

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 абонентских устройств в сельской местности, подсоединенных к
станциям сети по субъектам Российской Федерации

Выполнил студент
Группы ПИ1401
Сербин Данил
Владимирович

Руководитель работы:
профессор Луценко Е.В.

Краснодар
2017

Оглавление

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	10
1.4 Виды моделей системы «Эйдос»	12
1.5 Результаты верификации моделей.....	14
2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	18
2.1 Решение задачи идентификации	18
2.2 SWOT и PEST Матрицы и диаграммы	21
2.3 Кластерно-конструктивный анализ признаков	24
2.4 Нелокальный нейрон и нелокальные нейронные сети	25
Заключение	28
Использованная литература	29

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.

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.

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 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

Столбец 2 является классификационной шкалой, а столбцы 3-9 описательными шкалами.

№	A	B	C		D		E		F	G	H	I
			2010 г		2011 г		2012 г		2013 г	2014 г	2015 г	2016 г
1	Название	Всего										
2	АЛТАЙСКИЙ КРАЙ	1 476 286	223 828		223 719		222 903		217 881	209 538	192 974	185 443
3	АМУРСКАЯ ОБЛАСТЬ	155 236	28 115		26 469		24 667		23 019	19 875	17 426	15 665
4	АРХАНГЕЛЬСКАЯ ОБЛАСТЬ	317 608	56 594		52 137		48 772		45 200	43 100	39 195	32 610
5	АСТРАХАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	250 321	42 269		39 768		37 330		35 713	33 175	31 282	30 784
6	БЕЛГОРОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	442 472	69 079		67 856		64 710		63 627	62 549	58 350	56 301
7	БРЯНСКАЯ ОБЛАСТЬ	293 121	47 877		46 949		45 216		43 350	39 832	35 697	34 200
8	ВЛАДИМИРСКАЯ ОБЛАСТЬ	207 865	34 604		33 800		31 663		29 241	26 030	26 914	25 613
9	ВОЛГОГРАДСКАЯ ОБЛАСТЬ	465 558	80 196		76 744		72 169		67 043	61 185	56 490	51 731
10	ВОЛОГОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	350 730	55 356		54 006		53 559		51 056	47 576	49 255	39 922
11	ВОРОНЕЖСКАЯ ОБЛАСТЬ	867 834	130 400		130 894		130 057		127 956	120 428	115 618	112 481
12	Дальневосточный федеральный округ	1 627 139	276 061		267 422		255 774		239 688	212 754	196 405	179 035
13	ЕВРЕЙСКАЯ АВТОНОМНАЯ ОБЛАСТЬ	51 253	8 680		8 220		7 746		7 441	6 660	6 511	5 995
14	ЗАБАЙКАЛЬСКИЙ КРАЙ	227 659	37 473		37 223		34 620		33 189	30 587	27 990	26 577
15	ИВАНОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	130 568	24 324		22 568		20 736		19 384	17 873	13 674	12 009
16	ИРКУТСКАЯ ОБЛАСТЬ	177 524	30 114		28 933		27 481		25 527	24 050	21 162	20 257
17	КАБАРДИНО-БАЛКАРСКАЯ РЕСПУБЛИКА	168 091	29 200		24 994		24 460		23 525	23 011	22 479	20 422
18	КАЛИНИНГРАДСКАЯ ОБЛАСТЬ	111 894	18 397		17 853		16 775		17 811	15 488	13 190	12 380
19	КАЛУЖСКАЯ ОБЛАСТЬ	193 665	31 101		30 864		30 089		27 967	25 582	24 563	23 489
20	КАМЧАТСКИЙ КРАЙ	120 524	19 280		19 807		19 039		17 999	16 488	14 558	13 353
21	КАРАЧАЕВО-ЧЕРКЕССКАЯ РЕСПУБЛИКА	125 895	19 831		19 340		18 905		18 522	17 366	16 332	15 599
22	КЕМЕРОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	216 836	37 204		35 883		33 895		31 573	29 038	25 752	23 491
23	КИРОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	345 262	54 453		53 570		52 380		50 296	47 951	44 955	41 657
24	КОСТРОМСКАЯ ОБЛАСТЬ	247 918	40 144		39 122		37 657		35 568	33 484	31 436	30 507
25	КРАСНОДАРСКИЙ КРАЙ	2 645 958	401 745		396 012		389 079		382 218	371 484	362 331	343 089
26	КРАСНОЯРСКИЙ КРАЙ	550 459	91 352		88 850		86 154		81 727	73 525	66 726	62 125
27	КУРГАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	397 658	65 319		62 684		61 506		58 089	54 455	50 112	45 493
28	КУРСКАЯ ОБЛАСТЬ	150 692	26 958		24 562		22 933		20 906	19 756	18 021	17 556
29	ЛЕНИНГРАДСКАЯ ОБЛАСТЬ	460 979	82 236		77 474		74 269		68 454	60 503	52 018	46 025
30	ЛИПЕЦКАЯ ОБЛАСТЬ	510 265	77 322		76 989		76 142		74 824	72 384	65 468	67 136
31	МАГАДАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	9 269	1 948		1 789		1 611		1 382	1 059	782	698
32	МОСКОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	1 032 612	170 595		172 888		165 718		152 145	130 607	126 829	113 830
33	МУРМАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	58 174	10 397		9 479		8 731		7 976	7 409	6 908	7 274
34	НИЖЕГОРОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	687 783	107 962		106 690		104 410		100 998	95 719	85 487	86 517
35	НОВГОРОДСКАЯ ОБЛАСТЬ	179 372	29 156		28 336		27 166		25 267	23 974	20 569	24 904

Рисунок 1 – Таблица (начало)

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
37	ОМСКАЯ ОБЛАСТЬ	507 996	80 806	81 328	79 057	74 959	69 890	63 027	58 929
38	ОРЕНБУРГСКАЯ ОБЛАСТЬ	888 497	136 161	135 648	133 598	128 411	124 134	118 163	112 382
39	ОРЛОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	178 874	33 208	31 050	28 658	25 749	23 041	20 404	16 764
40	ПЕНЗЕНСКАЯ ОБЛАСТЬ	421 895	64 362	64 521	62 975	61 983	59 441	55 410	53 203
41	ПЕРМСКИЙ КРАЙ	622 236	96 306	95 193	94 840	91 814	86 166	81 808	76 109
42	Приволжский федеральный округ	8 858 225	1 344 268	1 341 746	1 336 565	1 298 980	1 244 746	1 176 674	1 115 246
43	ПРИМОРСКИЙ КРАЙ	464 402	73 424	72 054	70 222	67 841	64 487	60 457	55 917
44	ПСКОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	206 288	33 377	32 134	31 074	29 554	28 503	26 501	25 145
45	РЕСПУБЛИКА АДЫГЕЯ	98 189	12 537	12 223	15 398	14 883	14 724	14 480	13 944
46	РЕСПУБЛИКА АЛТАЙ	126 568	22 892	22 111	20 364	17 883	15 963	14 120	13 235
47	РЕСПУБЛИКА БАШКОРТОСТАН	2 133 505	278 625	291 486	302 388	313 172	321 959	318 930	306 945
48	РЕСПУБЛИКА БУРЯТИЯ	299 892	51 790	49 270	46 884	43 328	38 444	35 757	34 419
49	РЕСПУБЛИКА ДАГЕСТАН	57 182	14 509	10 973	9 058	7 402	5 618	5 618	4 004
50	РЕСПУБЛИКА ИНГУШЕТИЯ	7 951	1 653	1 573	1 615	1 295	759	528	528
51	РЕСПУБЛИКА КАЛМЫКИЯ	108 740	17 042	15 963	15 720	15 167	14 806	14 949	15 093
52	РЕСПУБЛИКА КАРЕЛИЯ	167 744	28 879	27 458	26 131	24 055	22 048	19 560	19 613
53	РЕСПУБЛИКА КОМИ	355 377	56 544	54 925	53 489	51 403	48 594	44 889	45 533
54	РЕСПУБЛИКА МАРИЙ-ЭЛ	145 613	24 374	23 477	22 484	20 900	19 678	17 838	16 862
55	РЕСПУБЛИКА МОРДОВИЯ	430 968	70 667	69 212	66 610	63 956	58 412	53 331	48 780
56	РЕСПУБЛИКА САХА (ЯКУТИЯ)	415 320	78 152	74 326	69 672	62 327	48 407	43 692	38 744
57	РЕСПУБЛИКА СЕВЕРНАЯ-ОСЕТИЯ	223 269	35 113	34 404	33 723	32 843	29 549	28 748	28 889
58	РЕСПУБЛИКА ТАТАРСТАН	1 170 827	170 239	171 199	172 745	171 000	167 879	162 288	155 477
59	РЕСПУБЛИКА ТЫВА	32 490	7 348	6 520	5 160	4 255	3 355	3 009	2 843
60	РЕСПУБЛИКА ХАКАСИЯ	153 569	25 232	24 418	23 733	22 330	20 886	19 086	17 884
61	Российская Федерация	32 254 673	5 106 982	5 013 236	4 896 262	4 703 458	4 436 080	4 151 482	3 947 173
62	РОСТОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	160 365	159 121	159 121	159 651	154 733	145 869	123 107	125 041
63	РЯЗАНСКАЯ ОБЛАСТЬ	175 377	30 611	29 558	27 967	25 729	22 753	19 832	18 927
64	САМАРСКАЯ ОБЛАСТЬ	536 040	95 731	92 155	86 014	78 919	67 918	62 336	52 967
65	САРАТОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	523 940	90 355	86 957	80 831	75 319	68 943	63 525	58 010
66	САХАЛИНСКАЯ ОБЛАСТЬ	127 743	21 294	20 516	19 866	18 690	17 077	15 962	14 338
67	СВЕРДЛОВСКАЯ ОБЛАСТЬ	506 941	85 666	83 447	77 700	72 090	68 009	63 604	56 425
68	Северо-Западный федеральный округ	2 209 661	370 936	353 987	339 966	320 776	297 195	272 085	254 716
69	Северо-Кавказский федеральный округ	1 611 036	263 038	248 325	239 863	230 499	218 405	210 279	200 627
70	Сибирский федеральный округ	5 027 571	803 553	792 498	770 712	737 001	692 779	634 427	596 601
71	СМОЛЕНСКАЯ ОБЛАСТЬ	286 414	47 854	45 571	43 928	41 721	38 182	35 067	34 091

Рисунок 2 – Таблица (продолжение)

Сохраним получившуюся таблицу с именем Inp_data.xlsx в папку:
D:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\.

Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних данных в систему «Эйдос».

Для загрузки базы 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 3)

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-Х++"

и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

- ☒ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
- ☐ XLSX - MS Excel-2007(2010)
- ☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
- ☐ CSV - Comma-Separated Values Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

- ☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
- ☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
- ☒ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

- ☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
- ☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

- ☐ Равные интервалы с разным числом наблюдений
- ☒ Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

- ☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа
- ☐ Применить сценарный метод АСК-анализа
- ☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей классов
- ☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

- ☒ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")
- ☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
- ☐ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok Cancel

Рисунок 3 – Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос» (режим 2.3.2.2)

В данной экранной форме, приведённой выше, задать настройки: — «Задайте тип файла исходных данных Inp_data»: «XLSX – MS Excel- 2007»; — «Задайте диапазон столбцов классификационных шкал»: «Начальный столбец классификационных шкал» – 2, «Конечный столбец классификационных шкал» – 2; — «Задайте диапазон столбцов описательных шкал»: «Начальный столбец описательных шкал» – 3, «Конечный столбец описательных шкал» – 9; — «Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей»: «Не применять сценарный метод АСК - анализа и спец. интерпретацию TXT-полей».

После нажать кнопку «ОК». Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (Рисунок 5). В данном окне необходимо нажать кнопку «Выйти на создание модели»

2.3.2.2. Задание размерности модели системы "Эйдос-X++"

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [3 x 21]

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	7	21	3,00
Текстовые	0	0	0,00	0	0	0,00
ВСЕГО:	1	3	3,00	7	21	3,00

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации Параметры числ. шкал и градаций Выйти на создание модели

Рисунок 4 – Задание размерности модели системы «Эйдос»

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД «Inp_data.xlsx» в систему «Эйдос» (Рисунок 5), а так же прогноз времени завершения этого процесса. В этом окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку «ОК».

2.3.2.2. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "Эйдос-X++"

Стадии исполнения процесса

1/3: Формирование классификационных и описательных шкал и градаций на основе БД "Inp_data" - Готово

2/3: Генерация обучающей выборки и базы событий "EventsKO" на основе внешней БД "Inp_data" - Готово

3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения - Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 22:32:04 Окончание: 22:32:10

100%

Прошло: 0:00:05 Осталось: 0:00:00

Ok

Рисунок 5 – Процесс импорта данных из внешней БД «Inp_data.xlsx» 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 6)

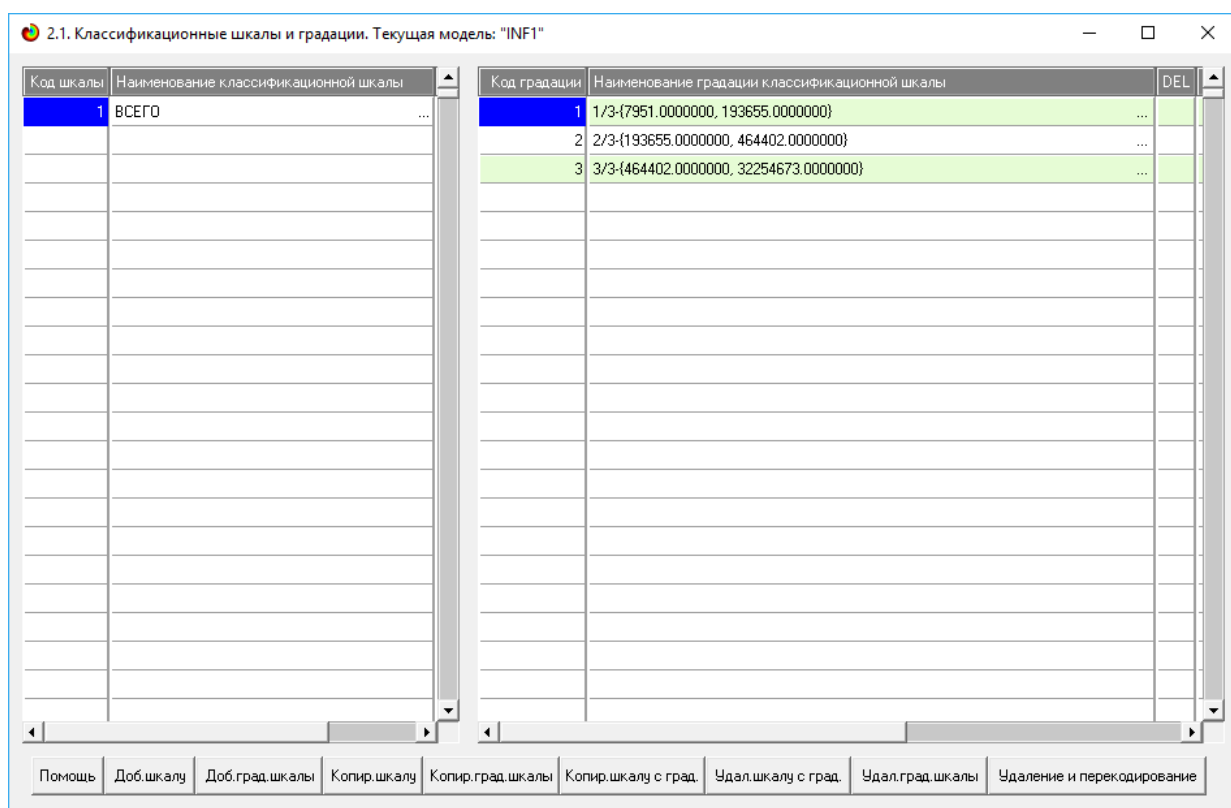


Рисунок 6 – Классификационные шкалы и градации

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (Рисунок 8), а обучающей выборки режим 2.3.1 (Рисунок 9):

