

Министерство сельского хозяйства российской федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
им. И.Т. Трубилина

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

Лабораторная работа

по дисциплине: Интеллектуальные информационные системы

на тему:

АСК – анализ зависимости численности занятых от уровня образования
населения за 1995-2004 гг.

выполнил студент группы:
ПИ1401 Дымчук Анастасия Анатольевна

Руководитель работы:
профессор Луценко Е.В.

Краснодар 2017

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	4
1.1. ОПИСАНИЕ РЕШЕНИЯ.....	4
1.2. ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ ИЗ HTML-ФОРМАТА В ФАЙЛ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ MS EXCEL.....	4
1.3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ	13
1.4. ВИДЫ МОДЕЛЕЙ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС»	15
1.5. РЕЗУЛЬТАТЫ ВЕРИФИКАЦИИ МОДЕЛЕЙ	17
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	20
2.1. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ.....	20
2.2. КОГНИТИВНЫЕ ФУНКЦИИ	24
2.3. SWOT и PEST МАТРИЦЫ И ДИАГРАММЫ	30
2.4. КЛАСТЕРНО-КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ ПРИЗНАКОВ	33
2.5. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОНЫ И НЕЙРОННЫЕ СЕТИ.....	35
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	37
ЛИТЕРАТУРА	38

ВВЕДЕНИЕ

Интеллект или ум — качество психики, состоящее из способности приспосабливаться к новым ситуациям, способности к обучению и запоминанию на основе опыта, пониманию и применению абстрактных концепций, и использованию своих знаний для управления окружающей средой. Интеллект — это общая способность к познанию и решению трудностей, которая объединяет все познавательные способности человека: ощущение, восприятие, память, представление, мышление, воображение.

Так, 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 представлен АСК — анализ зависимости численности занятого в экономике населения от уровня образования в России за 1995-2004 года. В качестве входных данных используется статистическая таблица «Распределение численности занятых в экономике по уровню образования за 1995-2004 гг.».

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 база данных тестовых задач для систем искусственного интеллекта репозитория UCI.

Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Word и Excel, блокнот, а также систему искусственного интеллекта «Эйдос-Х++».

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 HTML-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 HTML-формата в файл исходных данных MS Excel

Из электронного ресурса баз данных <http://statistika.ru/> возьмем базу данных занятого населения – «Распределение численности занятых в экономике по уровню образования за 1995-2004 гг.»: http://statistika.ru/stat/stat5/2007/12/21/stat5_10146.html , в которой оставим следующие колонки:

- Объект
- Всего занятого населения, тыс. чел
- Высшее профессиональное, тыс. чел
- Неполное высшее профессиональное, тыс. чел
- Среднее профессиональное, тыс. чел
- Начальное профессиональное, тыс. чел
- Среднее (полное) общее, тыс. чел

- Основное общее, тыс. чел
- Начальное общее, не имеют начального общего, тыс. чел
- Высшее профессиональное, %
- Неполное высшее профессиональное, %
- Среднее профессиональное, %
- Начальное профессиональное, %
- Среднее (полное) общее, %
- Основное общее, %
- Начальное общее, не имеют начального общего, %

Столбцы 1, 3-16 описательные шкалы.

Столбец 2 является классификационной шкалой. Этот столбец показывает общее количество занятого в экономике по уровню образования за 1995-2004 гг. населения.

Обучающая выборка:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
	Объект	Общее занятое население, тыс. чел	высшее профессиональное, тыс. чел	неполное высшее профессиональное, тыс. чел	среднее профессиональное, тыс. чел	начальное профессиональное, тыс. чел	среднее (полное) общее, тыс. чел	основное общее, тыс. чел	начальное общее, не имеют начального общего, тыс. чел	высшее профессиональное, %	неполное высшее профессиональное, %	среднее профессиональное, %	начальное профессиональное, %	среднее (полное) общее, %	основное общее, %	начальное общее, не имеют начального общего, %	
1																	
2	1995 (всего)	64149	11777	963	21342	0	21312	7654	1101	18,4	1,5	33,3	0	33,2	11,9	1,7	
3	2000 (всего)	64465	13953	2900	18508	7084	15138	5594	1288	21,6	4,5	28,7	11	23,5	8,7	2	
4	2001 (всего)	64664	15407	1595	20107	7619	14754	4573	610	23,8	2,5	31,1	11,8	22,8	7,1	0,9	
5	2002 (всего)	65766	15382	1618	21174	7403	15343	4344	502	23,4	2,5	32,2	11,3	23,3	6,6	0,8	
6	2003 (всего)	67152	15821	1389	17975	11058	15399	4951	560	23,6	2,1	26,8	16,5	22,9	7,4	0,8	
7	2004 (всего)	67134	16739	1334	17521	11823	15174	4180	362	24,9	2	26,1	17,6	22,6	6,2	0,5	
8	1995 (м)	33720	5675	541	9445	0	12487	4849	723	16,8	1,6	28	0	37	14,4	2,1	
9	2000 (м)	33374	6595	1393	8465	4211	8657	3319	733	19,8	4,2	25,4	12,6	25,9	9,9	2,2	
10	2001 (м)	33435	7215	796	9059	4844	8325	2821	375	21,6	2,4	27,1	14,5	24,9	8,4	1,1	
11	2002 (м)	33615	6966	791	9632	4668	8635	2660	262	20,7	2,4	28,7	13,9	25,7	7,9	0,8	
12	2003 (м)	34199	7290	688	7382	6810	8751	2972	305	21,3	2	21,6	19,9	25,6	8,7	0,9	
13	2004 (м)	34177	7698	626	7082	7473	8498	2609	189	22,5	1,8	20,7	21,9	24,9	7,6	0,6	
14	1995 (ж)	30429	6102	422	11897	0	8826	2805	378	20,1	1,4	39,1	0	29	9,2	1,2	
15	2000 (ж)	31091	7357	1507	10043	2873	6491	2275	554	23,7	4,8	32,3	9,2	20,8	7,3	1,8	
16	2001 (ж)	31229	8192	800	11048	2775	6429	1751	234	26,2	2,6	35,4	8,9	20,6	5,6	0,8	
17	2002 (ж)	32151	8416	827	11542	2735	6708	1684	240	26,2	2,6	35,9	8,5	20,9	5,2	0,7	
18	2003 (ж)	32963	8531	700	10593	4248	6647	1979	255	25,9	2,1	32,1	12,9	20,2	6	0,8	
19	2004 (ж)	32968	9041	708	10439	4350	6676	1571	173	27,4	2,1	31,7	13,2	20,3	4,8	0,5	
20																	
21																	
22																	
23																	
24																	

Рисунок 1 – АСК-анализ зависимости численности занятых от уровня образования населения.xls

Поскольку ввод исходных данных в систему «Эйдос» планируется осуществить с помощью ее универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных, который работает с файлами MS Excel, то преобразуем данные из html-файла в xls-файл, для чего выполним следующие операции.

Скопируем получившуюся таблицу из MS Word в MS Excel и запишем ее с именем: Inp_data.xls в папку: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\. В файле Inp_data.xls добавим пустую колонку на позиции «А» и заполним ее строки в соответствии с выбранным временным интервалом, а именно с 1995 г. по 2004 г., для всего населения, а также отдельно для мужчин и женщин. 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 2).

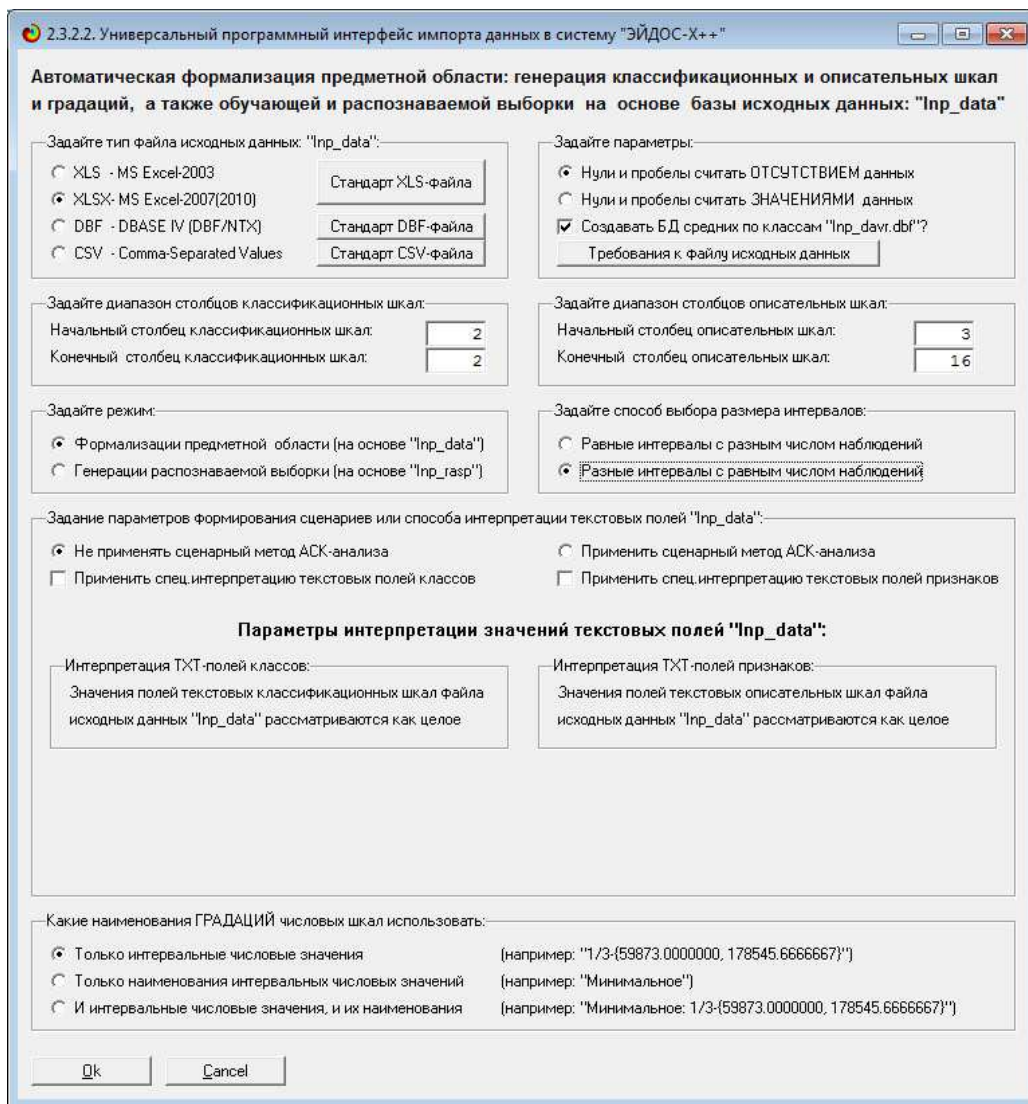


Рисунок 2 – Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос» (режим 2.3.2.2.)

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

— «Задайте тип файла исходных данных Inp_data»: «XLSX – MS Excel- 2007(2010)»;

— «Задайте диапазон столбцов классификационных шкал»: «Начальный столбец классификационных шкал» – 2, «Конечный столбец классификационных шкал» – 2 (второй столбец в таблице);

— «Задайте диапазон столбцов описательных шкал»: «Начальный столбец описательных шкал» – 3, «Конечный столбец описательных шкал» – 16;

— «Задайте способ выбора размера интервалов»: «Разные интервалы с равным числом наблюдений»;

— «Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей»: «Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец. интерпретацию ТХТ-полей».

После нажать кнопку «ОК». Далее открывается окно, где размещена информация о 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	1	3	3,00	14	42	3,00
Текстовые	0	0	0,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	1	3	3,00	14	42	3,00

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Рисунок 3 – Задание размерности модели системы «Эйдос»

Далее открывается окно, отображающее 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».

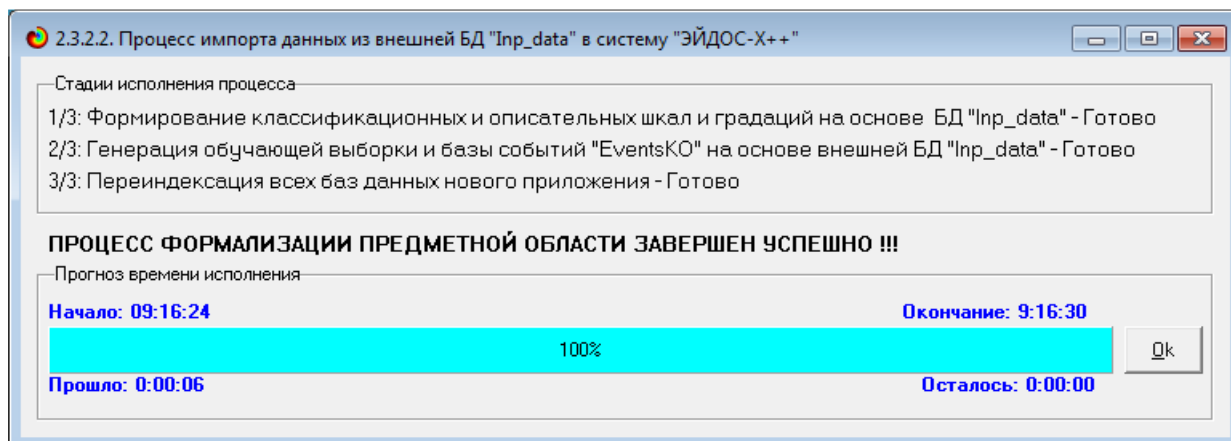


Рисунок 4 – Процесс импорта данных из внешней БД «Inp_data.xls» в систему «Эйдос»

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 5).

