
9	GENDER-female
10	GENDER-male
11	COUNT-1/5-(1.0000000, 9352.8000000)
12	COUNT-2/5-(9352.8000000, 18704.6000000)
13	COUNT-3/5-(18704.6000000, 28056.4000000)
14	COUNT-4/5-(28056.4000000, 37408.2000000)
15	COUNT-5/5-(37408.2000000, 46760.0000000)

№	Код признака	Наименование признака	Сходство
1	1	RACE-American_Indian_Alaskan_Native	100.000
2	2	RACE-Asian	100.000
3	3	RACE-Black_or_African_American	100.000
4	4	RACE-Latino	100.000
5	5	RACE-Native_Hawaiian_or_Pacific_Islander	100.000
6	6	RACE-Overall_totals	100.000
7	8	RACE-White	100.000
8	9	GENDER-female	100.000
9	10	GENDER-male	100.000
10	7	RACE-Two_or_more_races	
11	13	COUNT-3/5-(18704.6000000, 28056.4000000)	-22.018
12	14	COUNT-4/5-(28056.4000000, 37408.2000000)	-22.018
13	15	COUNT-5/5-(37408.2000000, 46760.0000000)	-32.587
14	12	COUNT-2/5-(9352.8000000, 18704.6000000)	-51.220
15	11	COUNT-1/5-(1.0000000, 9352.8000000)	-63.075

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ.фильтр по кл.шкале ВЫКЛ.фильтр по кл.шкале Вписать в окно Показать все

Рисунок 32. Кластерно-конструктивный анализ признаков. Фрагмент

Б)