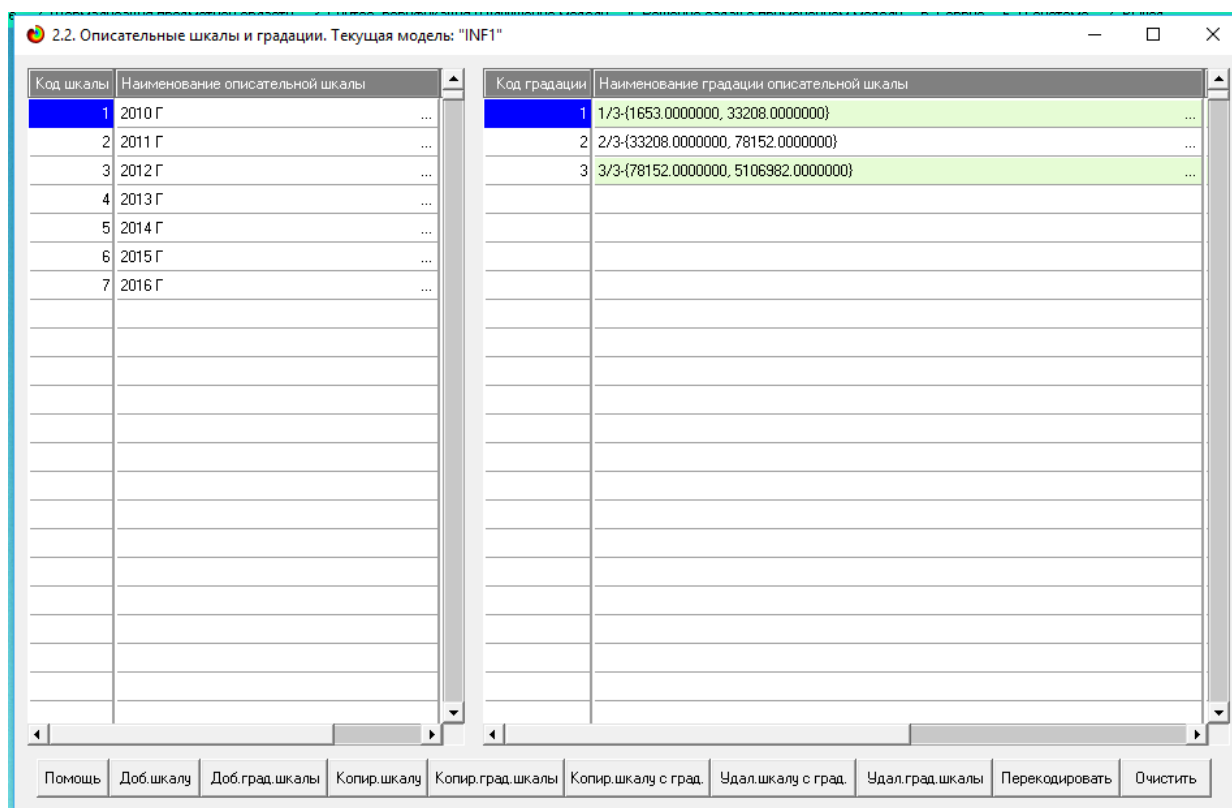


Рисунок 7 – Описательные шкалы и градации

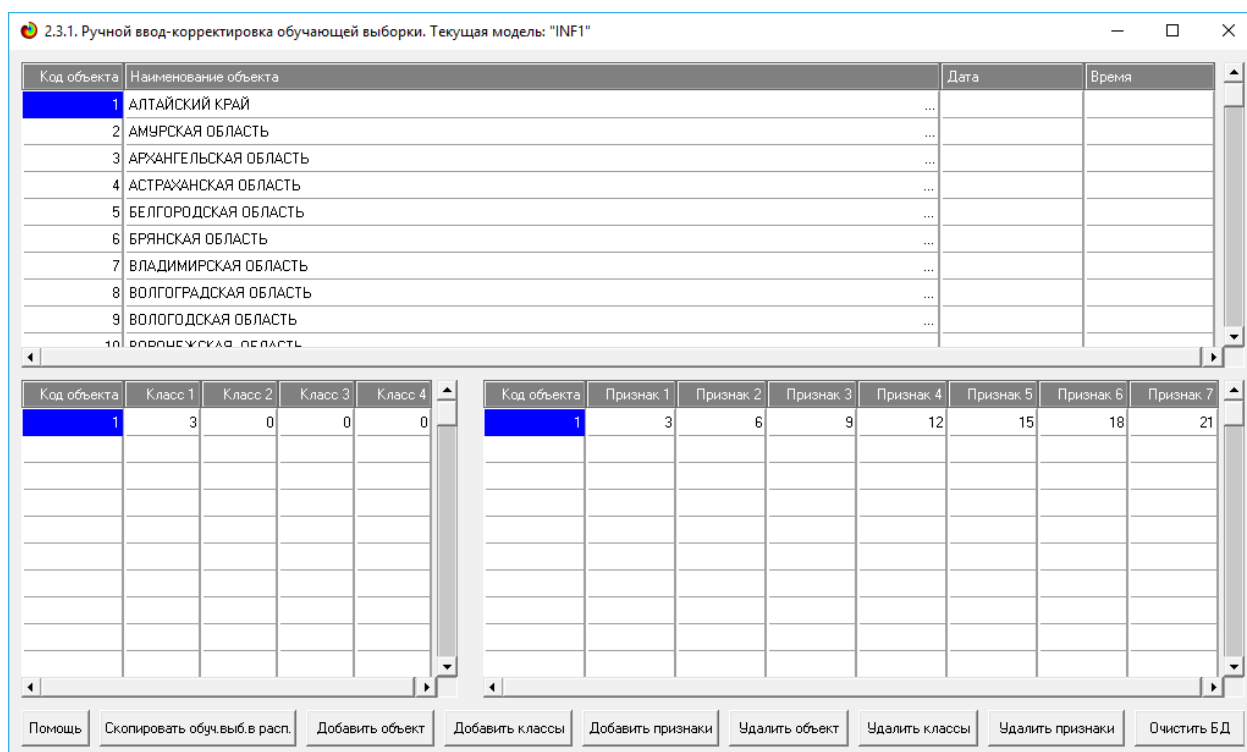


Рисунок 8 – Обучающая выборка (фрагмент)

Ниже представлены параметры классификационных и описательных шкал и градаций.

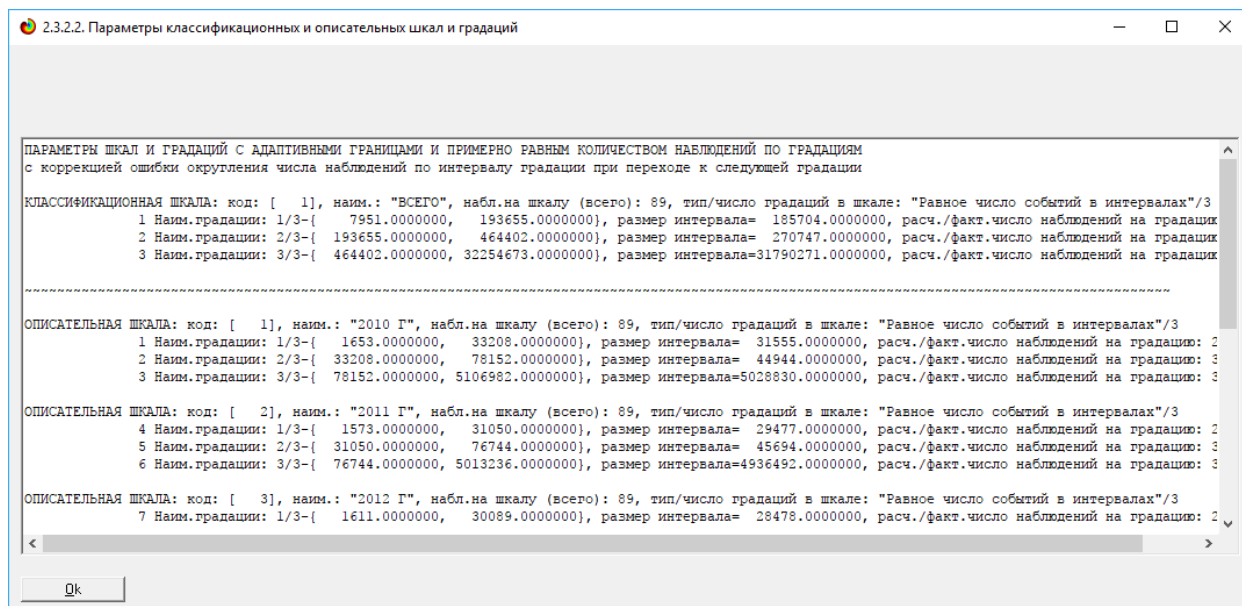


Рисунок 9 - Параметры классификационных и описательных шкал и градаций

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).

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).

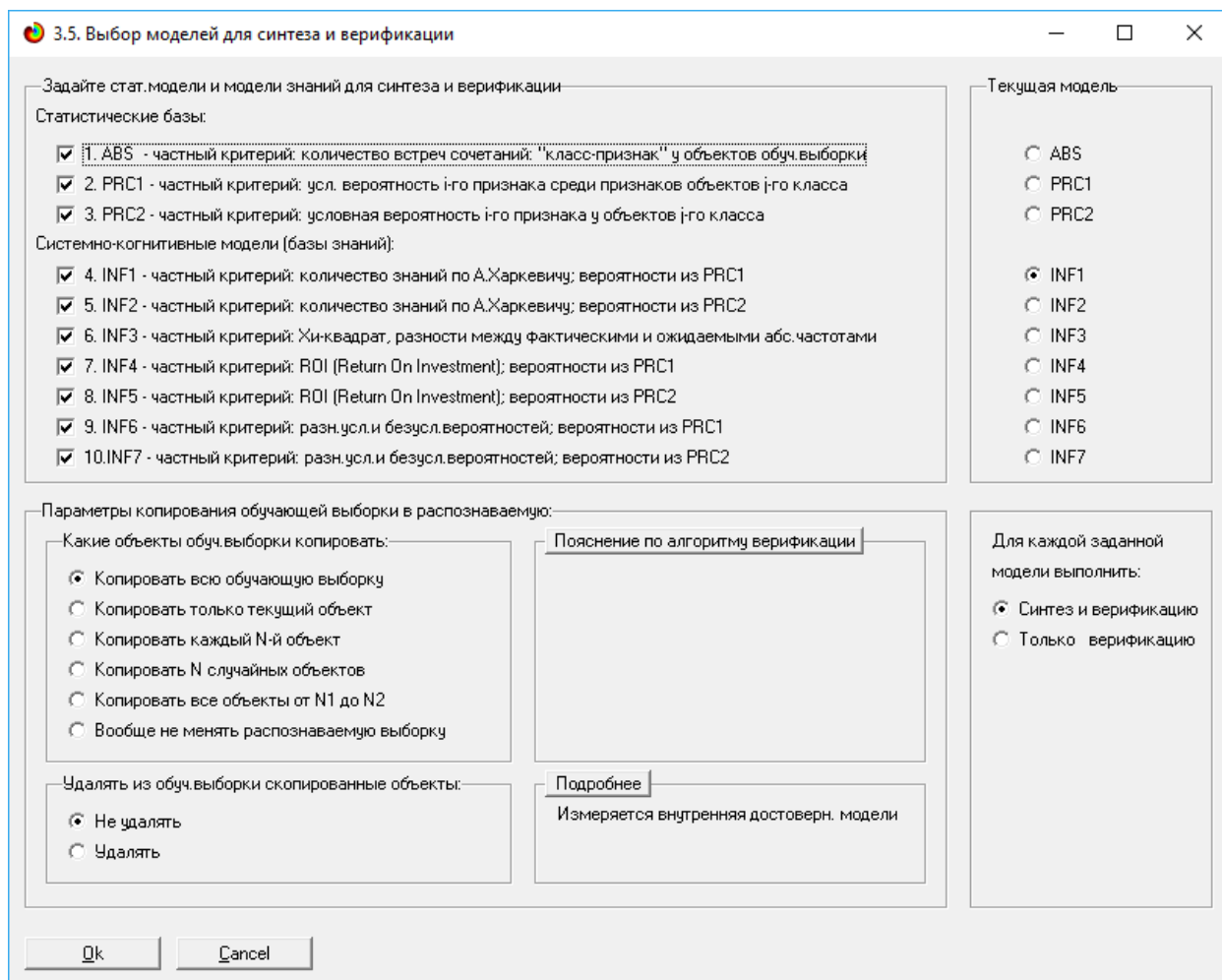


Рисунок 10 - Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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 12. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 12.