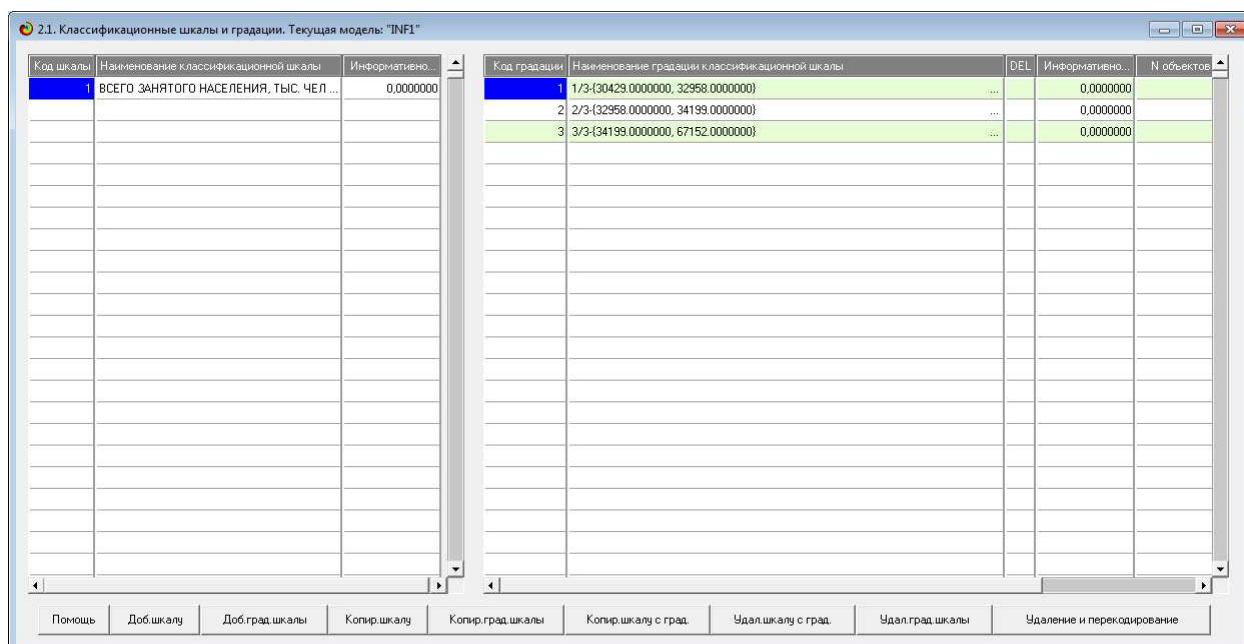


Рисунок 5 – Классификационные шкалы и градации

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 6), а обучающей выборки режим 2.3.1. (рисунок 7):

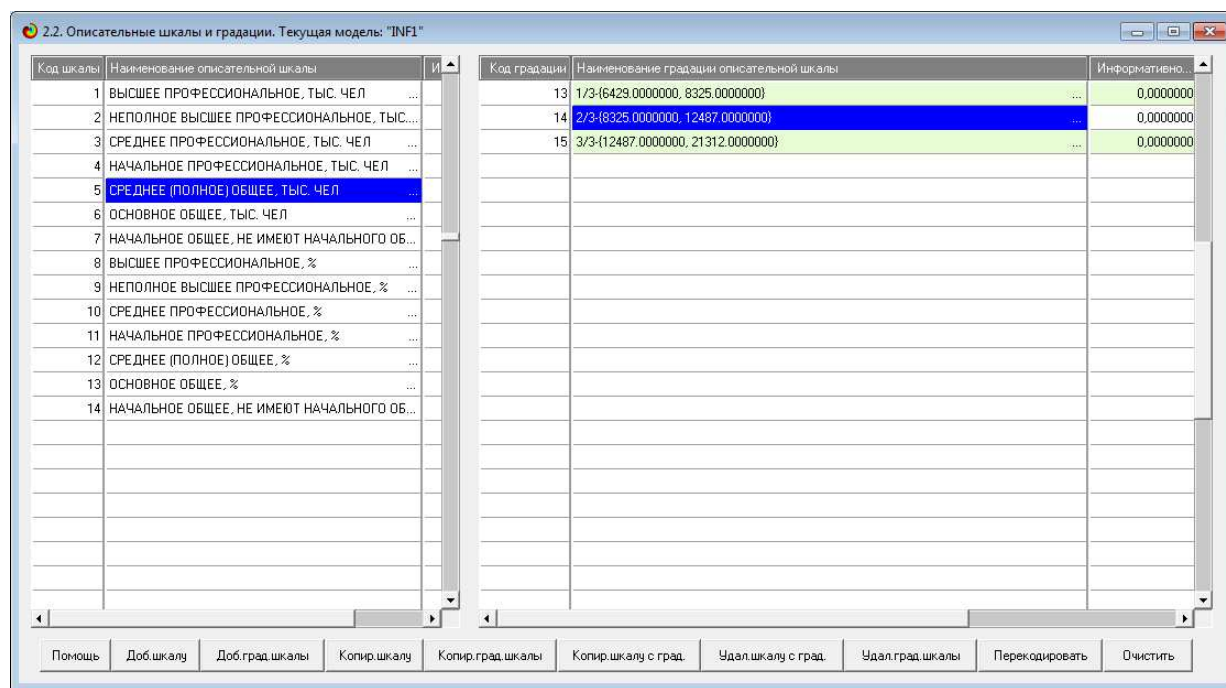


Рисунок 6 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

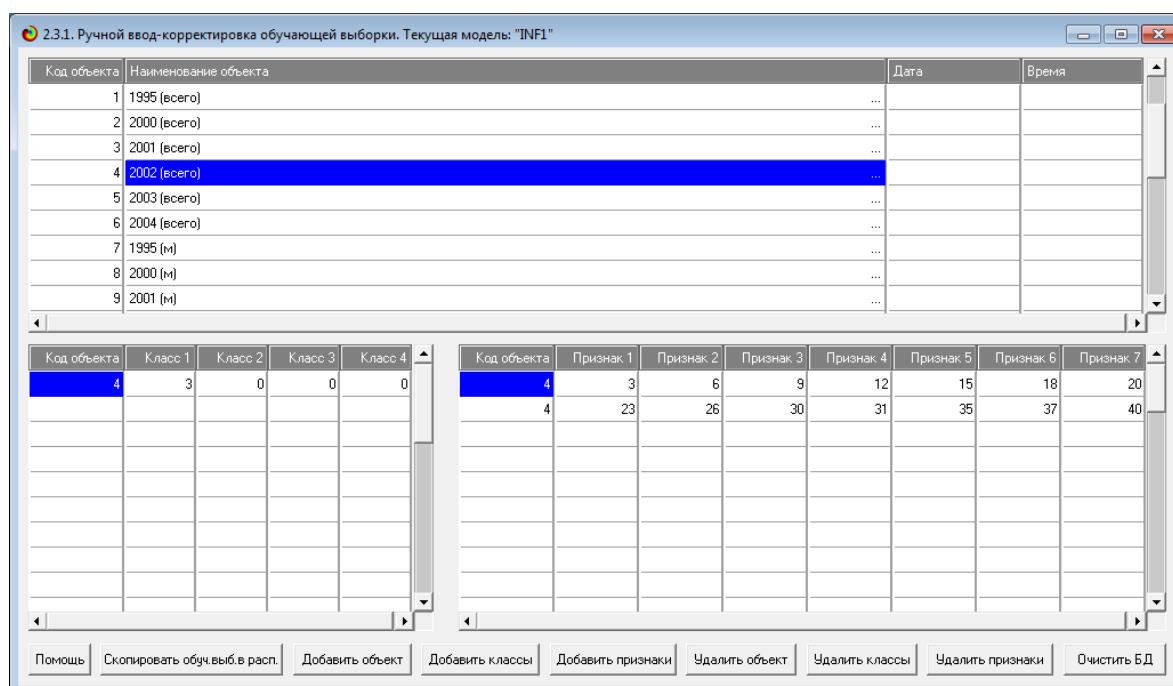


Рисунок 7 – Обучающая выборка (фрагмент)

ПАРАМЕТРЫ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ С АДАПТИВНЫМИ ГРАНИЦАМИ И ПРИМЕРНО РАВНЫМ КОЛИЧЕСТВОМ НАБЛЮДЕНИЙ ПО ГРАДАЦИЯМ
с коррекцией ошибки округления числа наблюдений по интервалу градации при переходе к следующей градации

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
1 Наим.градации: 1/3-{30429.0000000, 32958.0000000}, размер интервала=2529.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
2 Наим.градации: 2/3-{32958.0000000, 34199.0000000}, размер интервала=1241.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
3 Наим.градации: 3/3-{34199.0000000, 67152.0000000}, размер интервала=32953.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
1 Наим.градации: 1/3-{ 5675.0000000, 7290.0000000}, размер интервала=1615.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
2 Наим.градации: 2/3-{ 7290.0000000, 9041.0000000}, размер интервала=1751.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
3 Наим.градации: 3/3-{ 9041.0000000, 16739.0000000}, размер интервала=7698.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [2], наим.: "НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
4 Наим.градации: 1/3-{ 422.0000000, 708.0000000}, размер интервала=286.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
5 Наим.градации: 2/3-{ 708.0000000, 1334.0000000}, размер интервала=626.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
6 Наим.градации: 3/3-{1334.0000000, 2900.0000000}, размер интервала=1566.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [3], наим.: "СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
7 Наим.градации: 1/3-{ 7082.0000000, 9632.0000000}, размер интервала=2550.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
8 Наим.градации: 2/3-{ 9632.0000000, 11897.0000000}, размер интервала=2265.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
9 Наим.градации: 3/3-{11897.0000000, 21342.0000000}, размер интервала=9445.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [4], наим.: "НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 15, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
10 Наим.градации: 1/3-{ 2735.0000000, 4248.0000000}, размер интервала=1513.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 5/5
11 Наим.градации: 2/3-{ 4248.0000000, 7084.0000000}, размер интервала=2836.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 5/5
12 Наим.градации: 3/3-{ 7084.0000000, 11823.0000000}, размер интервала=4739.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 5/5

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [5], наим.: "СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
13 Наим.градации: 1/3-{ 6429.0000000, 8325.0000000}, размер интервала=1896.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
14 Наим.градации: 2/3-{ 8325.0000000, 12487.0000000}, размер интервала=4162.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
15 Наим.градации: 3/3-{12487.0000000, 21312.0000000}, размер интервала=8825.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [6], наим.: "ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
16 Наим.градации: 1/3-{1571.0000000, 2609.0000000}, размер интервала=1038.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
17 Наим.градации: 2/3-{2609.0000000, 4180.0000000}, размер интервала=1571.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
18 Наим.градации: 3/3-{4180.0000000, 7654.0000000}, размер интервала=3474.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [7], наим.: "НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО ОБЩЕГО, ТЫС. ЧЕЛ", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3
19 Наим.градации: 1/3-{ 173.0000000, 262.0000000}, размер интервала=89.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

20 Наим.градации: 2/3-{ 262.0000000, 554.0000000}, размер интервала= 292.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 21 Наим.градации: 3/3-{ 554.0000000, 1288.0000000}, размер интервала= 734.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [8], наим.: "ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

22 Наим.градации: 1/3-{16.8000000, 21.3000000}, размер интервала= 4.5000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 23 Наим.градации: 2/3-{21.3000000, 23.7000000}, размер интервала= 2.4000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 24 Наим.градации: 3/3-{23.7000000, 27.4000000}, размер интервала= 3.7000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [9], наим.: "НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

25 Наим.градации: 1/3-{1.4000000, 2.0000000}, размер интервала=0.6000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 26 Наим.градации: 2/3-{2.0000000, 2.5000000}, размер интервала=0.5000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 27 Наим.градации: 3/3-{2.5000000, 4.8000000}, размер интервала=2.3000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [10], наим.: "СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

28 Наим.градации: 1/3-{20.7000000, 27.1000000}, размер интервала= 6.4000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 29 Наим.градации: 2/3-{27.1000000, 32.1000000}, размер интервала= 5.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 30 Наим.градации: 3/3-{32.1000000, 39.1000000}, размер интервала= 7.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [11], наим.: "НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %", набл.на шкалу (всего): 15, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

31 Наим.градации: 1/3-{ 8.5000000, 11.3000000}, размер интервала= 2.8000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 5/5
 32 Наим.градации: 2/3-{11.3000000, 13.9000000}, размер интервала= 2.6000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 5/5
 33 Наим.градации: 3/3-{13.9000000, 21.9000000}, размер интервала= 8.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 5/5

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [12], наим.: "СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, %", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

34 Наим.градации: 1/3-{20.2000000, 22.6000000}, размер интервала= 2.4000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 35 Наим.градации: 2/3-{22.6000000, 24.9000000}, размер интервала= 2.3000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 36 Наим.градации: 3/3-{24.9000000, 37.0000000}, размер интервала=12.1000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [13], наим.: "ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, %", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

37 Наим.градации: 1/3-{ 4.8000000, 6.6000000}, размер интервала= 1.8000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 38 Наим.градации: 2/3-{ 6.6000000, 8.4000000}, размер интервала= 1.8000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 39 Наим.градации: 3/3-{ 8.4000000, 14.4000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [14], наим.: "НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО ОБЩЕГО, %", набл.на шкалу (всего): 18, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

40 Наим.градации: 1/3-{0.5000000, 0.8000000}, размер интервала=0.3000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 41 Наим.градации: 2/3-{0.8000000, 1.1000000}, размер интервала=0.3000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6
 42 Наим.градации: 3/3-{1.1000000, 2.2000000}, размер интервала=1.1000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 6/6

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между

значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия.

1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 8).

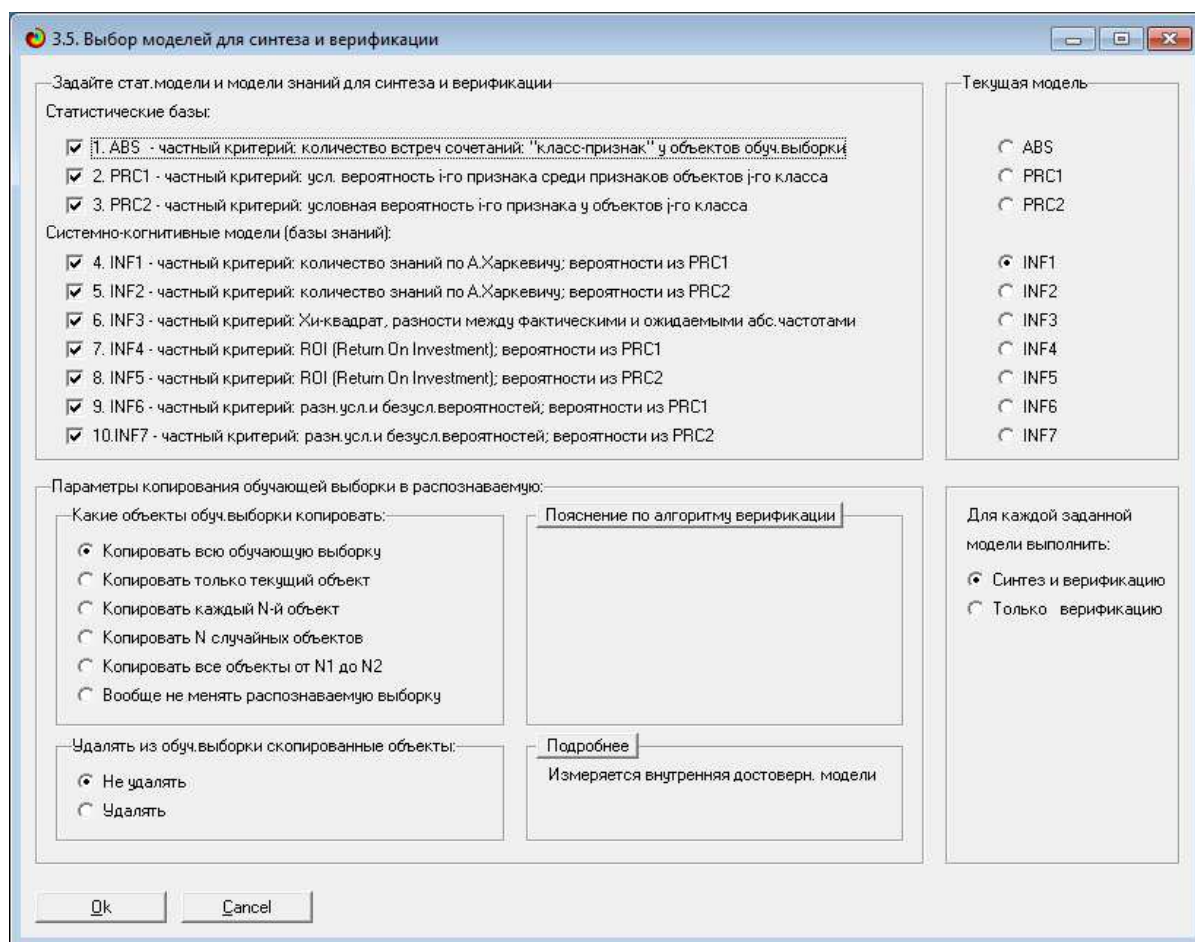


Рисунок 8 – Выбор моделей для синтеза и верификации,
а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы

используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 9.