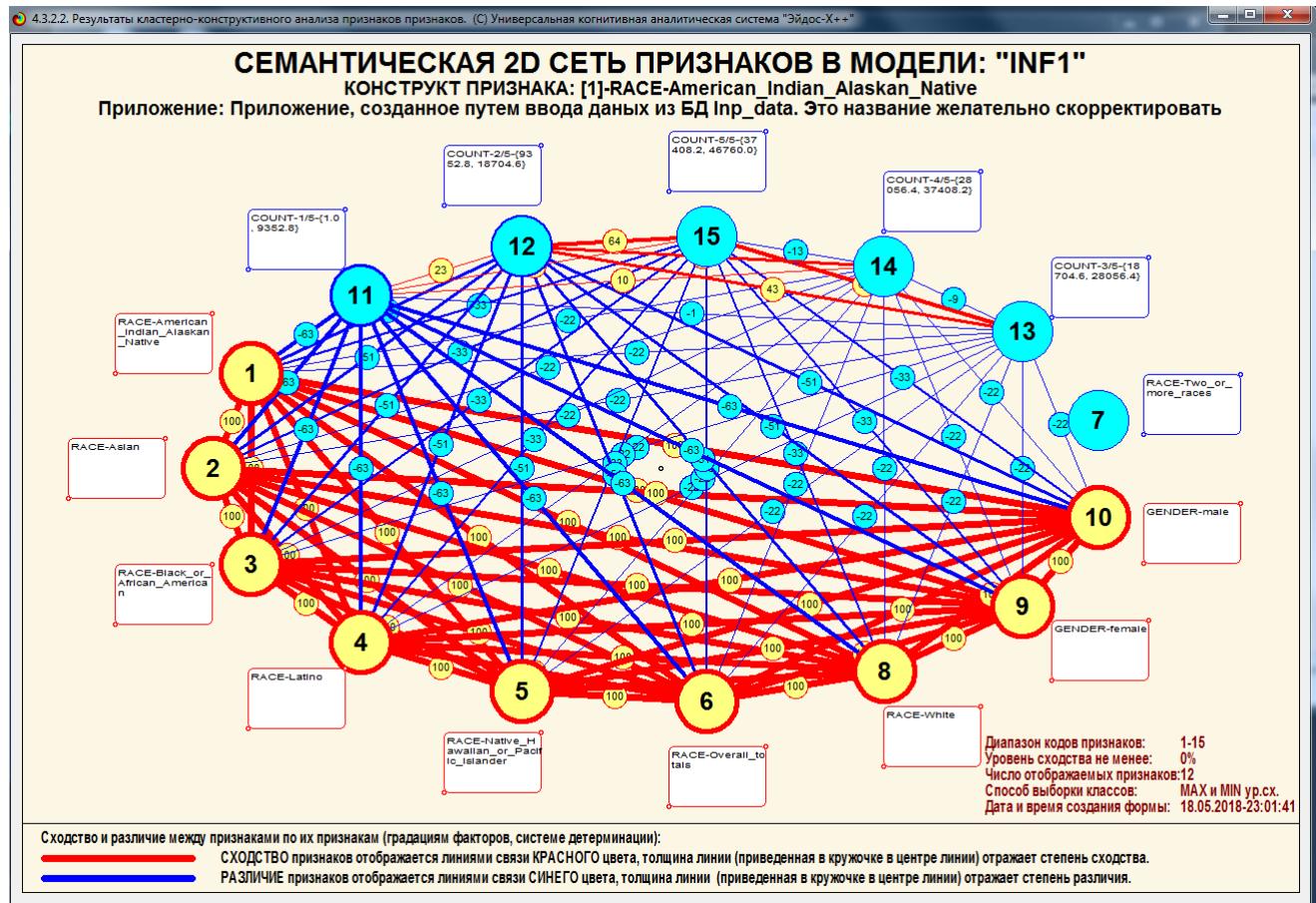


Рисунок 33. Результат кластерно-конструктивного анализа признаков

2.5 Нелокальные нейроны и нейронные сети

На рисунках 35 и 36 представлены примеры работы модели нелокальных нейронов и нейронных сетей.