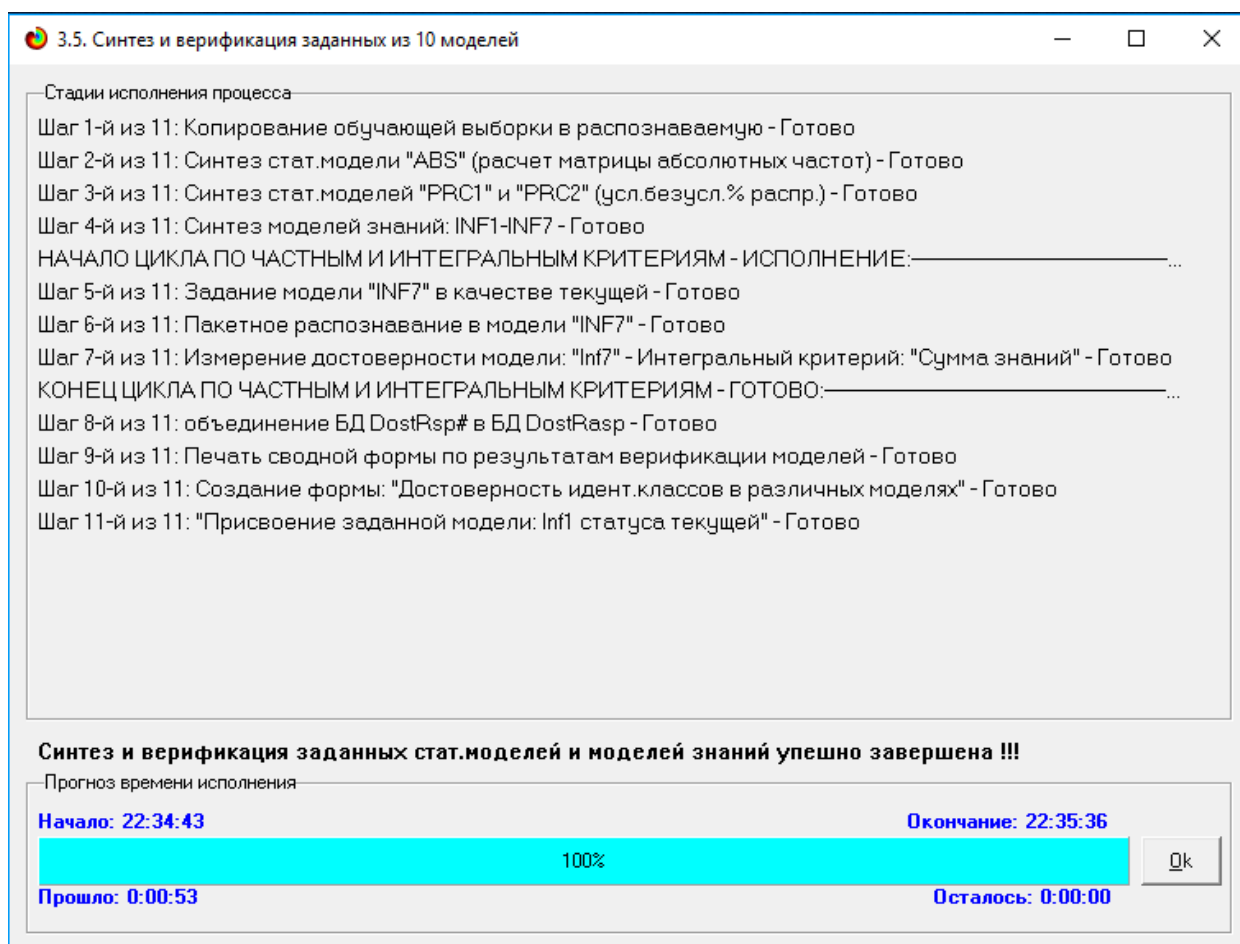


Рисунок 11 – Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний.

Интересно заметить (см. рисунок 11), что синтез и верификация всех 12 моделей на данной задаче занял всего 43 секунд. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 45 примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 12, но ниже мы приведем лишь некоторые из них.

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 (рисунки 12 и 13) в матрицы условных и

безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (рисунки 14-17).

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 1/3 {7951.0000000, 193655.0000000}	2. ВСЕГО 2/3 {193655.00000..., 464402.0000000}	3. ВСЕГО 3/3 {464402.00000..., 32254673.0000...	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	2010 Г-1/3-{1653.0000000, 33208.0000000}	29			29	9.67	16.74
2	2010 Г-2/3-{33208.0000000, 78152.0000000}		29	1	30	10.00	16.46
3	2010 Г-3/3-{78152.0000000, 5106982.0000000}		1	29	30	10.00	16.46
4	2011 Г-1/3-{1573.0000000, 31050.0000000}	29			29	9.67	16.74
5	2011 Г-2/3-{31050.0000000, 76744.0000000}		29	1	30	10.00	16.46
6	2011 Г-3/3-{76744.0000000, 5013236.0000000}		1	29	30	10.00	16.46
7	2012 Г-1/3-{1611.0000000, 30089.0000000}	29			29	9.67	16.74
8	2012 Г-2/3-{30089.0000000, 72425.0000000}		29	1	30	10.00	16.46
9	2012 Г-3/3-{72425.0000000, 4896262.0000000}		1	29	30	10.00	16.46
10	2013 Г-1/3-{1295.0000000, 27967.0000000}	29			29	9.67	16.74
11	2013 Г-2/3-{27967.0000000, 67841.0000000}		29	1	30	10.00	16.46
12	2013 Г-3/3-{67841.0000000, 4703458.0000000}		1	29	30	10.00	16.46
13	2014 Г-1/3-{759.0000000, 25582.0000000}	29			29	9.67	16.74
14	2014 Г-2/3-{25582.0000000, 62549.0000000}		29	1	30	10.00	16.46
15	2014 Г-3/3-{62549.0000000, 4436080.0000000}		1	29	30	10.00	16.46
16	2015 Г-1/3-{528.0000000, 24563.0000000}	29			29	9.67	16.74
17	2015 Г-2/3-{24563.0000000, 58350.0000000}		29	1	30	10.00	16.46
18	2015 Г-3/3-{58350.0000000, 4151482.0000000}		1	29	30	10.00	16.46
19	2016 Г-1/3-{528.0000000, 23491.0000000}	28	1		29	9.67	15.89
20	2016 Г-2/3-{23491.0000000, 55684.0000000}	1	26	3	30	10.00	13.89
21	2016 Г-3/3-{55684.0000000, 3947173.0000000}		3	27	30	10.00	14.80
	Сумма числа признаков	203	210	210	623		
	Среднее	10	10	10		9.89	

Рисунок 12 - Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (начало)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ВСЕГО 1/3 (7951.0000000, 193655.0000000)	2. ВСЕГО 2/3 (193655.0000000, 464402.0000000)	3. ВСЕГО 3/3 (464402.0000000, 32254673.0000000...)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	2010 Г-1/3-(1653.0000000, 33208.0000000)	0.276			0.276	0.092	0.159
2	2010 Г-2/3-(33208.0000000, 78152.0000000)		0.260	-0.570	-0.310	-0.103	0.424
3	2010 Г-3/3-(78152.0000000, 5106982.0000000)		-0.570	0.260	-0.310	-0.103	0.424
4	2011 Г-1/3-(1573.0000000, 31050.0000000)	0.276			0.276	0.092	0.159
5	2011 Г-2/3-(31050.0000000, 76744.0000000)		0.260	-0.570	-0.310	-0.103	0.424
6	2011 Г-3/3-(76744.0000000, 5013236.0000000)		-0.570	0.260	-0.310	-0.103	0.424
7	2012 Г-1/3-(1611.0000000, 30089.0000000)	0.276			0.276	0.092	0.159
8	2012 Г-2/3-(30089.0000000, 72425.0000000)		0.260	-0.570	-0.310	-0.103	0.424
9	2012 Г-3/3-(72425.0000000, 4896262.0000000)		-0.570	0.260	-0.310	-0.103	0.424
10	2013 Г-1/3-(1295.0000000, 27967.0000000)	0.276			0.276	0.092	0.159
11	2013 Г-2/3-(27967.0000000, 67841.0000000)		0.260	-0.570	-0.310	-0.103	0.424
12	2013 Г-3/3-(67841.0000000, 4703458.0000000)		-0.570	0.260	-0.310	-0.103	0.424
13	2014 Г-1/3-(759.0000000, 25582.0000000)	0.276			0.276	0.092	0.159
14	2014 Г-2/3-(25582.0000000, 62549.0000000)		0.260	-0.570	-0.310	-0.103	0.424
15	2014 Г-3/3-(62549.0000000, 4436080.0000000)		-0.570	0.260	-0.310	-0.103	0.424
16	2015 Г-1/3-(528.0000000, 24563.0000000)	0.276			0.276	0.092	0.159
17	2015 Г-2/3-(24563.0000000, 58350.0000000)		0.260	-0.570	-0.310	-0.103	0.424
18	2015 Г-3/3-(58350.0000000, 4151482.0000000)		-0.570	0.260	-0.310	-0.103	0.424
19	2016 Г-1/3-(528.0000000, 23491.0000000)	0.268	-0.562		-0.294	-0.098	0.423
20	2016 Г-2/3-(23491.0000000, 55684.0000000)	-0.562	0.233	-0.299	-0.628	-0.209	0.405
21	2016 Г-3/3-(55684.0000000, 3947173.0000000)		-0.299	0.242	-0.057	-0.019	0.271
	Сумма	1.363	-2.491	-1.920	-3.047		
	Среднее	0.065	-0.119	-0.091		-0.048	