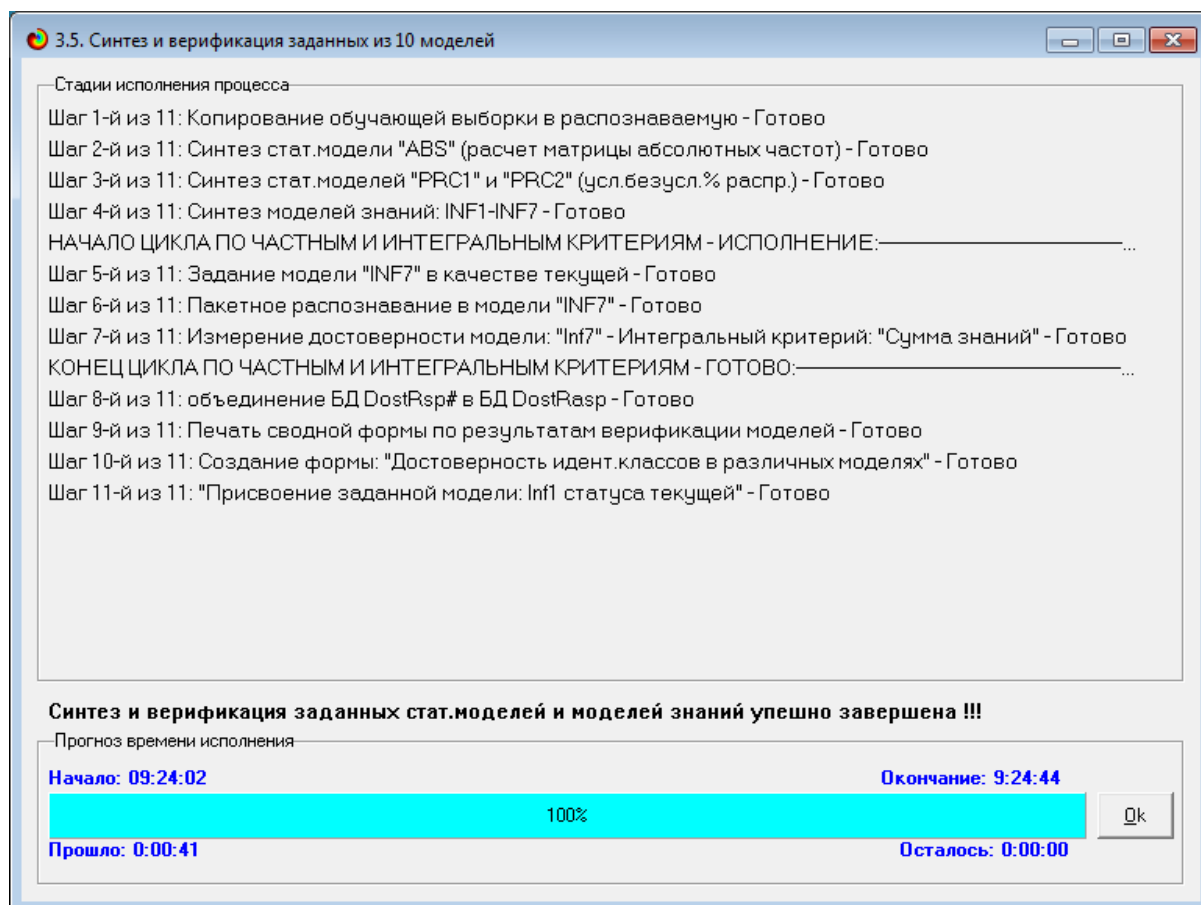


Рисунок 9 – Синтез и верификация статистических моделей
и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 9), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 41 секунд. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 13 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 1, 2, 3).

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 1) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (таблицы 2 и 3).

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

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 1/3 {30429.0, 32958.0}	2. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 2/3 {32958.0, 34199.0}	3. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 3/3 {34199.0, 67152.0}	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	ВЫШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(5...	1	5		6	2.00	2.65
2	ВЫШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(7...	5	1		6	2.00	2.65
3	ВЫШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(9...			6	6	2.00	3.46
4	НЕПОЛНОЕ ВЫШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫ...	3	3		6	2.00	1.73
5	НЕПОЛНОЕ ВЫШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫ...	2	2	2	6	2.00	
6	НЕПОЛНОЕ ВЫШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫ...	1	1	4	6	2.00	1.73
7	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(...		6		6	2.00	3.46
8	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(...	6			6	2.00	3.46
9	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(...			6	6	2.00	3.46
10	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1...	4	1		5	1.67	2.08
11	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2...	1	3	1	5	1.67	1.15
12	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3...		1	4	5	1.67	2.08
13	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(6429...	5	1		6	2.00	2.65
14	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(8325...	1	5		6	2.00	2.65
15	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(12487...			6	6	2.00	3.46
16	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(1571.0000000, ...	5	1		6	2.00	2.65
17	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(2609.0000000, ...	1	4	1	6	2.00	1.73
18	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(4180.0000000, ...		1	5	6	2.00	2.65
19	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО О...	4	2		6	2.00	2.00
20	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО О...	2	2	2	6	2.00	

Таблица 2 – 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. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 1/3 (30429.0, 32958.0)	2. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 2/3 (32958.0, 34199.0)	3. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 3/3 (34199.0, 67152.0)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
26	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...	-0.044	-0.044	0.072	-0.016	-0.005	0.067
27	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...	0.169	-0.147	-0.147	-0.125	-0.042	0.183
28	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-1/3-(20.7...		0.200		0.200	0.067	0.115
29	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-2/3-(27.1...						
30	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-3/3-(32.1...	0.200			0.200	0.067	0.115
31	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-1/3-(8...	0.169		0.052	0.222	0.074	0.087
32	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-2/3-(1...	0.052	0.052	-0.147	-0.042	-0.014	0.115
33	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-3/3-(1...		0.169	0.052	0.222	0.074	0.087
34	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, %-1/3-(20.200000...	0.264		-0.200	0.064	0.021	0.232
35	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, %-2/3-(22.600000...			0.200	0.200	0.067	0.115
36	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, %-3/3-(24.900000...	-0.200	0.200	-0.200	-0.200	-0.067	0.230
37	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, %-1/3-(4.8000000, 6.60000...	0.200			0.200	0.067	0.115
38	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, %-2/3-(6.6000000, 8.40000...	-0.200	0.117		-0.083	-0.028	0.160
39	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, %-3/3-(8.4000000, 14.4000...	-0.200	0.117		-0.083	-0.028	0.160
40	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...	0.083	-0.117		-0.034	-0.011	0.100
41	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...		0.200		0.200	0.067	0.115
42	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...						
	Сумма	0.825	1.099	1.118	3.043		
	Среднее	0.020	0.026	0.027		0.024	
	Среднеквадратичное отклонение	0.163	0.140	0.137			0.146

Таблица 3 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 1/3 (30429.0, 32958.0)	2. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 2/3 (32958.0, 34199.0)	3. ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ 3/3 (34199.0, 67152.0)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1...	-1.000	3.000	-2.000			2.646
2	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2...	3.000	-1.000	-2.000			2.646
3	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3...	-2.000	-2.000	4.000			3.464
4	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...	1.000	1.000	-2.000			1.732
5	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...						
6	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...	-1.000	-1.000	2.000			1.732
7	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ...	-2.000	4.000	-2.000			3.464
8	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ...	4.000	-2.000	-2.000			3.464
9	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ...	-2.000	-2.000	4.000			3.464
10	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. Ч...	2.333	-0.667	-1.667			2.082
11	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. Ч...	-0.667	1.333	-0.667			1.155
12	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. Ч...	-1.667	-0.667	2.333			2.082
13	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(6...	3.000	-1.000	-2.000			2.646
14	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(8...	-1.000	3.000	-2.000			2.646
15	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(1...	-2.000	-2.000	4.000			3.464
16	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(1571.0000...	3.000	-1.000	-2.000			2.646
17	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(2609.0000...	-1.000	2.000	-1.000			1.732
18	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(4180.0000...	-2.000	-1.000	3.000			2.646
19	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...	2.000		-2.000			2.000
20	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...						

1.5. Результаты верификации моделей

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фигура Ван Рубергена	Средняя модальность истинно-отрицательных решений (SI)	Средняя модальность истинно-отрицательных решений (SI)	Средняя модальность ложно-отрицательных решений (SF)	Средняя модальность ложно-отрицательных решений (SF)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с абс...	18	18	35	1		0.947	1.000	0.973	12.389	11.966	0.456	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по признакам...	18	18		36		0.333	1.000	0.500	14.448		10.828	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл отн частот с о...	18	18	35	1		0.947	1.000	0.973	12.389	11.966	0.456	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл отн частот по признакам...	18	18		36		0.333	1.000	0.500	14.448		10.828	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл отн частот с о...	18	18	35	1		0.947	1.000	0.973	12.389	11.966	0.456	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл отн частот по признакам...	18	18		36		0.333	1.000	0.500	14.448		10.828	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	18	17	31	5	1	0.773	0.944	0.850	10.705	11.366	0.773	0.406
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Сумма знаний	18	17	26	10	1	0.630	0.944	0.756	10.746	5.777	1.342	0.269
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	18	17	31	5	1	0.773	0.944	0.850	10.705	11.366	0.773	0.406
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Сумма знаний	18	17	26	10	1	0.630	0.944	0.756	10.746	5.777	1.342	0.269
6. INF3 - частный критерий: Уинквард: разности между фактил.	Семантический резонанс зна...	18	18	35	1		0.947	1.000	0.973	12.245	12.695	0.431	
6. INF3 - частный критерий: Уинквард: разности между фактил.	Сумма знаний	18	17	35	1	1	0.944	0.944	0.944	11.644	12.011	0.367	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	18	17	35	1	1	0.944	0.944	0.944	11.040	11.537	0.484	0.264
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний	18	17	23	13	1	0.567	0.944	0.708	11.645	2.146	1.784	0.264
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	18	17	35	1	1	0.944	0.944	0.944	11.040	11.537	0.484	0.264
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний	18	17	23	13	1	0.567	0.944	0.708	11.645	2.146	1.784	0.264
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: вер.	Семантический резонанс зна...	18	17	35	1	1	0.944	0.944	0.944	11.131	11.486	0.522	0.261
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: вер.	Сумма знаний	18	17	25	11	1	0.607	0.944	0.739	11.644	2.222	1.789	0.261
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: ве.	Семантический резонанс зна...	18	17	35	1	1	0.944	0.944	0.944	11.131	11.486	0.522	0.261
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: ве.	Сумма знаний	18	18	25	11		0.621	1.000	0.746	11.644	2.222	1.789	

а)

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-критерий проф. Е.В. Луценко	Средний модуль усл. усл. истинно-полож. решений	Средний модуль усл. усл. истинно-отриц. решений	Средний модуль усл. усл. ложно-полож. решений	Средний модуль усл. усл. ложно-отриц. решений	A-Точность модели A-Precision = ATR/(ATR+)	A-Полнота модели A-Recall = ATR/(ATR+)	L2-критерий проф. Е.В. Луценко	Процент признаний идентификат.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с абс...	0.965	1.000	0.992	0.688		0.456	0.342	0.602	1.000	0.751	100.000
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по признакам...	0.572	1.000	0.727	0.803		0.301		0.727	1.000	0.842	100.000
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл отн частот с о...	0.965	1.000	0.992	0.688		0.456	0.342	0.602	1.000	0.751	100.000
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл отн частот по признакам...	0.572	1.000	0.727	0.803		0.301		0.727	1.000	0.842	100.000
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл отн частот с о...	0.965	1.000	0.992	0.688		0.456	0.342	0.602	1.000	0.751	100.000
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл отн частот по признакам...	0.572	1.000	0.727	0.803		0.301		0.727	1.000	0.842	100.000
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	0.933	0.963	0.948	0.630	0.406	0.155	0.367	0.803	0.608	0.692	94.444
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Сумма знаний	0.889	0.976	0.930	0.632	0.269	0.134	0.222	0.825	0.702	0.758	94.444
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Семантический резонанс зна...	0.933	0.963	0.948	0.630	0.406	0.155	0.367	0.803	0.608	0.692	94.444
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу: в.	Сумма знаний	0.889	0.976	0.930	0.632	0.269	0.134	0.222	0.825	0.702	0.758	94.444
6. INF3 - частный критерий: Уинквард: разности между фактил.	Семантический резонанс зна...	0.966	1.000	0.983	0.680		0.431	0.363	0.612	1.000	0.759	100.000
6. INF3 - частный критерий: Уинквард: разности между фактил.	Сумма знаний	0.963	1.000	0.984	0.685		0.367	0.343	0.651	1.000	0.789	94.444
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	0.958	0.977	0.967	0.649	0.264	0.484	0.330	0.573	0.711	0.634	94.444
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний	0.867	1.000	0.929	0.685		0.137	0.093	0.833	1.000	0.909	94.444
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Семантический резонанс зна...	0.958	0.977	0.967	0.649	0.264	0.484	0.330	0.573	0.711	0.634	94.444
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно.	Сумма знаний	0.867	1.000	0.929	0.685		0.137	0.093	0.833	1.000	0.909	94.444
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: вер.	Семантический резонанс зна...	0.955	0.977	0.966	0.655	0.261	0.522	0.328	0.557	0.715	0.626	94.444
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: вер.	Сумма знаний	0.867	1.000	0.929	0.685		0.163	0.089	0.808	1.000	0.894	94.444
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: ве.	Семантический резонанс зна...	0.955	0.977	0.966	0.655	0.261	0.522	0.328	0.557	0.715	0.626	94.444
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей: ве.	Сумма знаний	0.867	1.000	0.929	0.647		0.163	0.089	0.799	1.000	0.888	100.000

б)

Рисунок 10 – Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF3 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом достоверность модели по критерию L1-критерий профессора Е. В. Луценко составляет 0.984, точность модели составляет 0.969, а полнота модели 1.000, что является очень хорошими показателями [3]. 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 (рисунок 11).

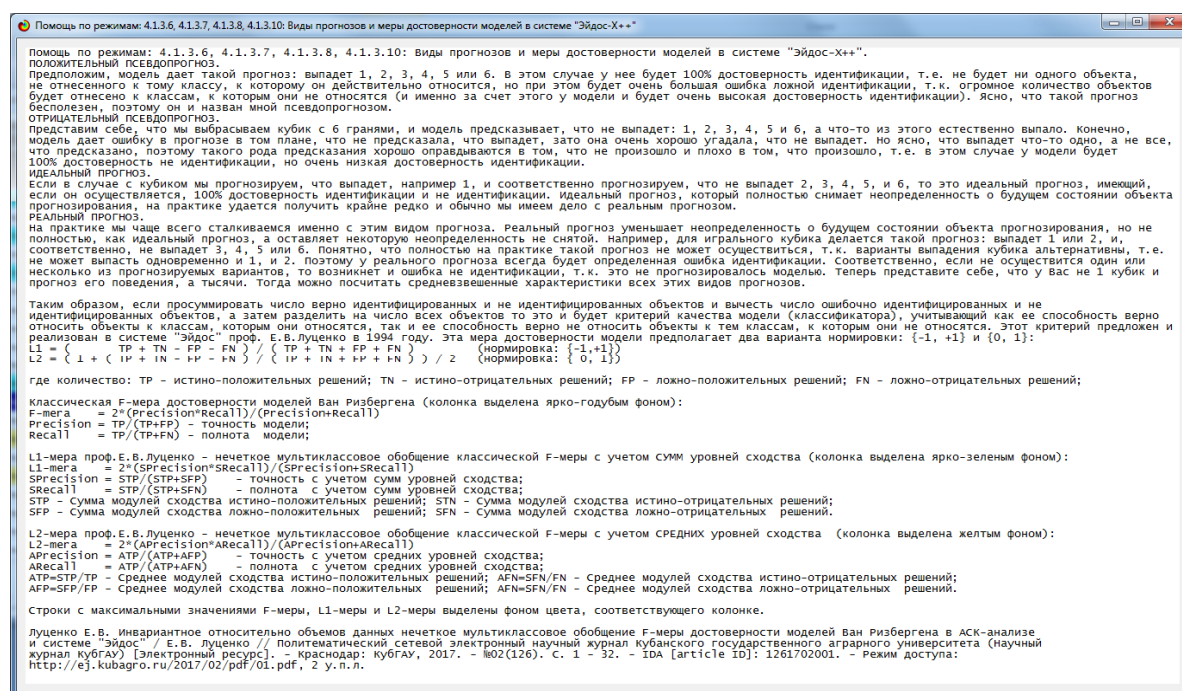


Рисунок 11 –Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, что статистические модели, как правило, дают значительно 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 12 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF3.