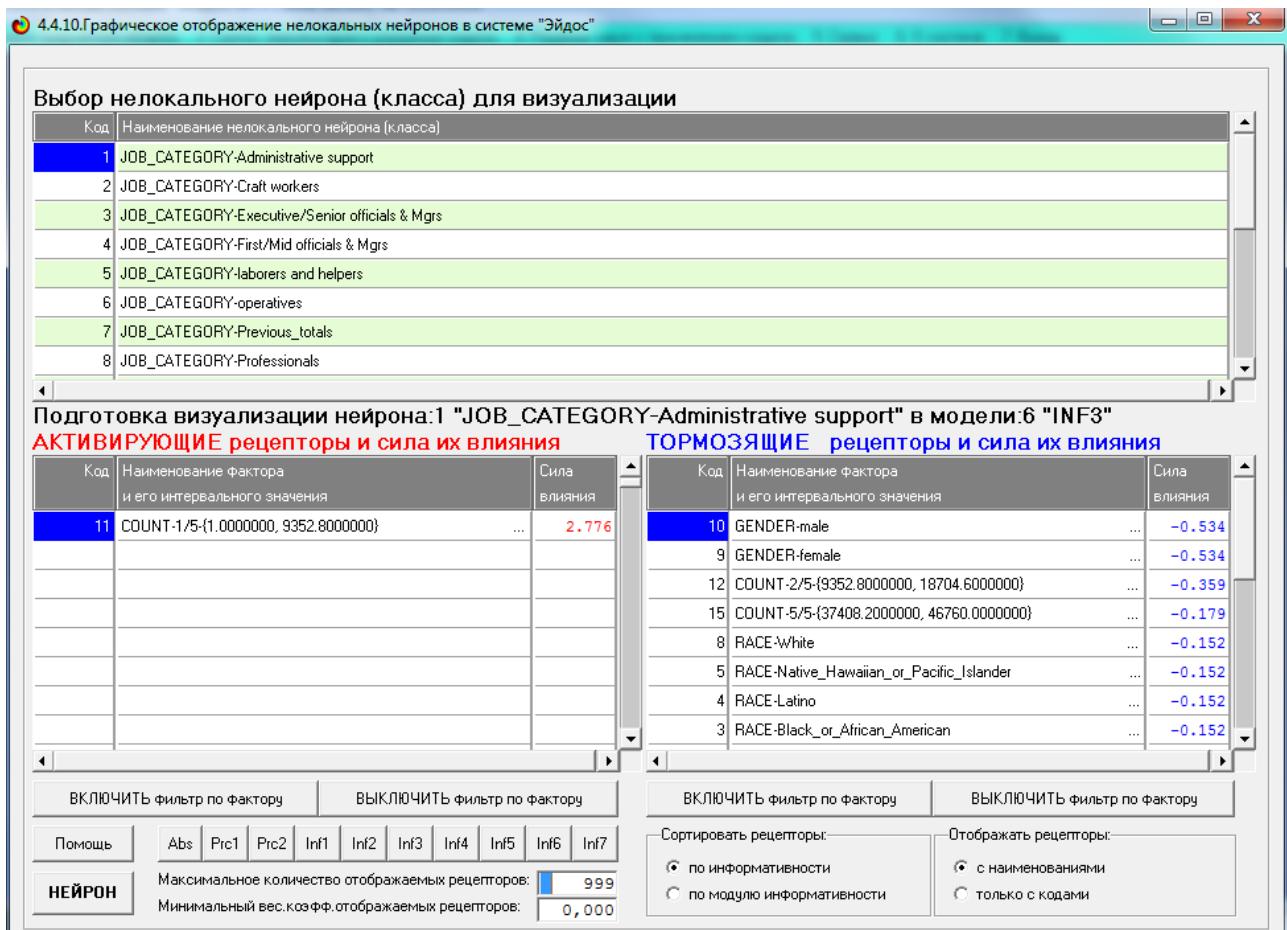


Рисунок 34. Графическое отображение нелокальных нейронов. Фрагмент

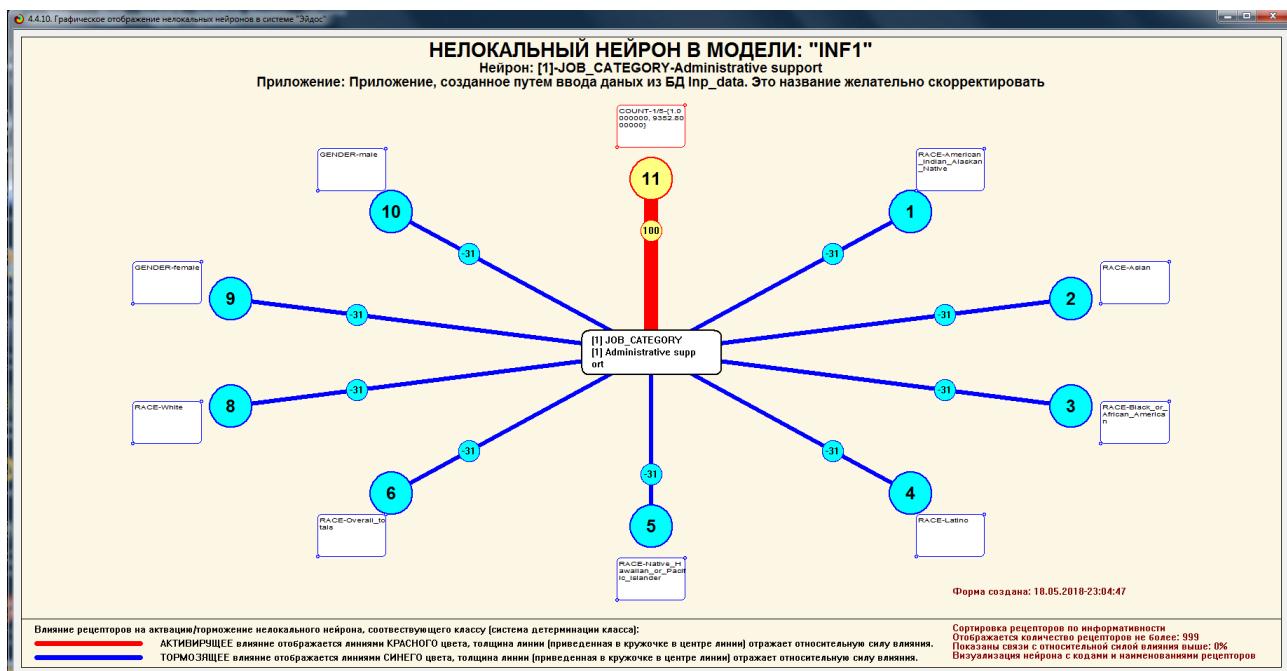


Рисунок 35. Граф отображение нелокальных нейронов

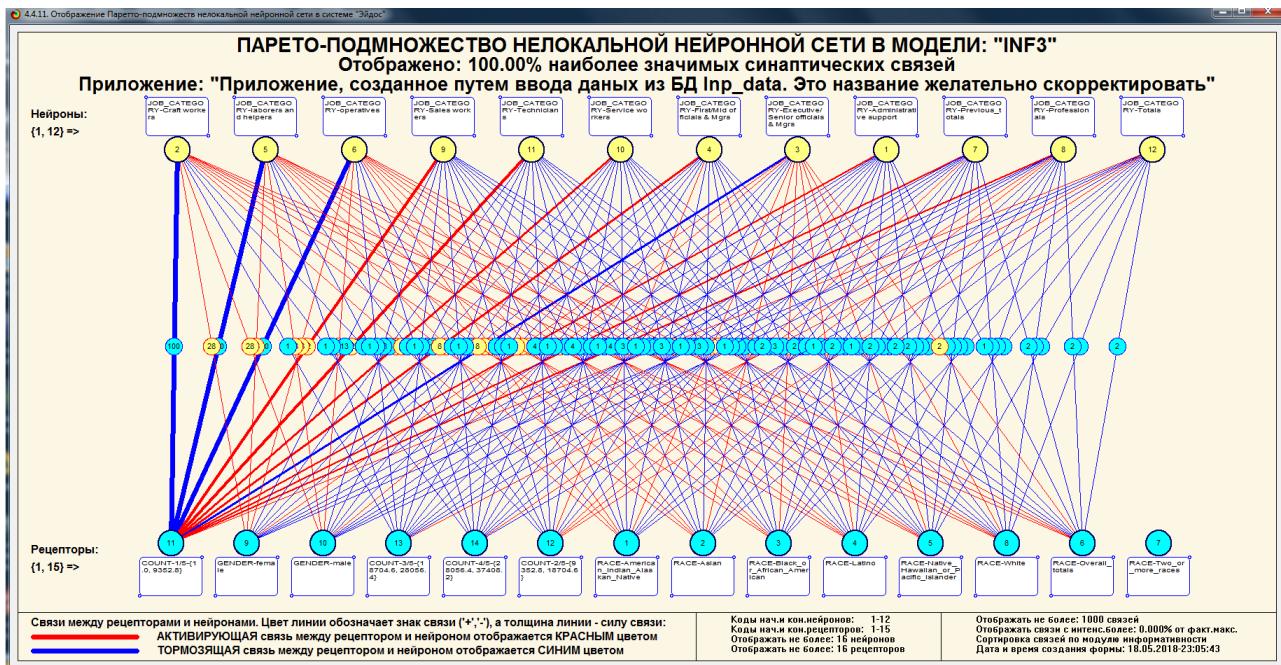


Рисунок 36. Отображение Паретто-подмножеств нейронной сети.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество аналогов систем искусственного интеллекта, возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу репозитория UCI. В данной работе приводится развернутый пример использования базы данных репозитория 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 0.714. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется L1-критерий профессора Е. В. Луценко, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф. Е. В. Луценко.

ЛИТЕРАТУРА

1. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у. п. л.
2. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Лаптев В.Н. Теоретические основы и технология применения системно-когнитивного анализа в автоматизированных системах обработки информации и управления. – Майкоп: АГУ, 2009-536с.
3. Луценко Е.В., Лойко В.И., Лаптев В.Н. Современные информационно-коммуникационные технологии в научно-исследовательской деятельности и образовании: учеб. пособие.- Краснодар: КубГАУ, 2017.-450с.
4. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у. п. л.