Рисунок 13 - Матрица информативностей (модель INF1) в битах (начало)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ВСЕГО 1/3 (7951.0000000, 193655.0000000)	2. ВСЕГО 2/3 (193655.0000000, 464402.0000000)	3. ВСЕГО 3/3 (464402.0000000, 32254673.0000000...)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	2010 Г-1/3-(1653.0000000, 33208.0000000)	19.551	-9.775	-9.775			16.931
2	2010 Г-2/3-(33208.0000000, 78152.0000000)	-9.775	18.888	-9.112			16.361
3	2010 Г-3/3-(78152.0000000, 5106982.0000000)	-9.775	-9.112	18.888			16.361
4	2011 Г-1/3-(1573.0000000, 31050.0000000)	19.551	-9.775	-9.775			16.931
5	2011 Г-2/3-(31050.0000000, 76744.0000000)	-9.775	18.888	-9.112			16.361
6	2011 Г-3/3-(76744.0000000, 5013236.0000000)	-9.775	-9.112	18.888			16.361
7	2012 Г-1/3-(1611.0000000, 30089.0000000)	19.551	-9.775	-9.775			16.931
8	2012 Г-2/3-(30089.0000000, 72425.0000000)	-9.775	18.888	-9.112			16.361
9	2012 Г-3/3-(72425.0000000, 4896262.0000000)	-9.775	-9.112	18.888			16.361
10	2013 Г-1/3-(1295.0000000, 27967.0000000)	19.551	-9.775	-9.775			16.931
11	2013 Г-2/3-(27967.0000000, 67841.0000000)	-9.775	18.888	-9.112			16.361
12	2013 Г-3/3-(67841.0000000, 4703458.0000000)	-9.775	-9.112	18.888			16.361
13	2014 Г-1/3-(759.0000000, 25582.0000000)	19.551	-9.775	-9.775			16.931
14	2014 Г-2/3-(25582.0000000, 62549.0000000)	-9.775	18.888	-9.112			16.361
15	2014 Г-3/3-(62549.0000000, 4436080.0000000)	-9.775	-9.112	18.888			16.361
16	2015 Г-1/3-(528.0000000, 24563.0000000)	19.551	-9.775	-9.775			16.931
17	2015 Г-2/3-(24563.0000000, 58350.0000000)	-9.775	18.888	-9.112			16.361
18	2015 Г-3/3-(58350.0000000, 4151482.0000000)	-9.775	-9.112	18.888			16.361
19	2016 Г-1/3-(528.0000000, 23491.0000000)	18.551	-8.775	-9.775			16.073
20	2016 Г-2/3-(23491.0000000, 55684.0000000)	-8.775	15.888	-7.112			13.784
21	2016 Г-3/3-(55684.0000000, 3947173.0000000)	-9.775	-7.112	16.888			14.686
	Сумма						
	Среднее						

Рисунок 14 – Матрица знаний (модель INF3) (продолжение)

1.5 Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными ниже интегральными критериями, приведены на рисунке 19.

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительн. решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительн. решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модул. уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма уровней истинно-отриц. решен
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Клас...	Корреляция абс частот с абс частот по признакам...	89	88	175	3	1	0.967	0.989	0.978	85.104	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Клас...	Сумма абс частот по признакам...	89	89	58	120		0.426	1.000	0.597	85.936	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с абс частот по признакам...	89	88	175	3	1	0.967	0.989	0.978	85.104	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Сумма усл.отн.частот по признакам...	89	89	58	120		0.426	1.000	0.597	84.033	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность того признака...	Корреляция усл.отн.частот с абс частот по признакам...	89	88	175	3	1	0.967	0.989	0.978	85.104	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность того признака...	Сумма усл.отн.частот по признакам...	89	89	58	120		0.426	1.000	0.597	84.033	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	89	87	118	60	2	0.592	0.978	0.737	68.624	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	89	86	175	3	3	0.966	0.966	0.966	41.276	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	89	87	118	60	2	0.592	0.978	0.737	68.624	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	89	86	175	3	3	0.966	0.966	0.966	41.276	
6. INF3 - частный критерий: Минквадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	89	88	175	3	1	0.967	0.989	0.978	85.108	
6. INF3 - частный критерий: Минквадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	89	88	175	3	1	0.967	0.989	0.978	82.643	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	89	87	176	2	2	0.978	0.978	0.978	82.725	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	89	88	173	5	1	0.946	0.989	0.967	79.113	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	89	87	176	2	2	0.978	0.978	0.978	82.725	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	89	88	173	5	1	0.946	0.989	0.967	79.113	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	89	87	176	2	2	0.978	0.978	0.978	82.796	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	89	88	173	5	1	0.946	0.989	0.967	80.848	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	89	87	176	2	2	0.978	0.978	0.978	82.796	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	89	88	173	5	1	0.946	0.989	0.967	80.848	

Рисунок 15 - Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF1 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели составляет 0,947, при полноте 0,947.

Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко (рисунок 20).

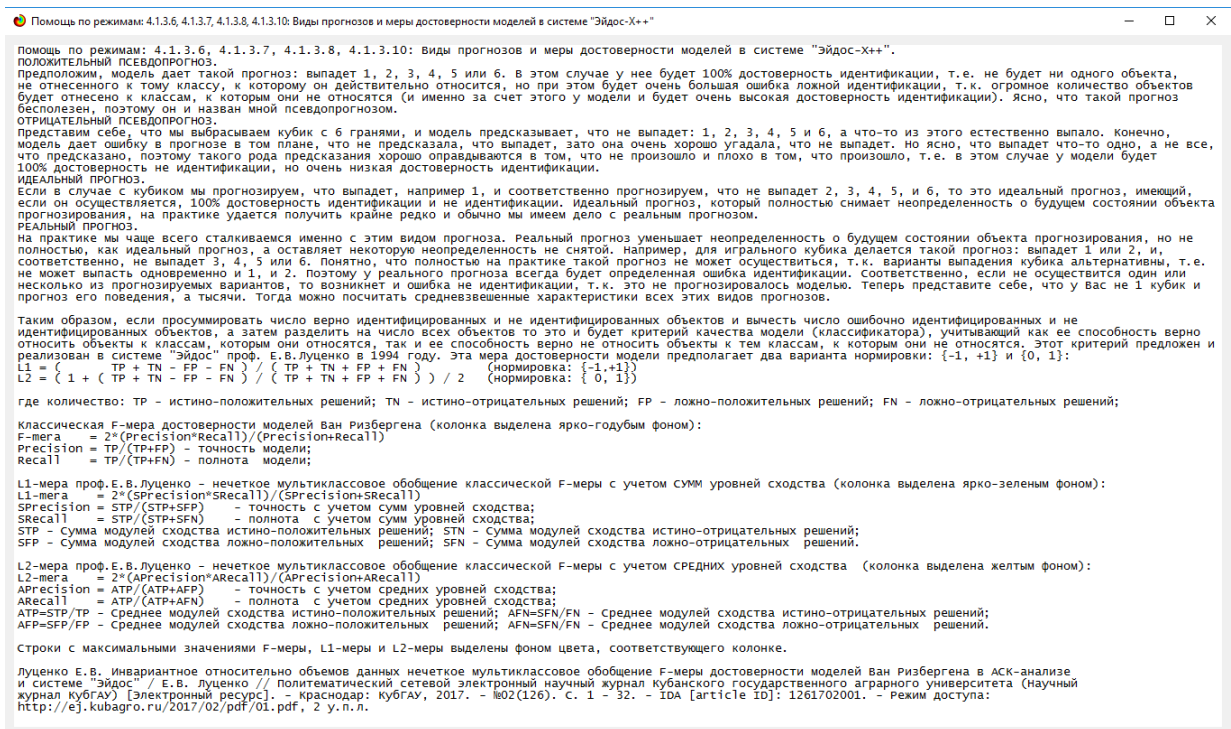


Рисунок 16 - Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием.

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 14 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF1.

Из рисунка 17 видно, что:

- Можно выделить 3 интервала;
- На интервале от -100% до -75% представлены только достоверные решения;
- С -75% и до 57% представлены ошибочные и достоверные решения
- На промежутке 57-85% представлены только достоверные решения