Из рисунка 12 видно, что:

- представленный график можно условно разделить на три интервала
- на интервале 34-38% находятся только ошибки сходства
- на интервалах 29-32% и 41-89% присутствуют только достоверные решения
- интервал истинно –отрицательных решений варьируется от -10% до -70%

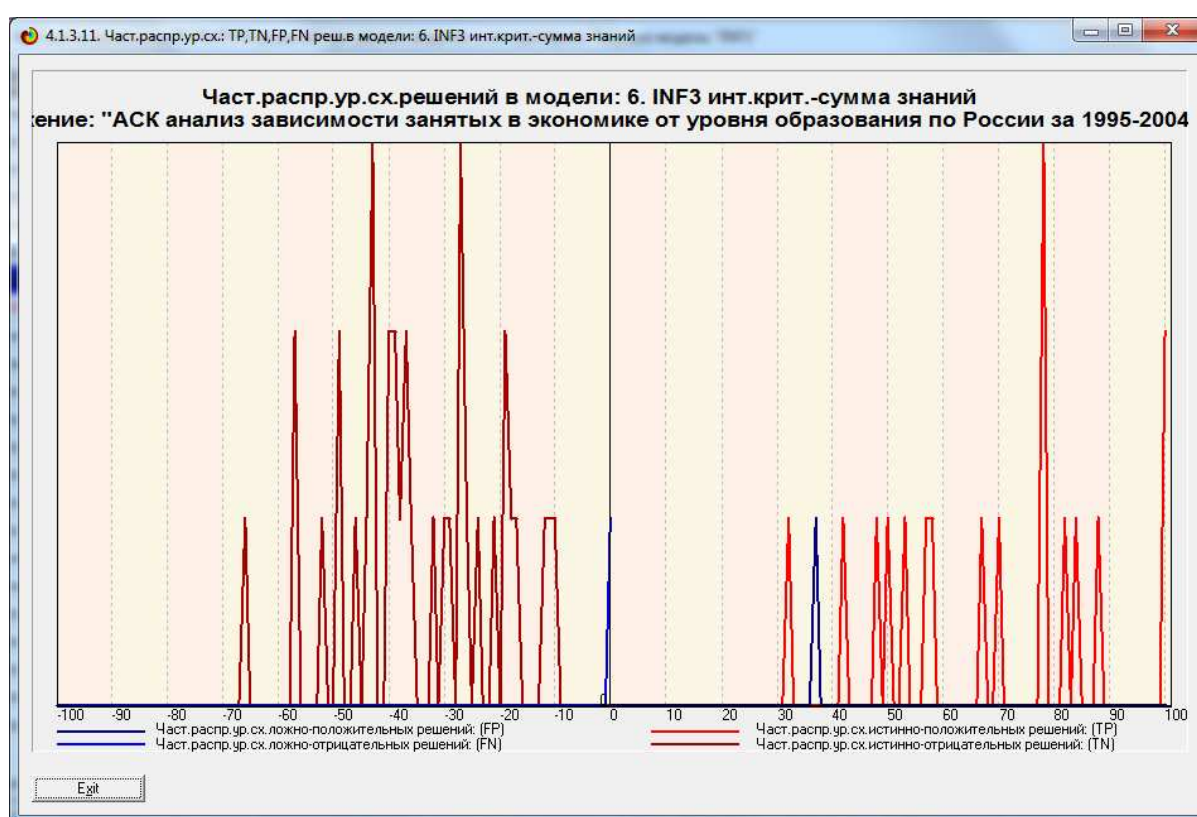


Рисунок 12 – Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF3

Таким образом, сходства и различия не пересекаются на одних и тех же интервалах.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим достоверной модели INF3 в режиме 5.6. системы «Эйдос» (рисунок 13) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1. (рисунок 14)

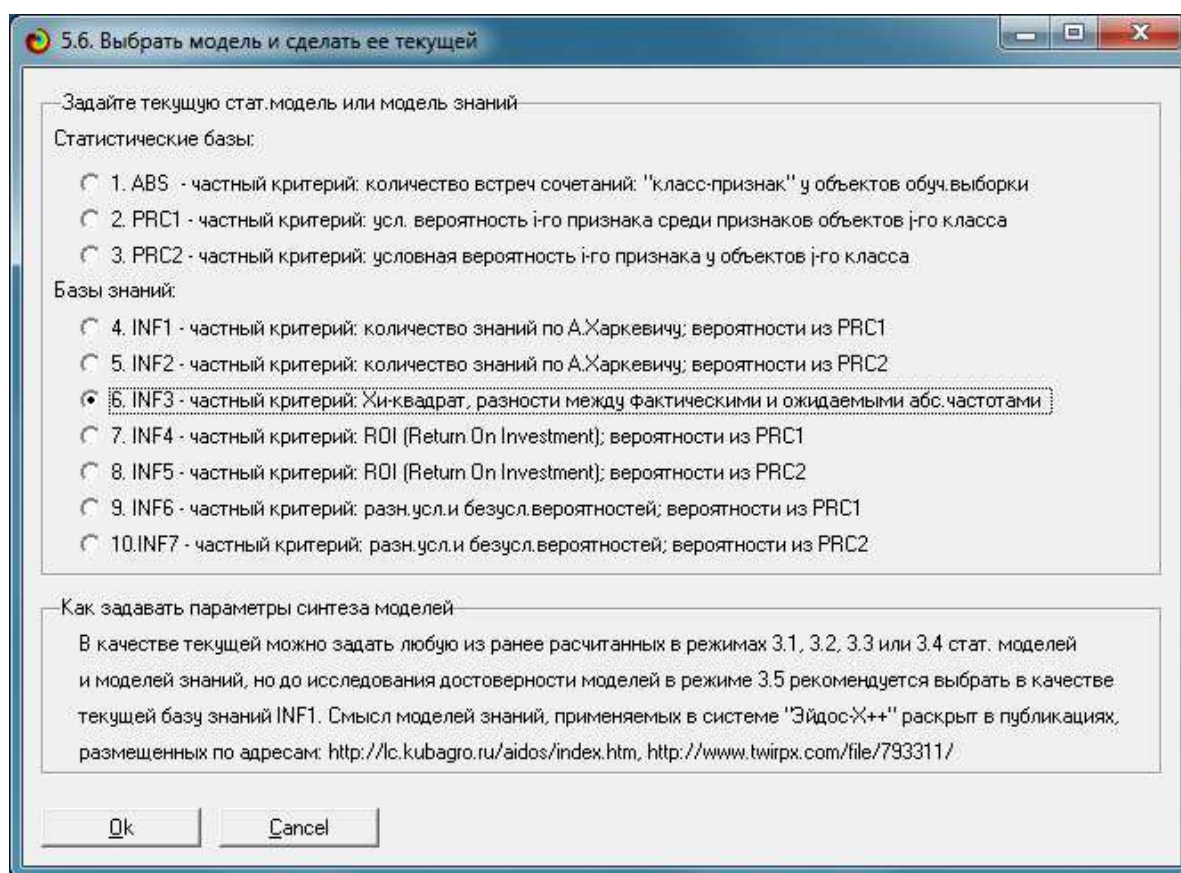


Рисунок 13 – Экранная форма режима 5.6. задания модели в качестве текущей

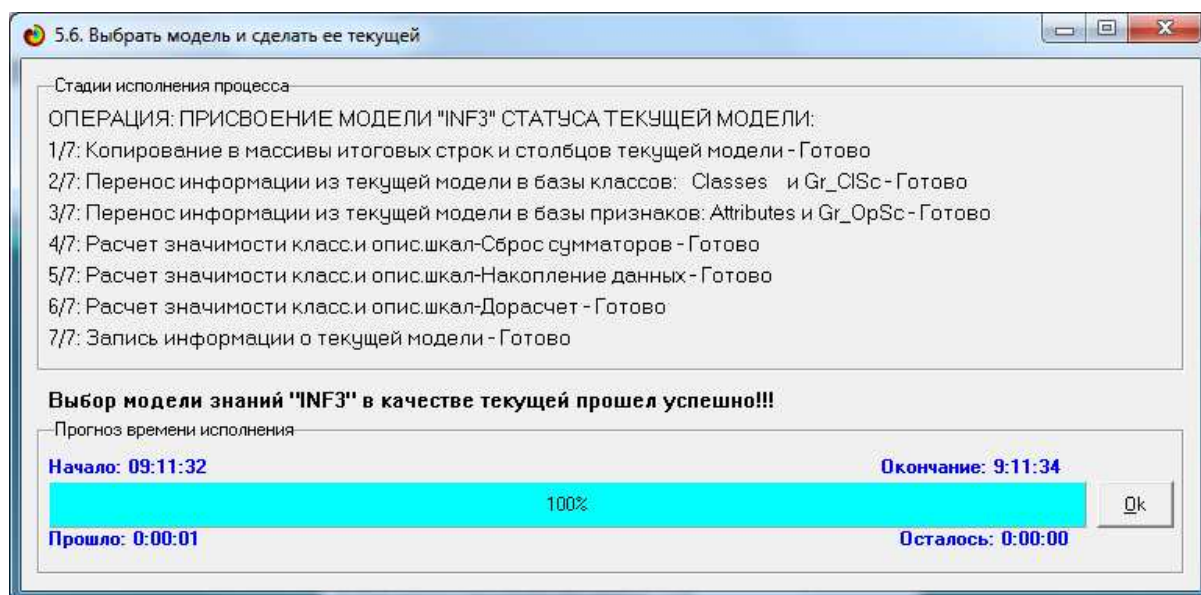


Рисунок 14 – Экранная форма режима 5.6. задания модели в качестве текущей (процесс моделирования)

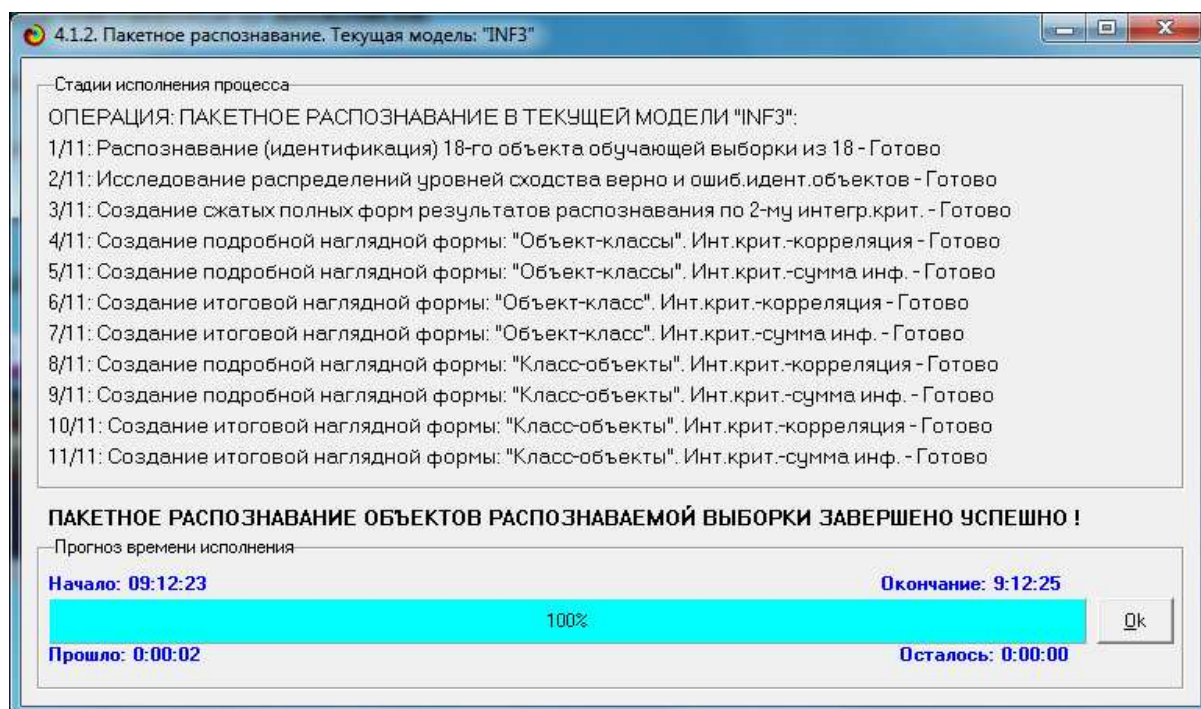


Рисунок 15 – Экранная форма режима пакетного распознавания модели INF3 (режим 4.1.2.)

В результате пакетного распознавания в текущей модели INF3 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 16 и 17 приведены примеры прогнозов в наиболее достоверной модели INF3.

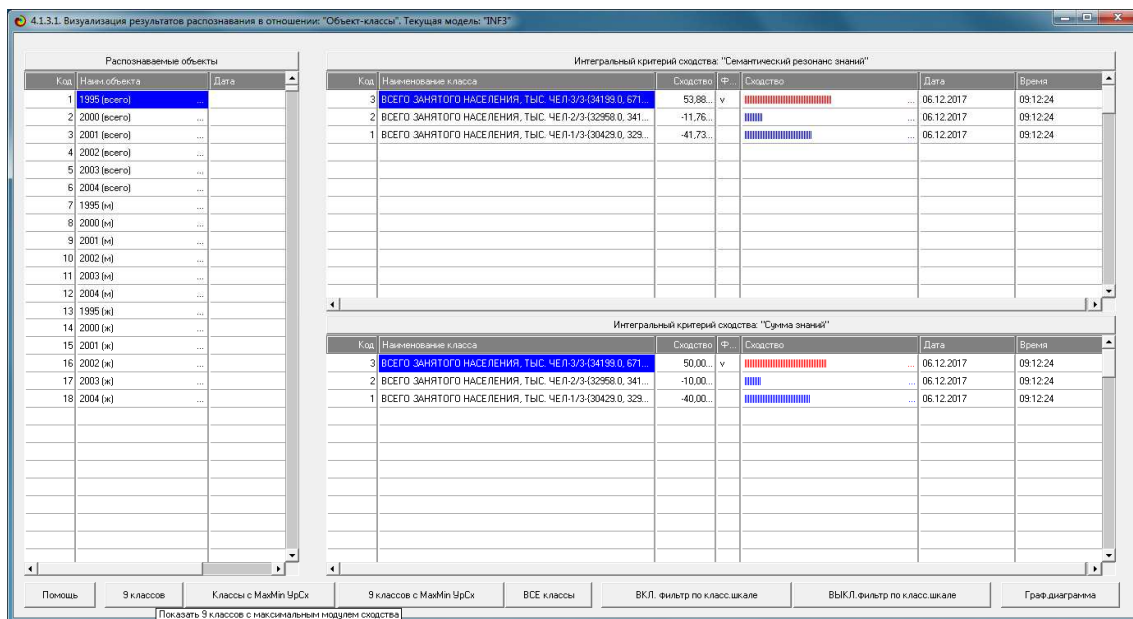


Рисунок 16 – Пример идентификации классов в модели INF3 (режим 4.1.3.1.)

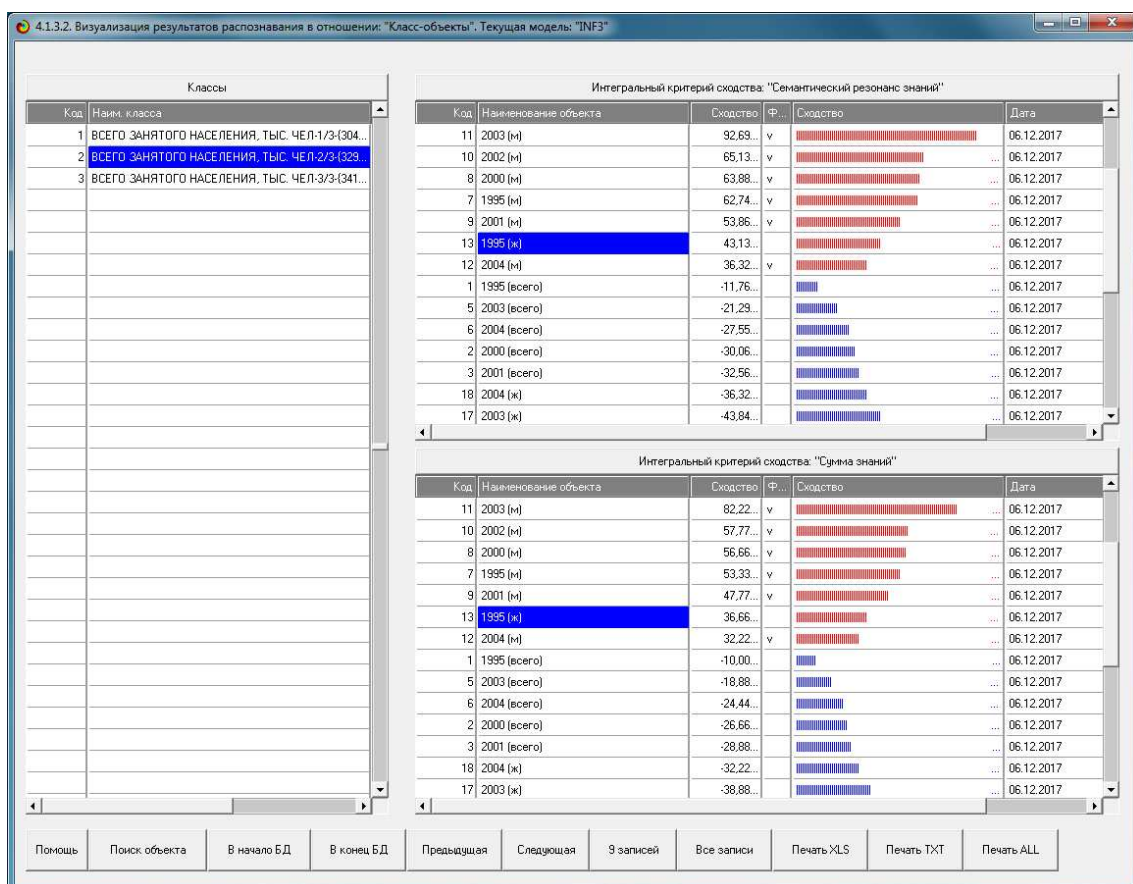


Рисунок 17 – Пример идентификации классов в модели INF3 (режим 4.1.3.2.)

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 18)

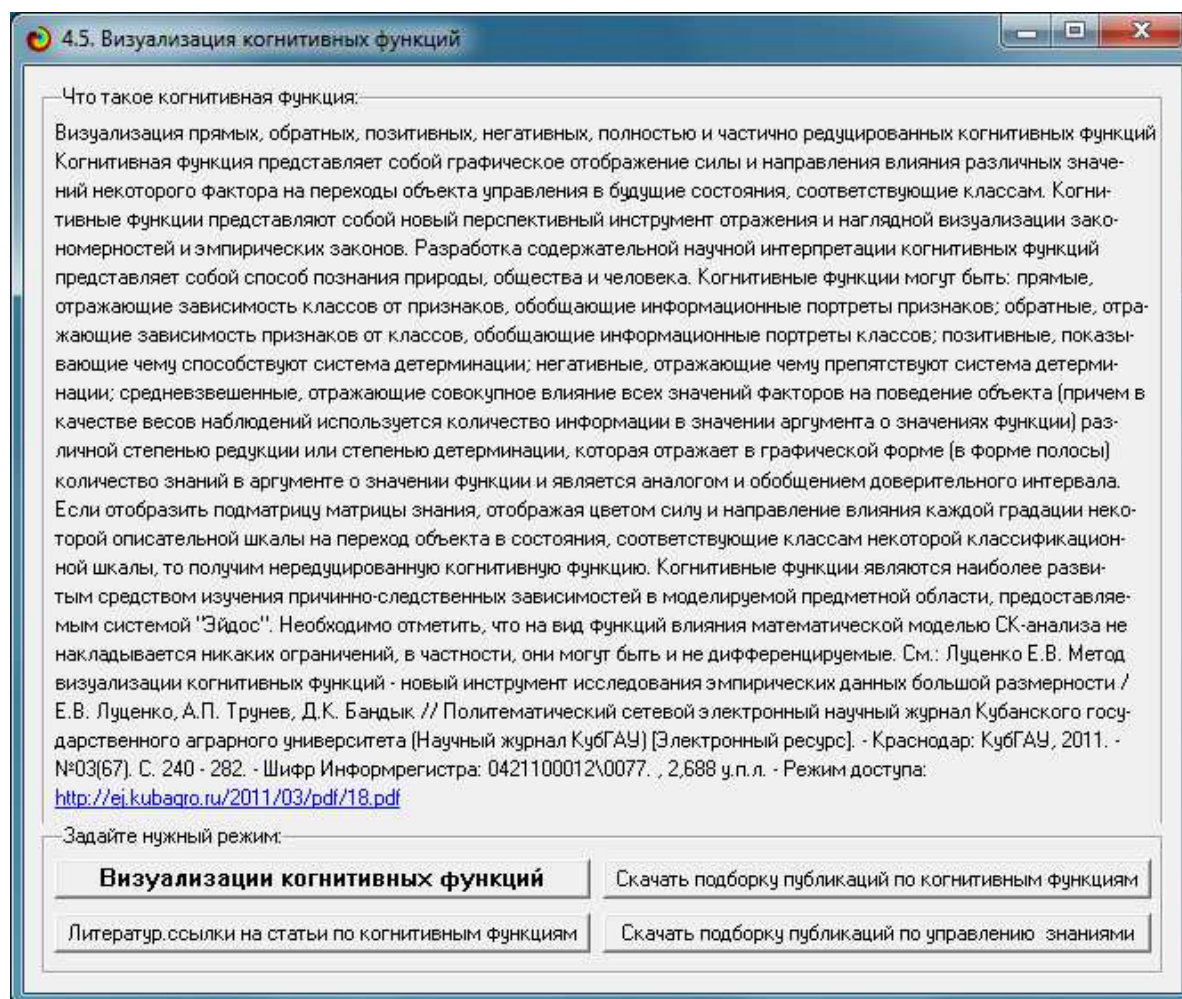


Рисунок 18 – Экранная форма режима 4.5. системы «Эйдос»
«Визуализация когнитивных функций»

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 рисунках 19 – 28 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF3.