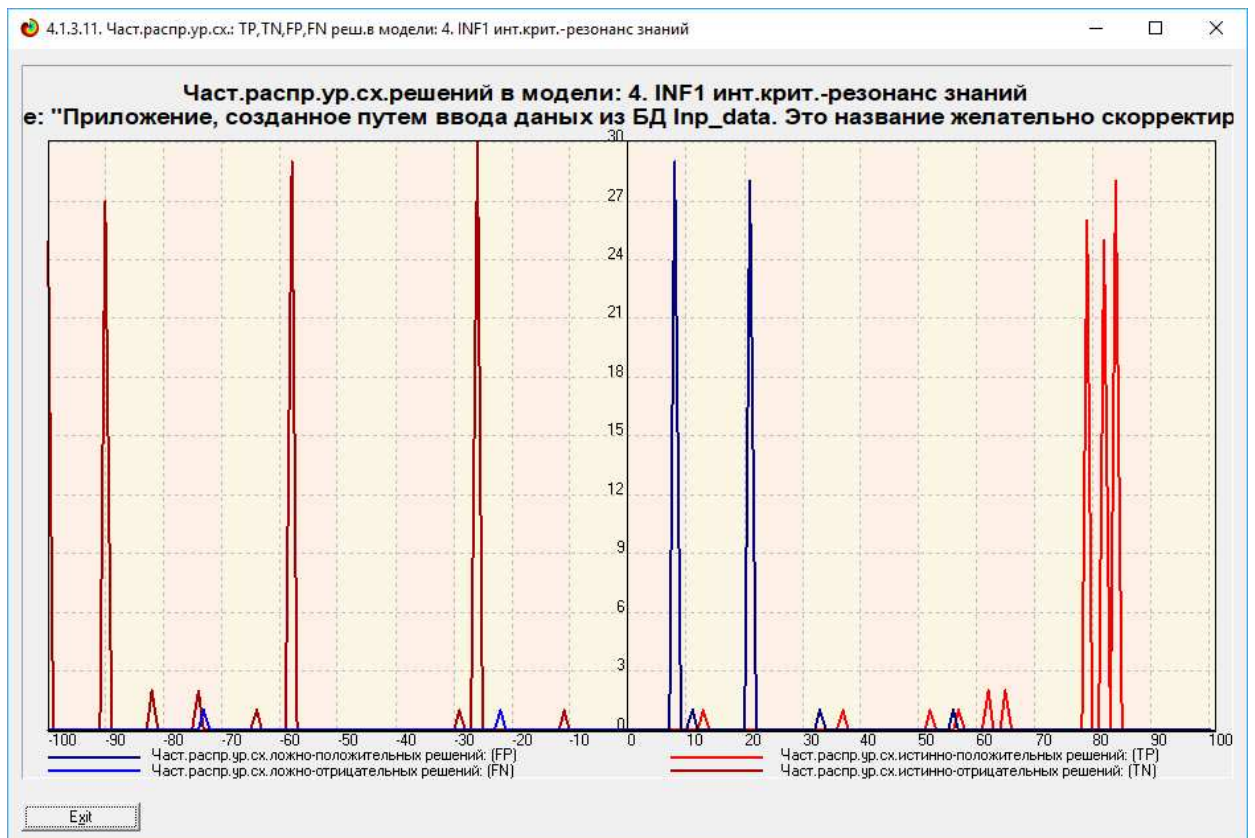


Рисунок 17 - Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF1

2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1 Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модели INF1 (режим 5.6) (рисунок 18).

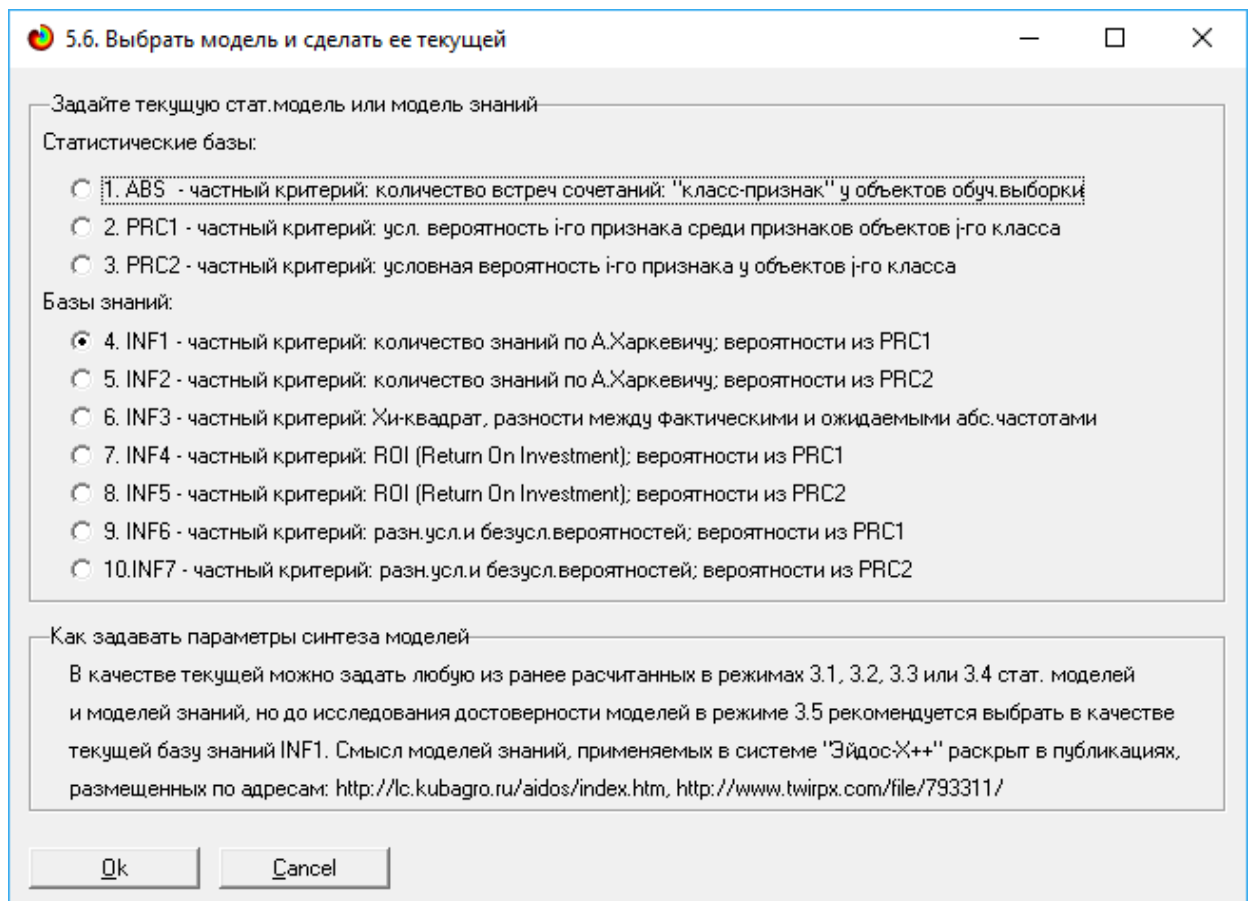


Рисунок 18 – Выбор модели

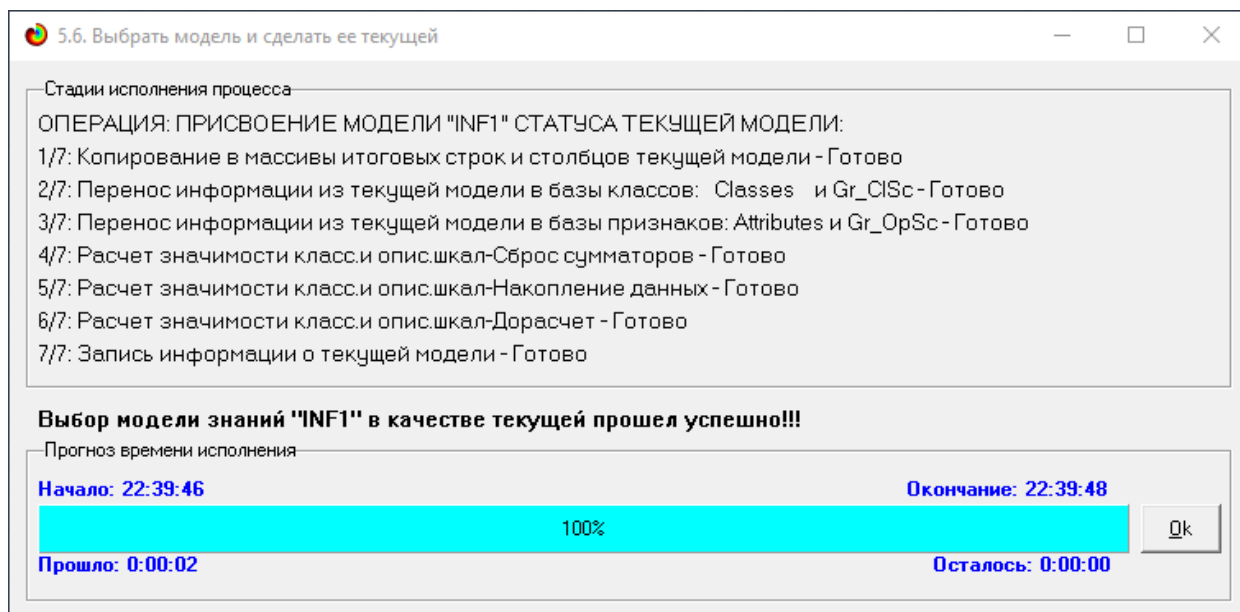


Рисунок 19 – Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели INF1

В результате пакетного распознавания в текущей модели создается ряд баз данных, которые визуализируются в выходных экранных формах, отражающих результаты решения задачи идентификации и прогнозирования. Режим 4.1.3 системы «Эйдос» обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
5. Подробно сжато: "Объект – классы".
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.
7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.
8. Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.