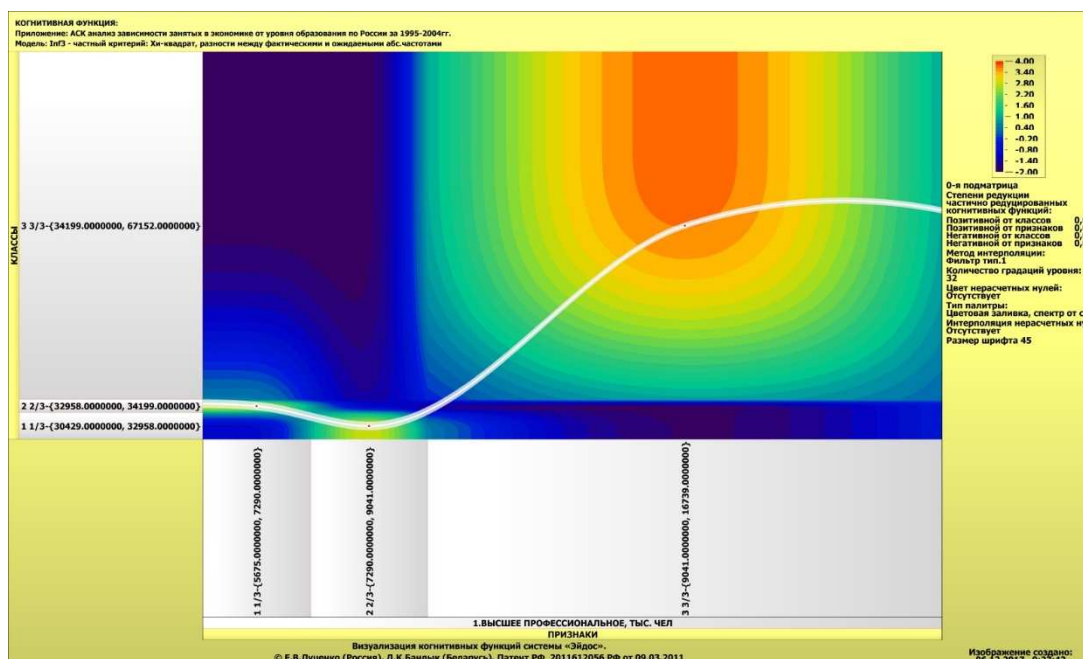


Рисунок 19 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

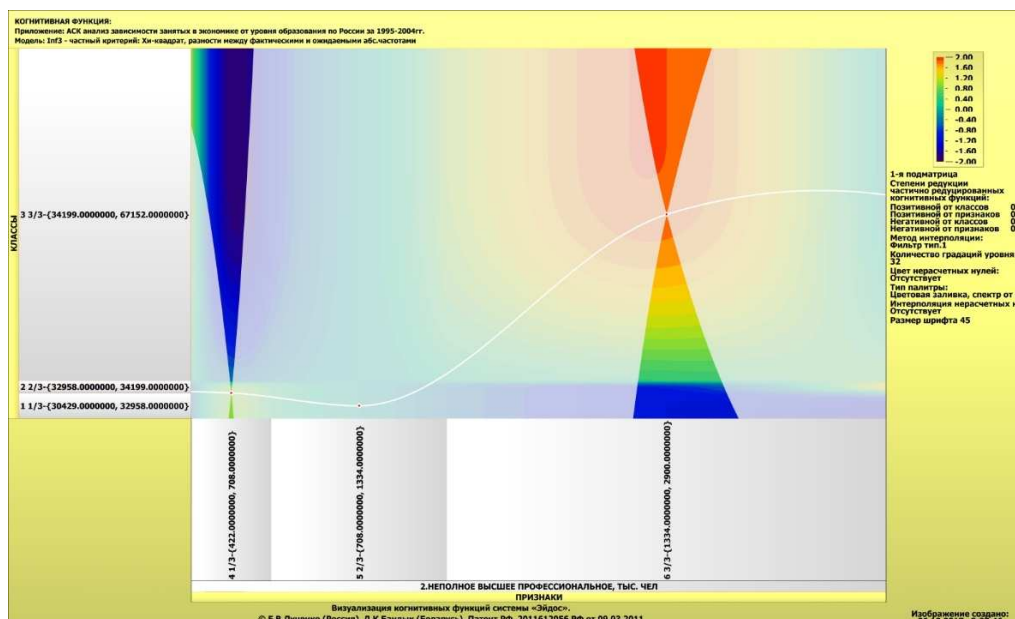


Рисунок 20 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

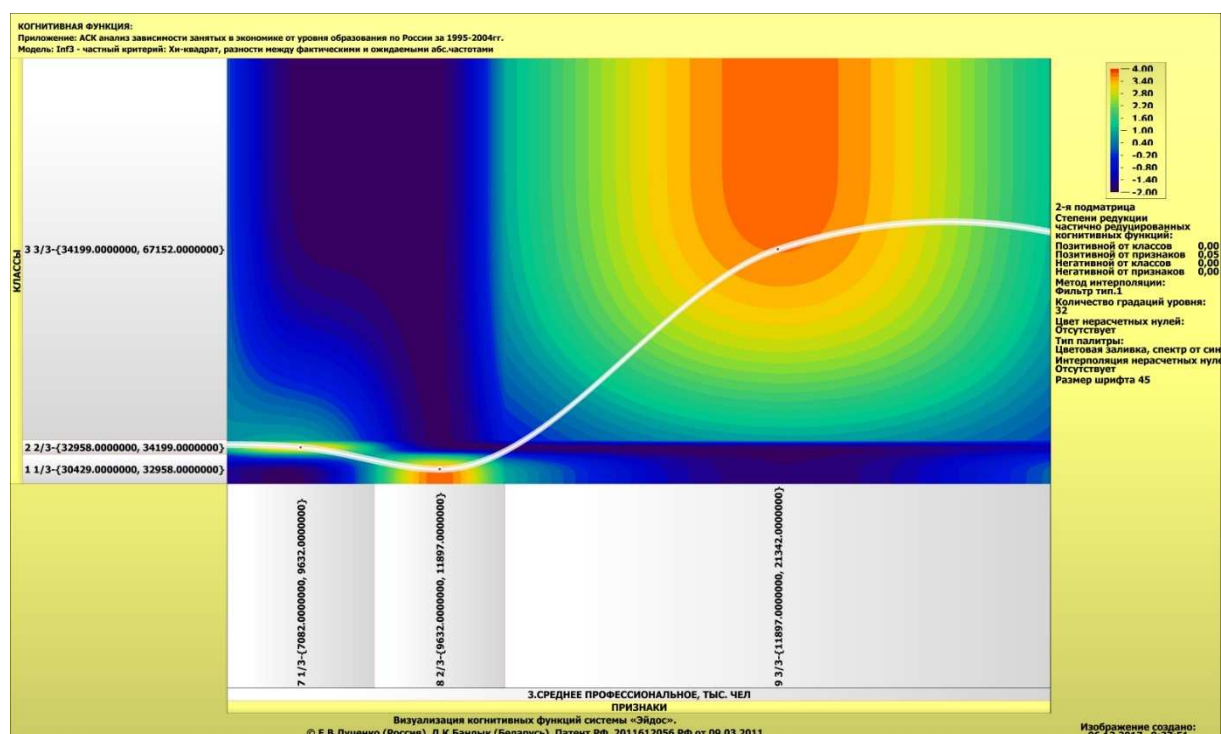


Рисунок 21 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

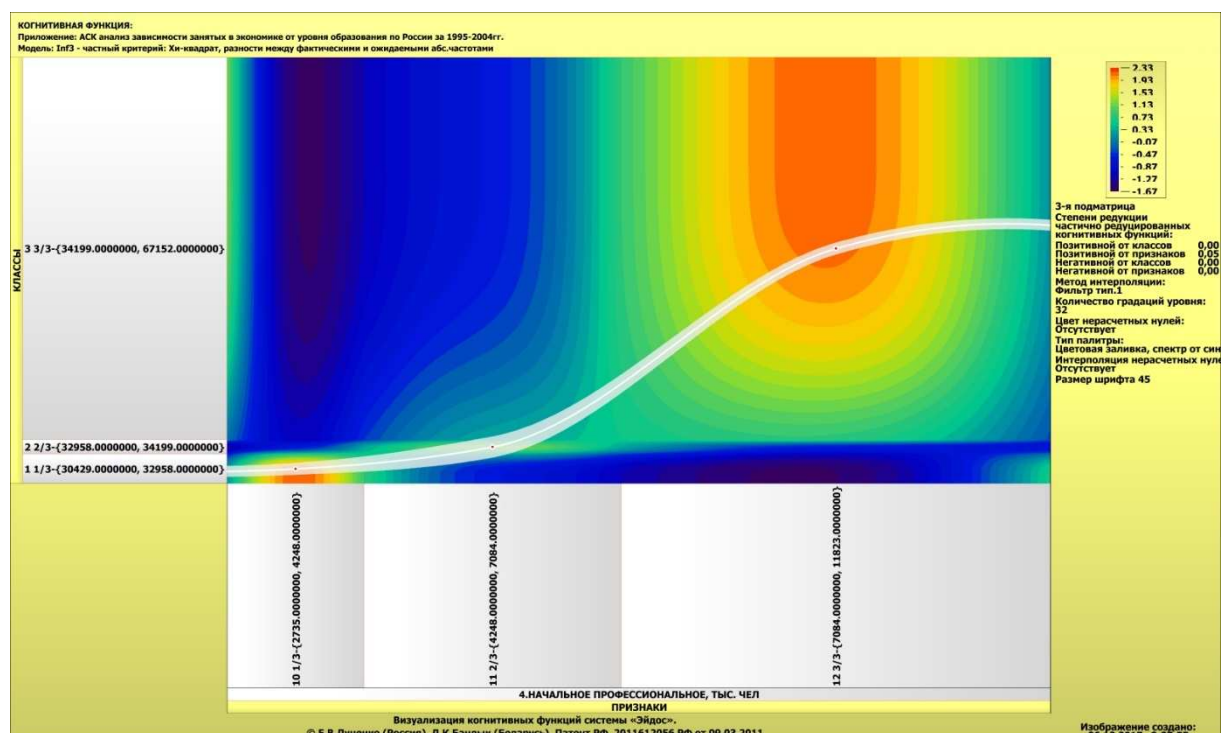


Рисунок 22 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

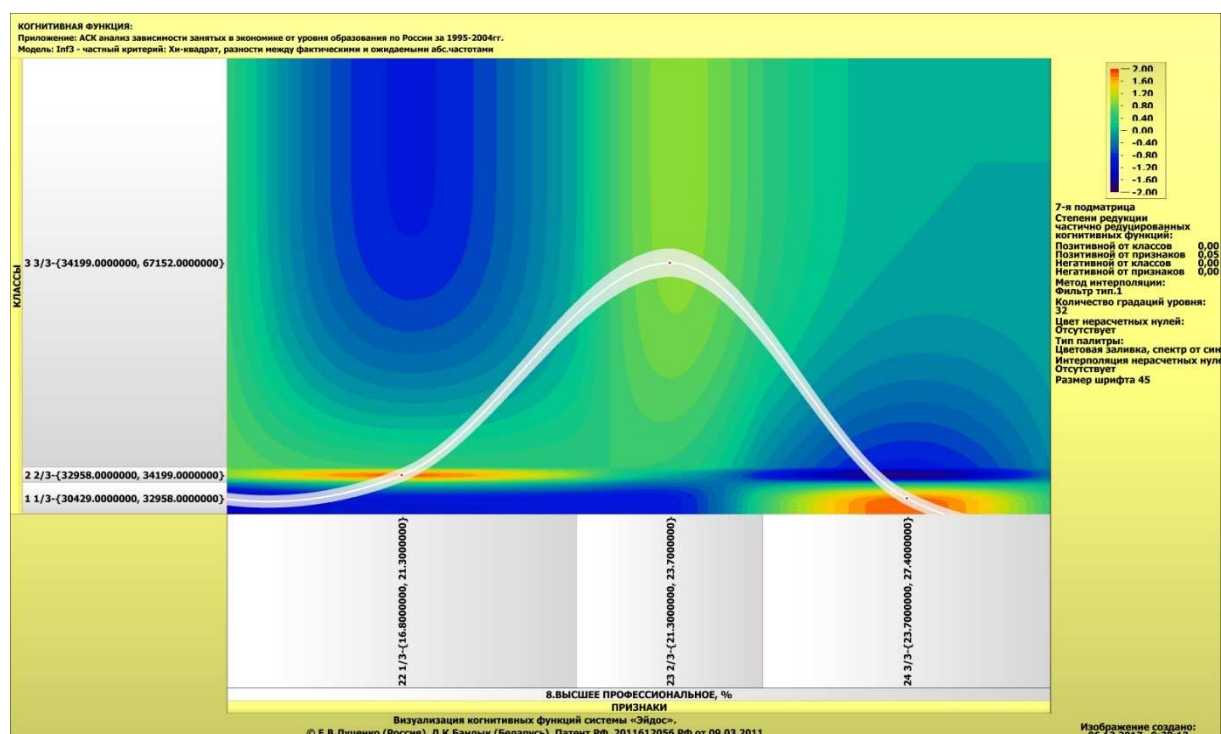


Рисунок 23 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

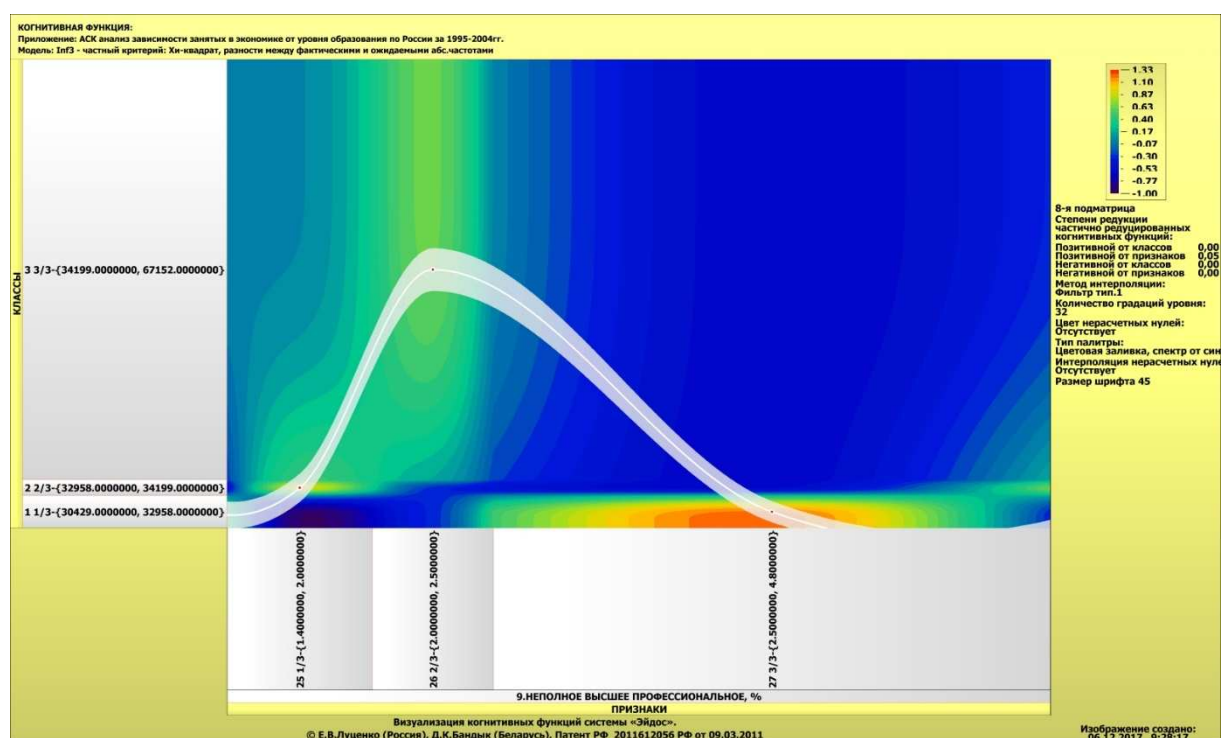


Рисунок 24 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

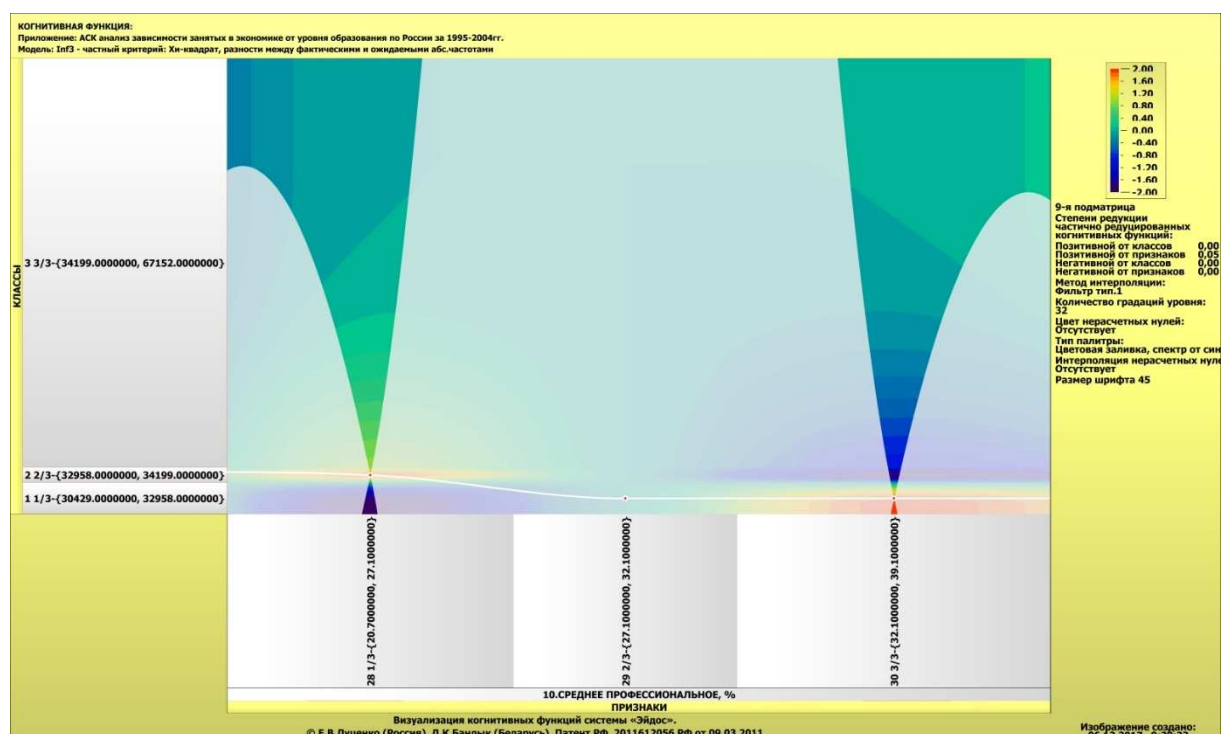


Рисунок 25 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

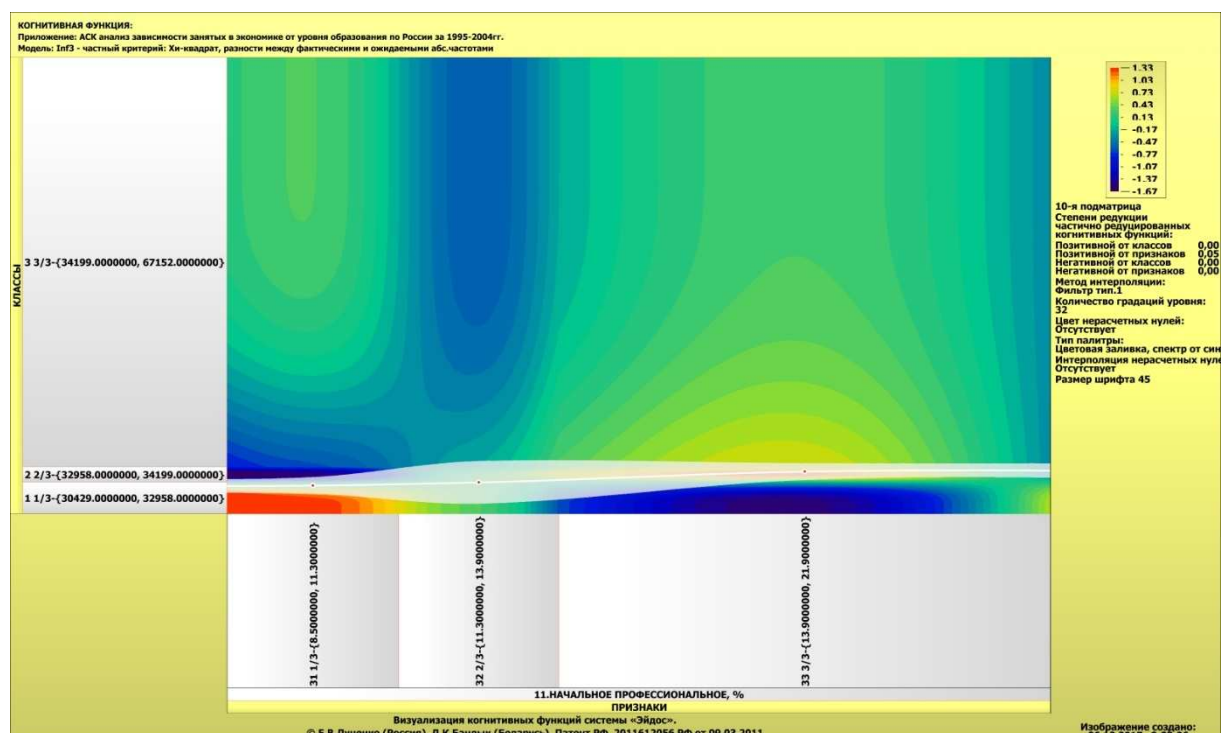


Рисунок 26 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

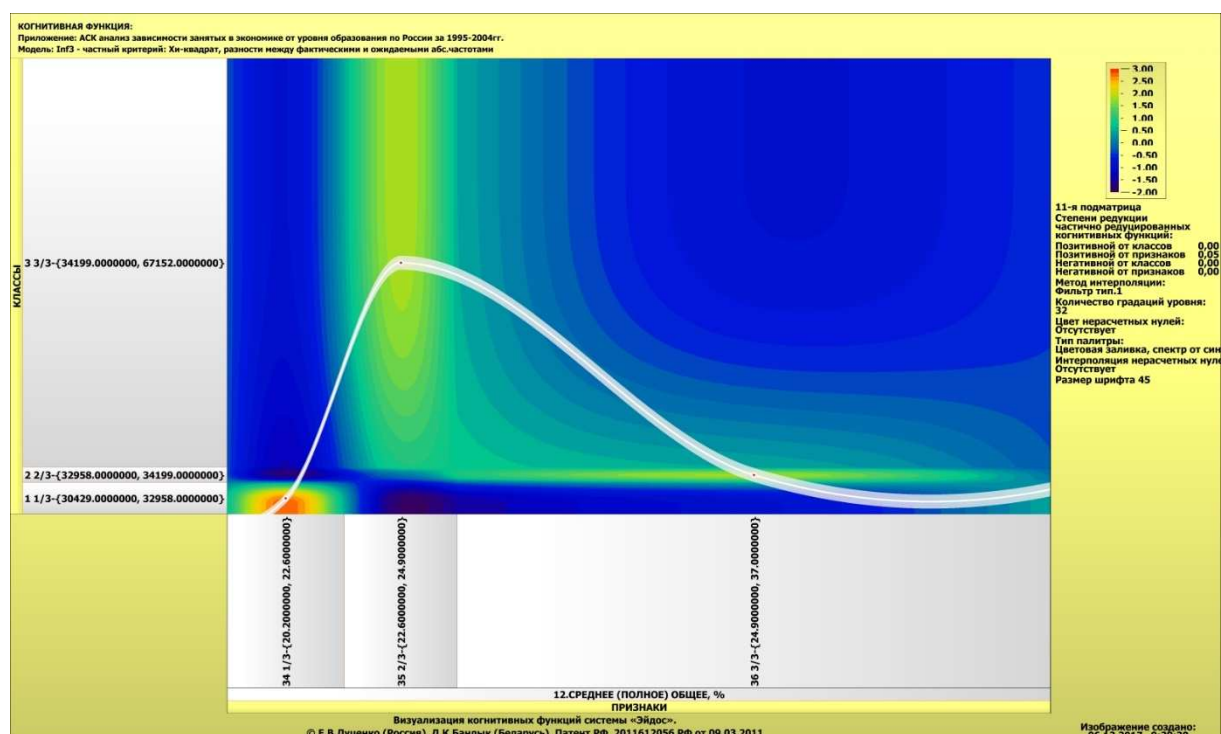


Рисунок 27 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

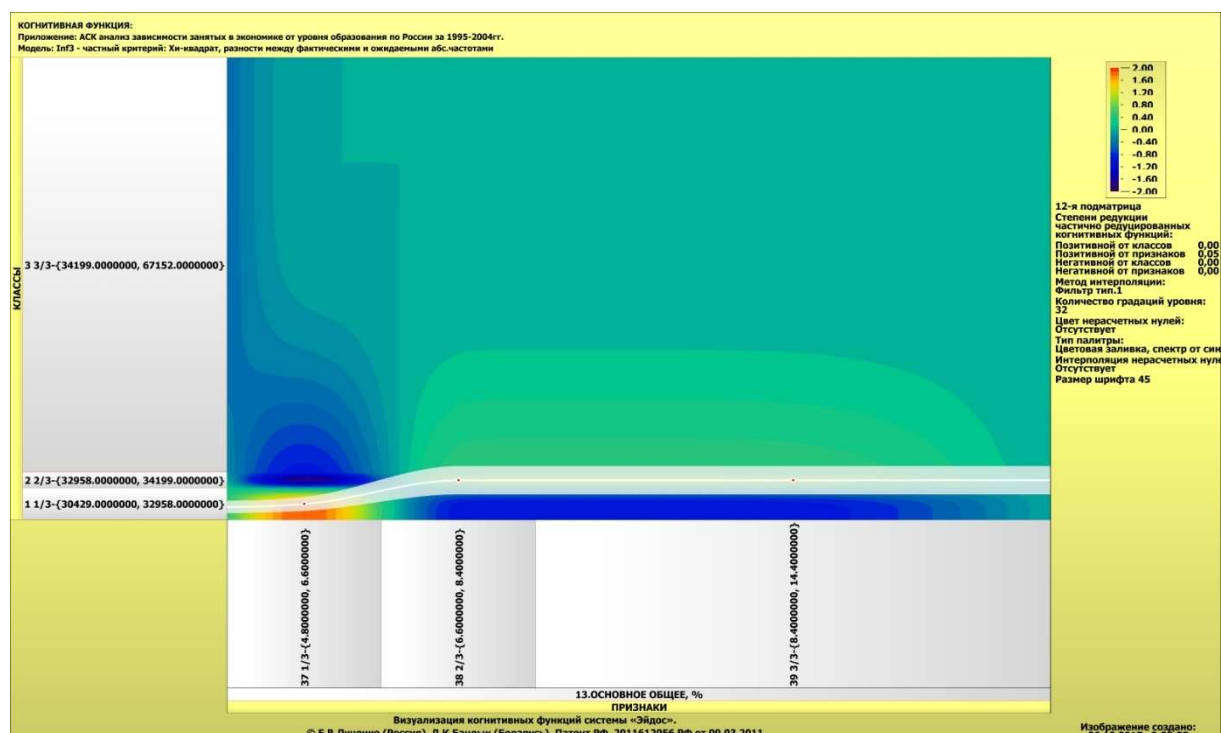


Рисунок 28 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

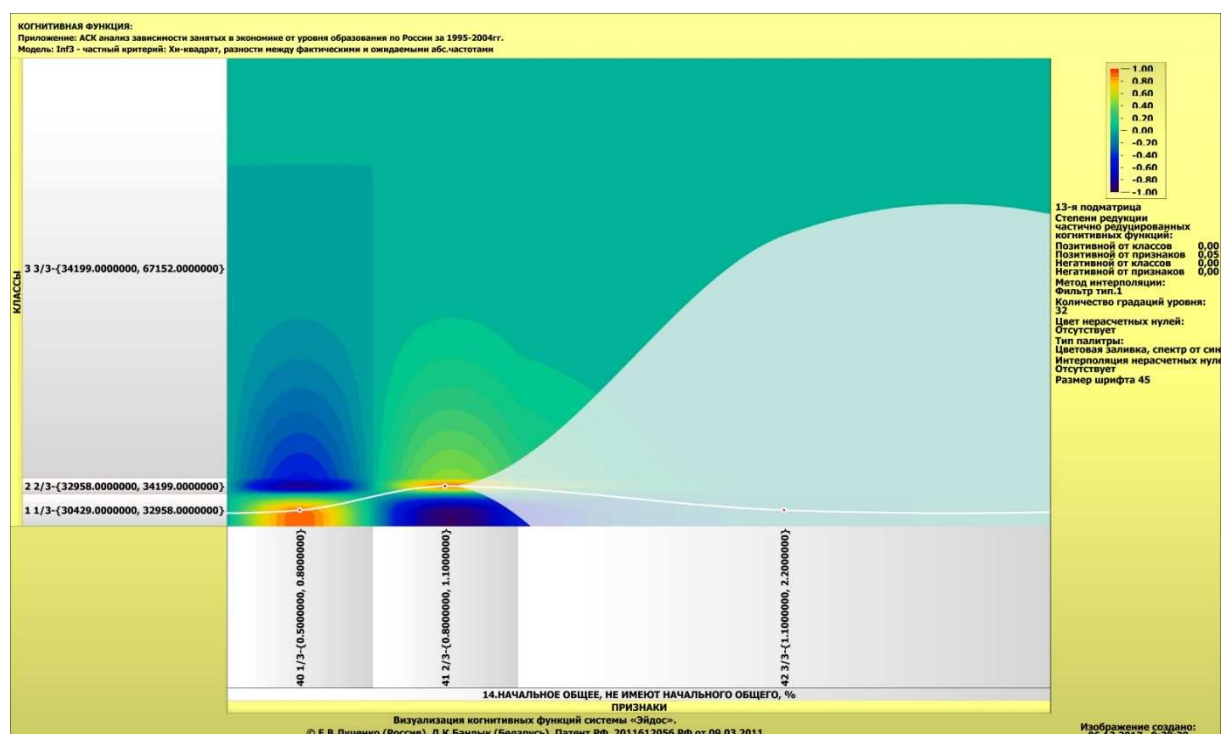


Рисунок 28 – Результат визуализации когнитивных функций модели INF3

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 не формализуемым 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 29, 30).

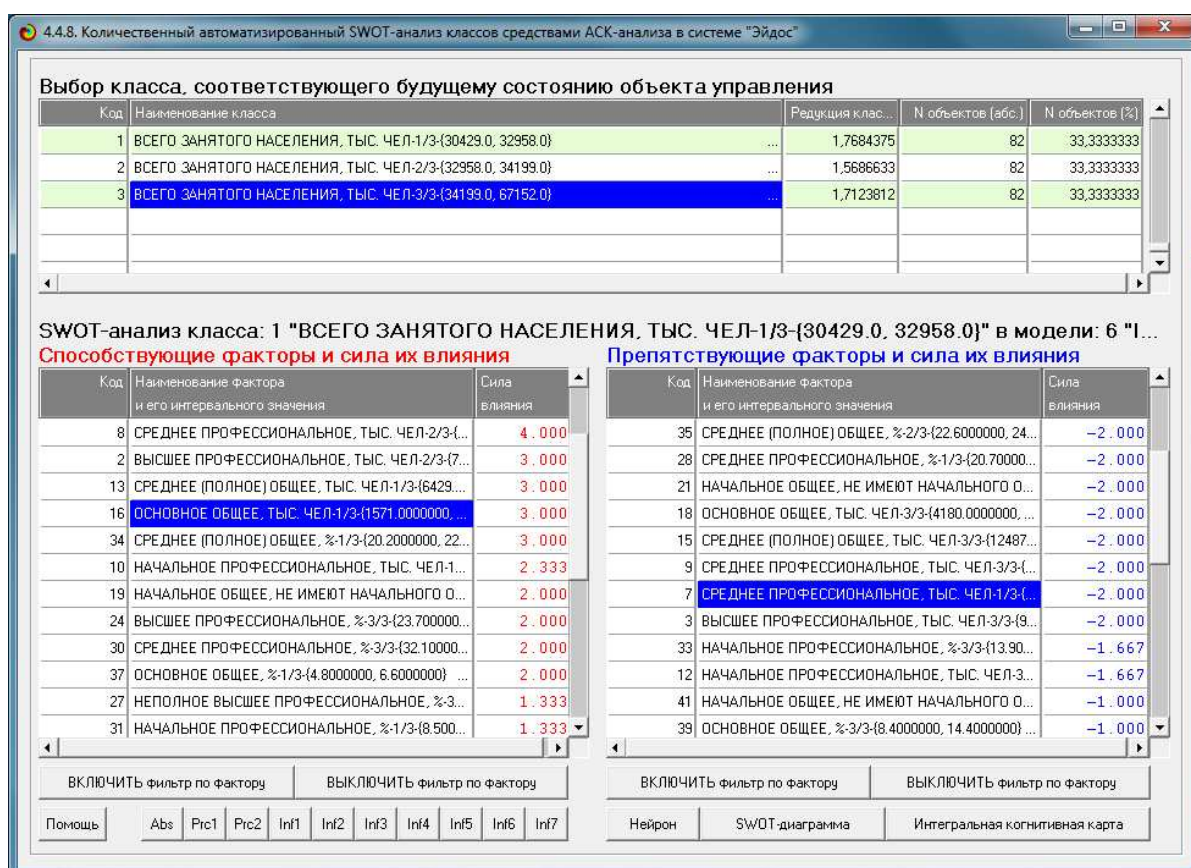


Рисунок 29 – Пример SWOT – матрицы в модели INF3

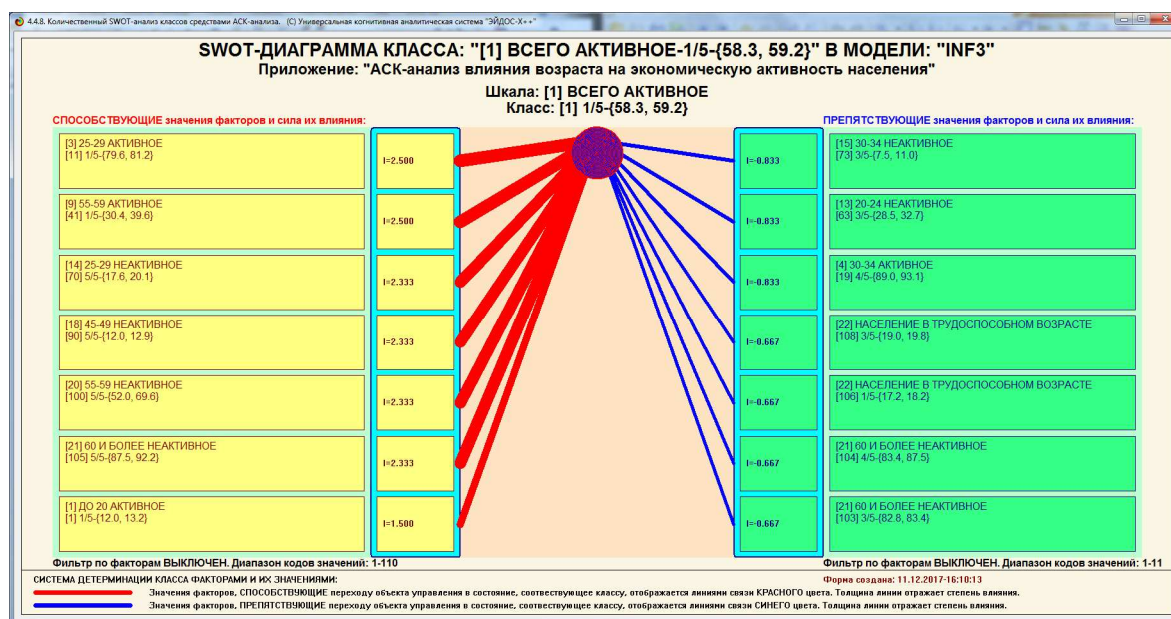


Рисунок 30 – Пример SWOT – матрицы в модели INF3

На рисунках 31, 32 приведены примеры инвертированной SWOT – матрицы и инвертированной SWOT – диаграммы в модели INF3.