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

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

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 20 и 21 приведены примеры прогнозов в наиболее достоверной модели INF1:

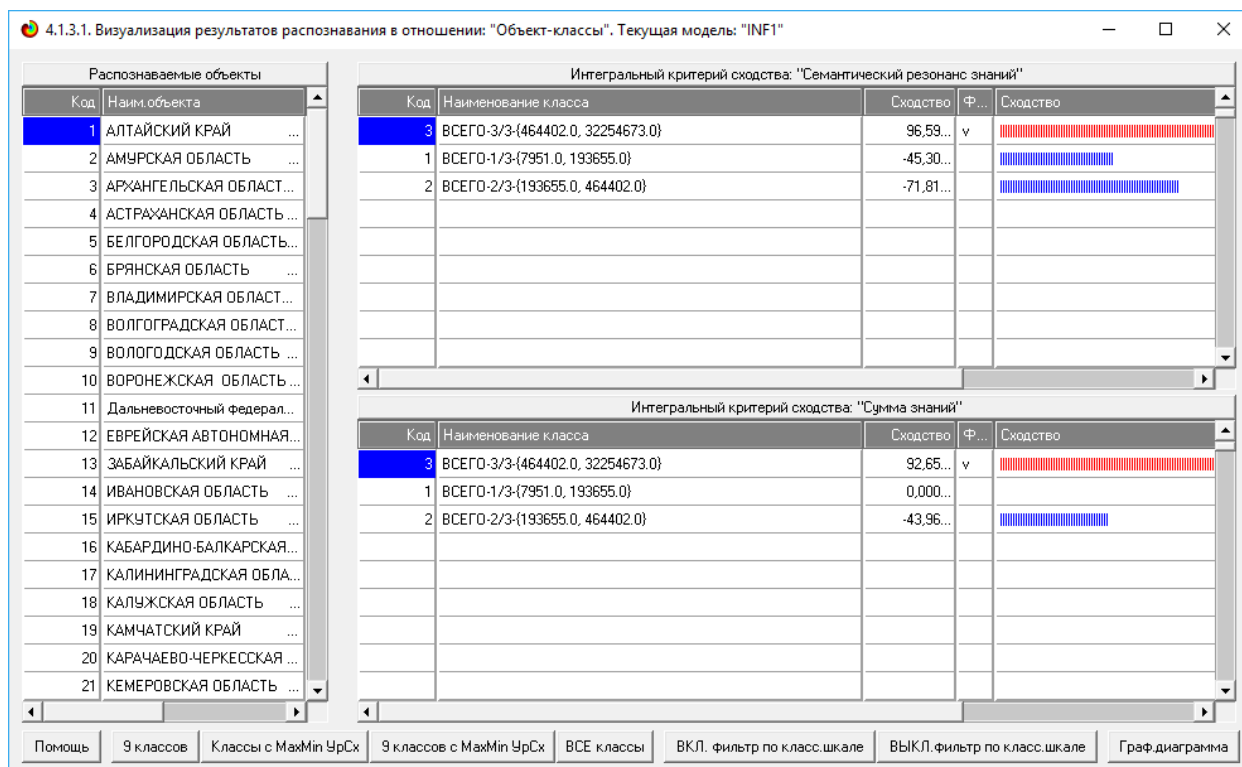


Рисунок 20 – Пример идентификации классов в модели INF1

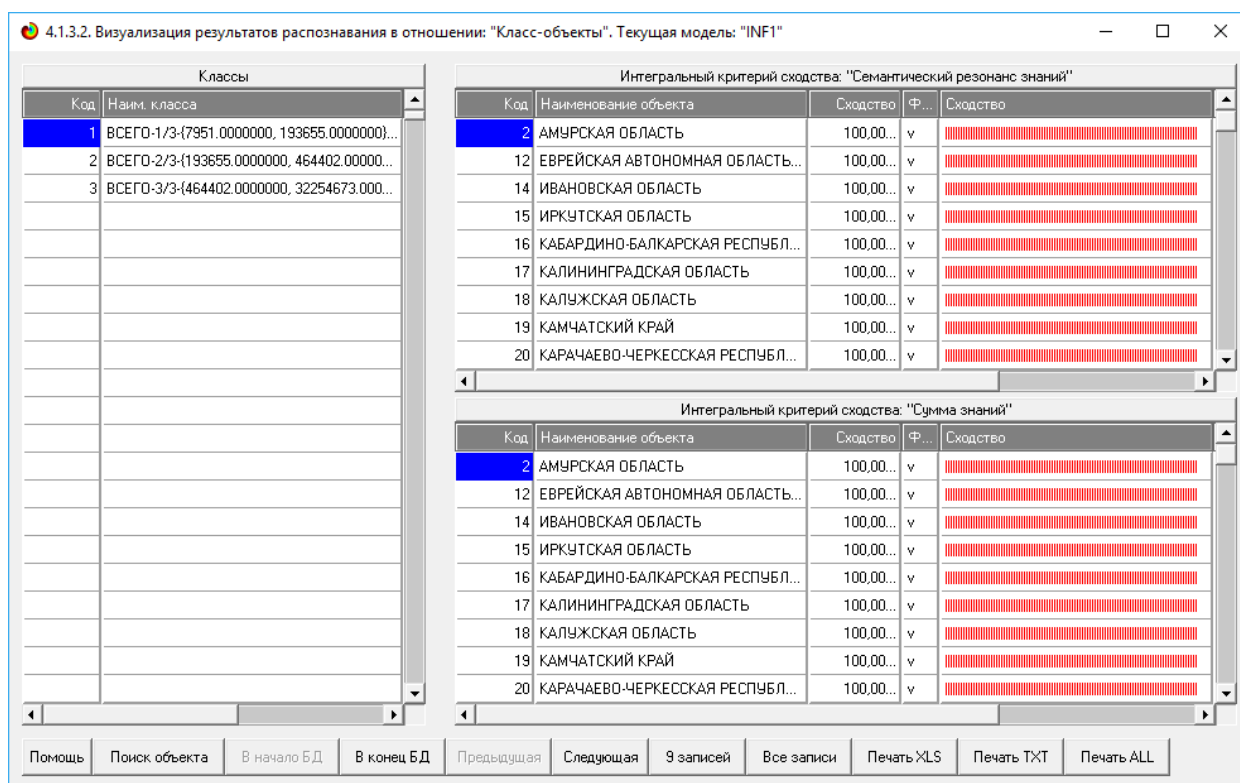


Рисунок 21 – Пример идентификации классов в модели INF1

2.2 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 OS Windows: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (Рисунок 25)