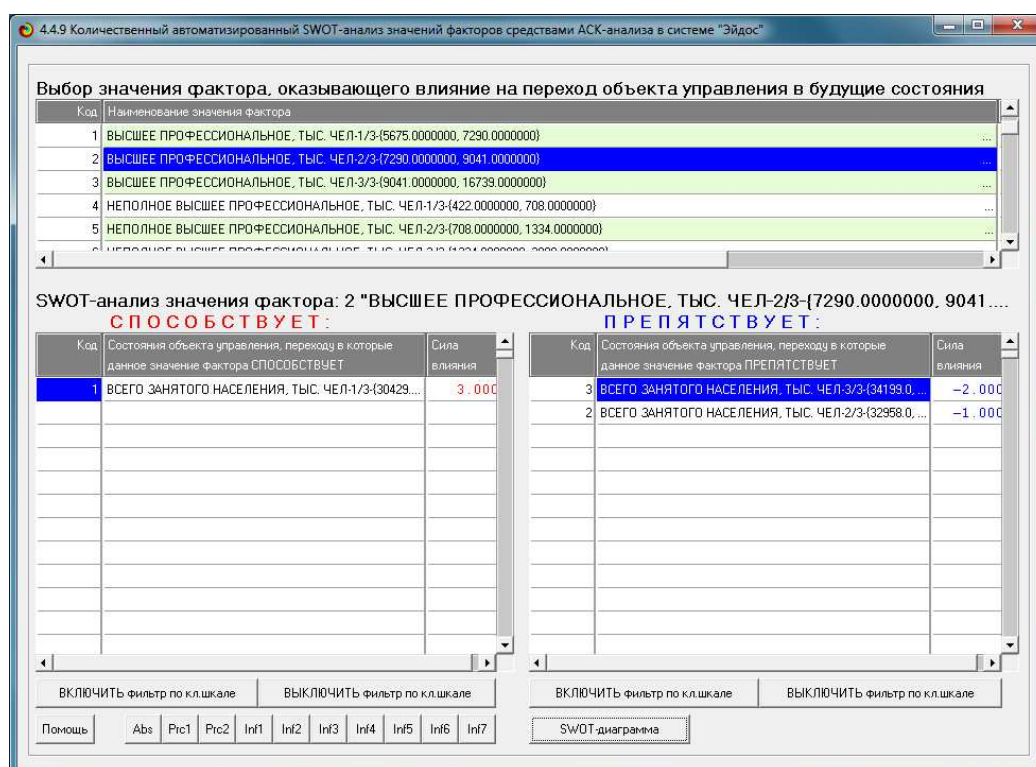


Рисунок 31 – Пример SWOT – матрицы в модели INF3

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

Конструкт признака: 1 "ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-{5675.0000000, 7290.0000000}" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование признака	№	Код признака	Наименование признака	Сходство
1	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1...	1	1	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-{5675.0000000, 7290.0000000}	100.000
2	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2...	2	14	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-{8325.0000000, 124...	100.000
3	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3...	3	25	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %1/3-{1.4000000...	93.017
4	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...	4	38	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, %2/3-{6.6000000, 8.4000000}	93.017
5	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...	5	39	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, %3/3-{8.4000000, 14.4000000}	93.017
6	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ...	6	11	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-{4248.0000...	84.333
7	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ...	7	17	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-{2609.0000000, 4180.000000...	82.092
8	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ...	8	22	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %1/3-{16.8000000, 21.300000...	82.092
9	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ...	9	36	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, %3/3-{24.9000000, 37.0000000}	82.092
10	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. Ч...	10	7	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-{7082.000000...	80.805
11	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. Ч...	11	28	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %1/3-{20.7000000, 27.10000...	80.805
12	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. Ч...	12	41	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО ОБЩЕГО, %2/...	80.805
13	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-{6...	13	33	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %3/3-{13.9000000, 21.900...	77.976
14	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-{8...	14	23	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %2/3-{21.3000000, 23.700000...	52.595
15	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-{1...	15	4	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-{4...	13.099
16	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-{1571.0000...	16	32	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %2/3-{11.3000000, 13.900...	6.431
17	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-{2609.0000...	17	5	НЕПОЛНОЕ ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-{7...	
18	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-{4180.0000...	18	20	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО ОБЩЕГО, ТЫС...	
19	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...	19	29	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %2/3-{27.1000000, 32.10000...	
20	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...	20	42	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО ОБЩЕГО, %3/...	
21	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГ...	21	3	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-{9041.0000000...	-0.914
22	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %1/3-{16.80...	22	9	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-{11897.000000...	-0.914
23	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %2/3-{21.30...	23	15	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-{12487.0000000, 21...	-0.914

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ. фильтр по клщ. ВКЛ. фильтр по клщ. Вписать в окно Показать ВСЕ

б)

Рисунок 33 – Результат кластерно-конструктивного анализа признаков

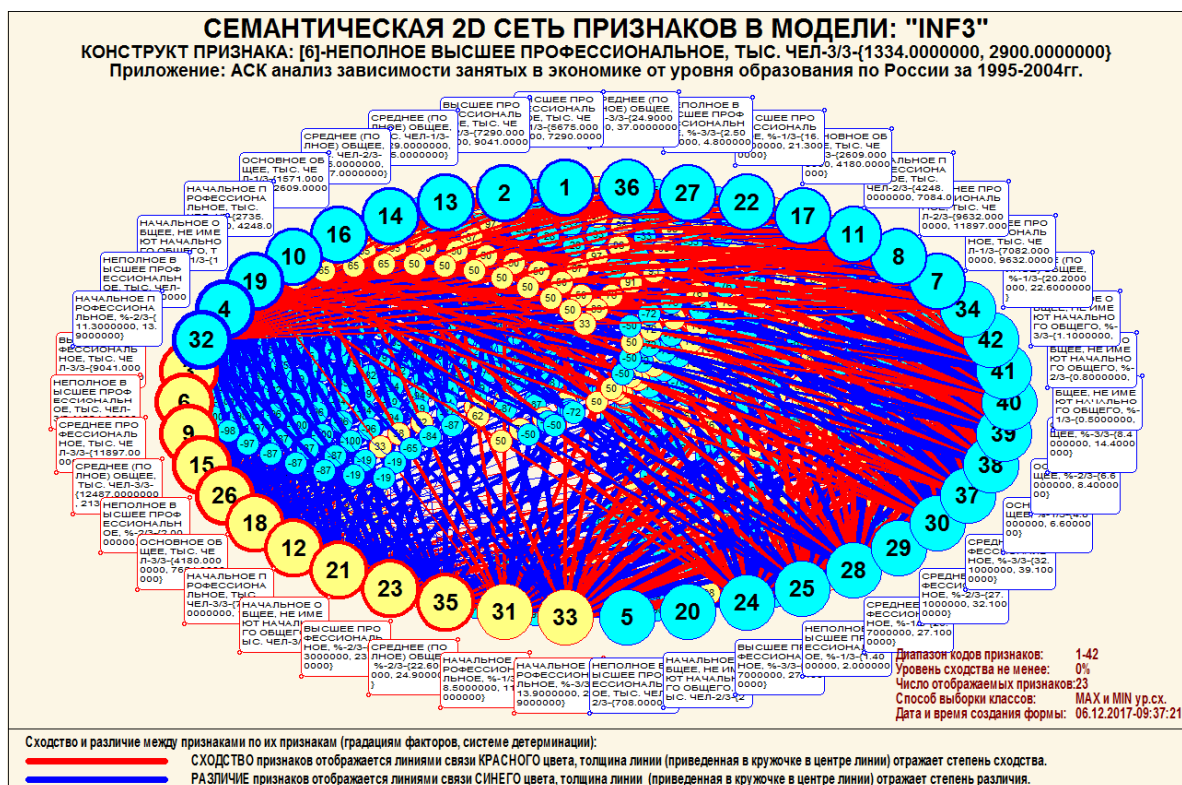


Рисунок 34 – Результат кластерно-конструктивного анализа признаков

2.5. Нелокальные нейроны и нейронные сети

На рисунках 35 и 36 представлены примеры работы модели нелокальных нейронов и нейронных сетей [1].

4.4.10. Графическое отображение нелокальных нейронов в системе "Эйдос"

Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(30429.0, 32958.0)
2	ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(32958.0, 34199.0)
3	ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(34199.0, 67152.0)

Подготовка визуализации нейрона: 1 "ВСЕГО ЗАНЯТОГО НАСЕЛЕНИЯ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(30429.0, 32958.0)" ...

АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
8	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(9632.0, 12487.000000)	4.000
2	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-2/3-(7290.000000, 12487.000000)	3.000
13	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(6429.000000, 12487.000000)	3.000
16	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(1571.000000, 2609.000000)	3.000
34	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, %-1/3-(20.200000, 22.600000)	3.000
10	НАЧАЛЬНОЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(273.000000, 12487.000000)	2.333
19	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО ОБЩЕГО	2.000
24	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-3/3-(23.700000, 27.400000)	2.000

ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
35	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, %-2/3-(22.600000, 24.900000)	-2.000
28	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, %-1/3-(20.700000, 27.400000)	-2.000
21	НАЧАЛЬНОЕ ОБЩЕЕ, НЕ ИМЕЮТ НАЧАЛЬНОГО ОБЩЕГО	-2.000
18	ОСНОВНОЕ ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(4180.000000, 7654.000000)	-2.000
15	СРЕДНЕЕ (ПОЛНОЕ) ОБЩЕЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(12487.000000, 12487.000000)	-2.000
9	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(11897.000000, 12487.000000)	-2.000
7	СРЕДНЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-1/3-(7082.000000, 12487.000000)	-2.000
3	ВЫСШЕЕ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЕ, ТЫС. ЧЕЛ-3/3-(9041.000000, 12487.000000)	-2.000

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

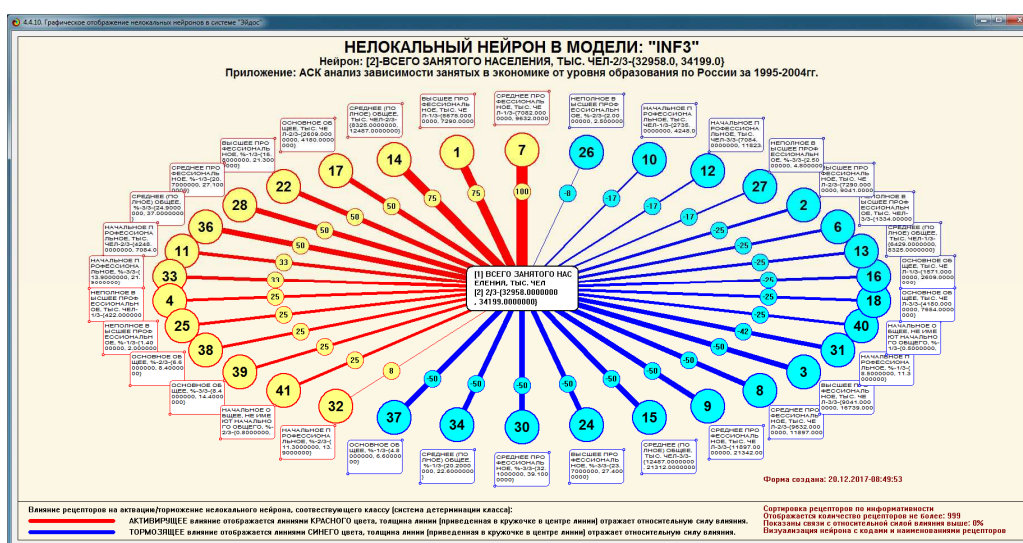
Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

НЕЙРОН Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999 Минимальный вес коэф. отображаемых рецепторов: 0,000

Сортировать рецепторы: ☒ по информативности ☐ по модулю информативности

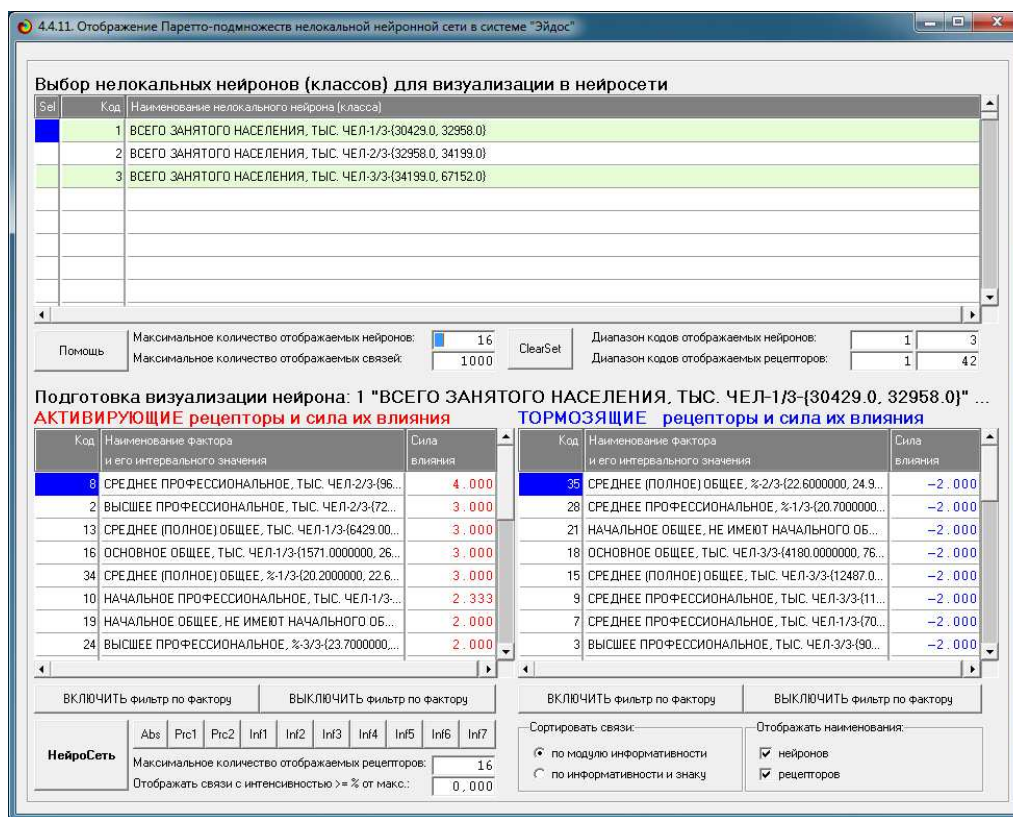
Отображать рецепторы: ☒ с наименованиями ☐ только с кодами

a)

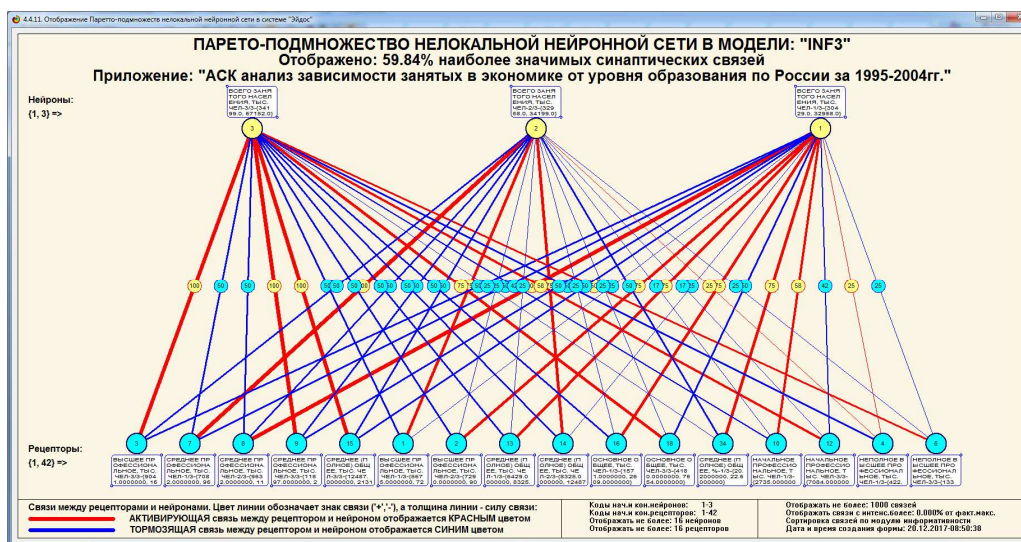


b)

Рисунок 35 – Нелокальный нейрон в модели INF3 в системе «Эйдос»



а)



б)

Рисунок 36 – Паретто - подмножеств нелокальной нейронной сети в системе «Эйдос»

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 UCI для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0.969, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 0.984. 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.

Данная работа была загружена в облако средствами системы Эйдос-online [2].

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. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда для обучения и научных исследований на базе АСК- анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у. п. л.
3. 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.