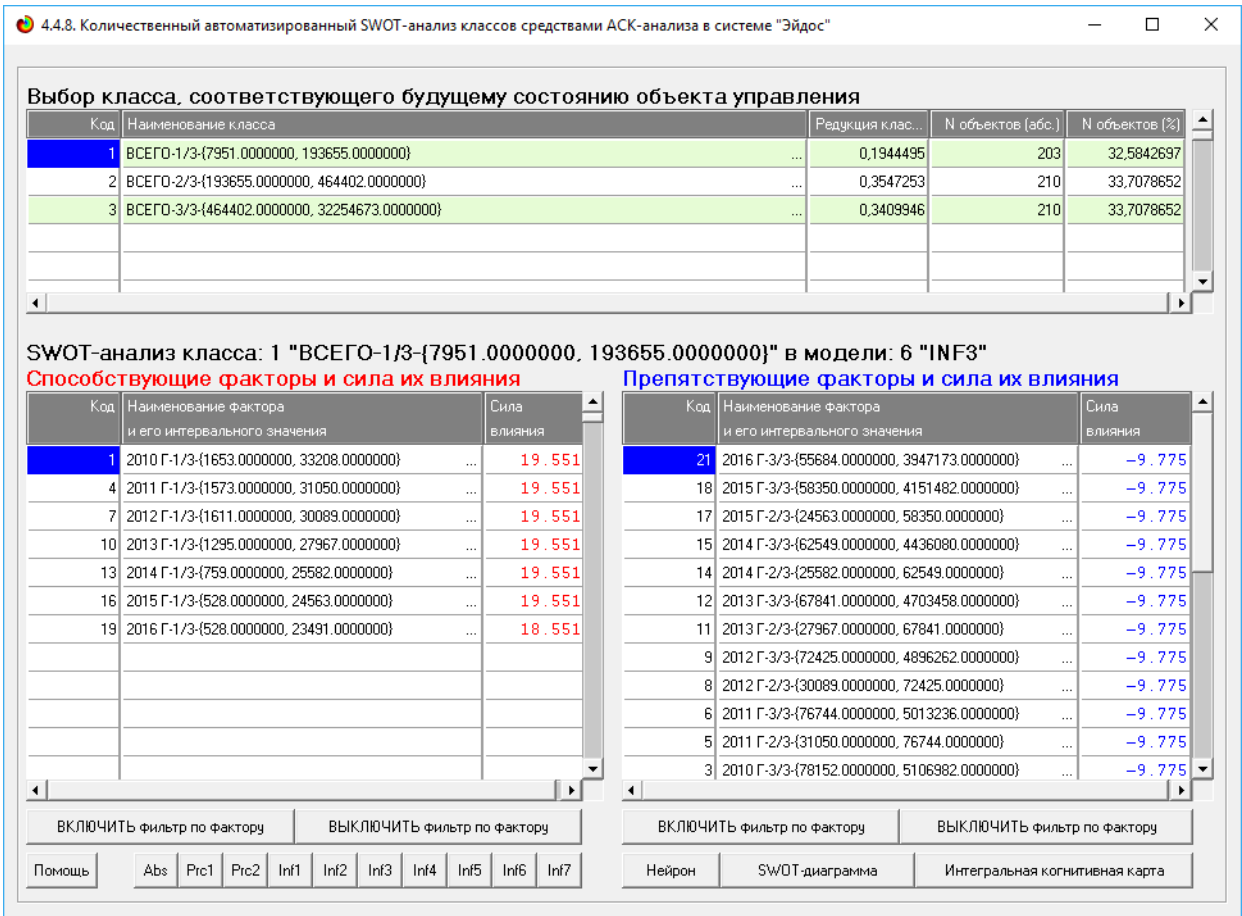


Рисунок 22 – Пример SWOT –матрицы в модели INF1

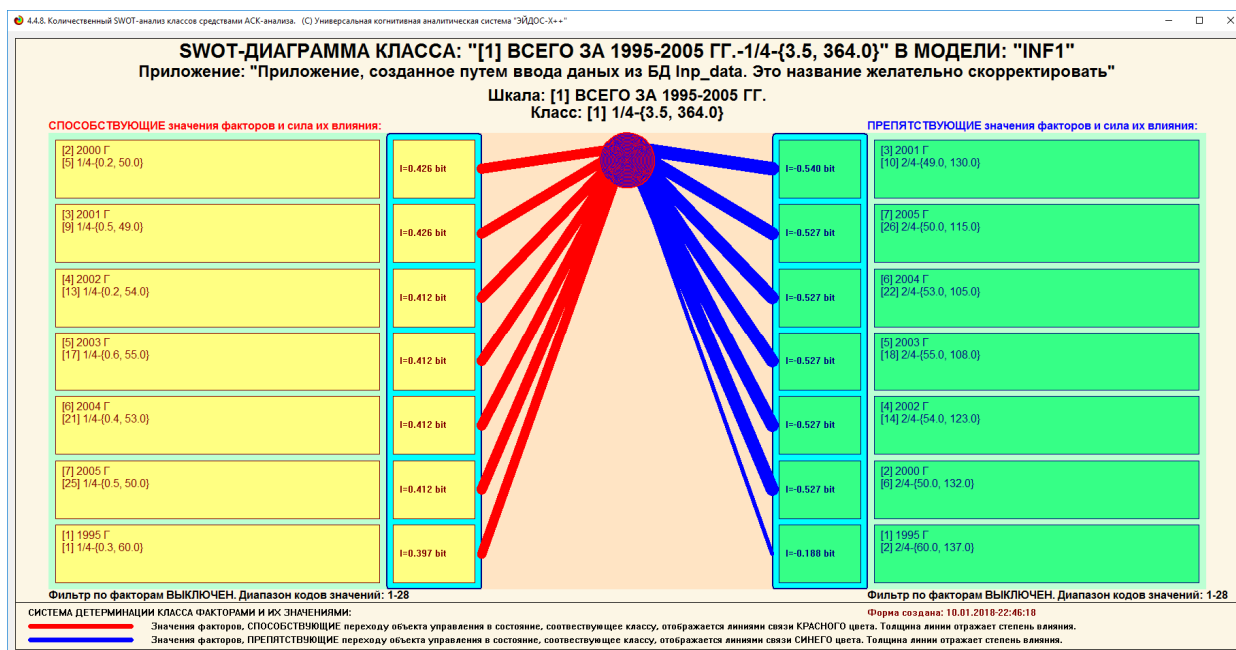


Рисунок 23 – Пример SWOT –матрицы в модели INF1

На рисунке 24, 25 приведены примеры инвертированной SWOT-матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF1.

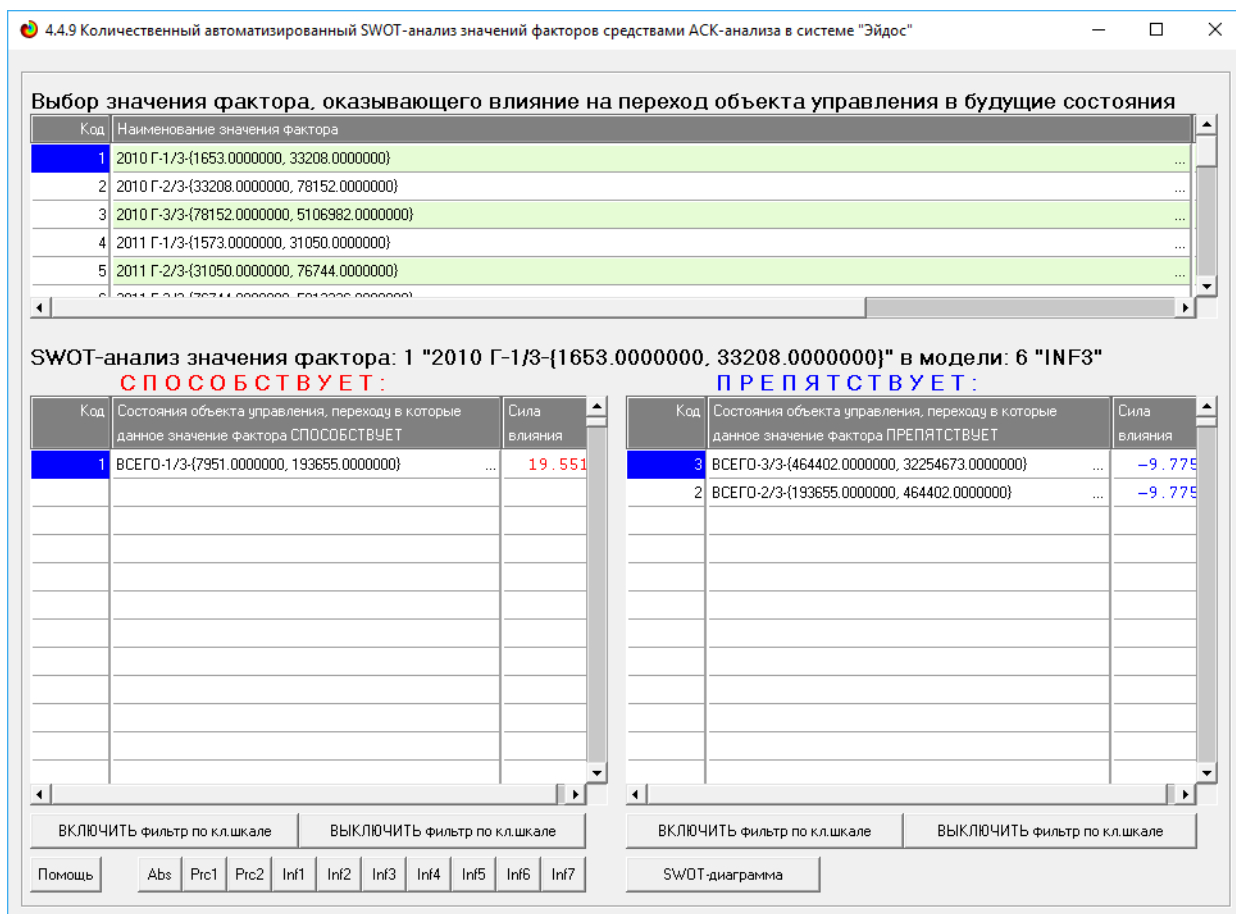


Рисунок 24 – Пример Swot-матрицы в модели INF1

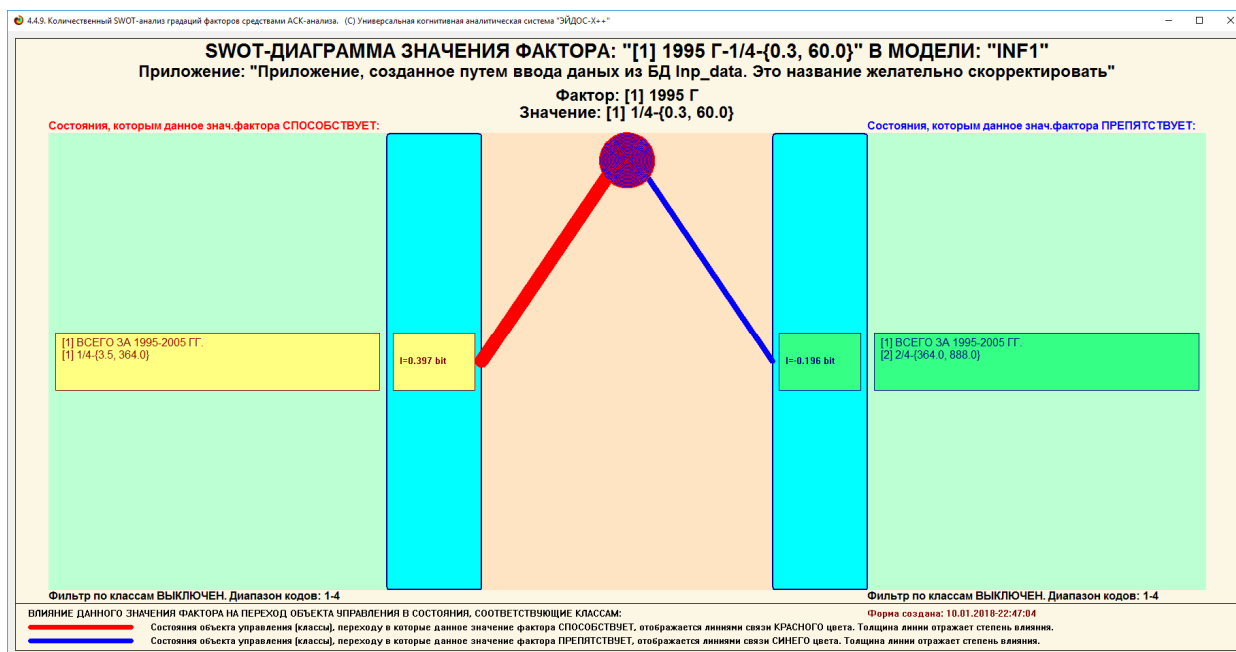


Рисунок 25 – Пример Swot-матрицы в модели INF1

2.3 Кластерно-конструктивный анализ признаков

На рисунке 26,27 приведены результаты кластерно-конструктивного анализа

признаков

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

Конструкт признака: 1 "2010 Г-1/3-{1653.0, 33208.0}" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование признака	№	Код призна...	Наименование признака	Сходство
1	2010 Г-1/3-{1653.0000000, 33208.0000000} ...	1	1	2010 Г-1/3-{1653.0000000, 33208.0000000}	100.000
2	2010 Г-2/3-{33208.0000000, 78152.0000000} ...	2	4	2011 Г-1/3-{1573.0000000, 31050.0000000}	100.000
3	2010 Г-3/3-{78152.0000000, 5106982.0000000} ...	3	7	2012 Г-1/3-{1611.0000000, 30089.0000000}	100.000
4	2011 Г-1/3-{1573.0000000, 31050.0000000} ...	4	10	2013 Г-1/3-{1295.0000000, 27967.0000000}	100.000
5	2011 Г-2/3-{31050.0000000, 76744.0000000} ...	5	13	2014 Г-1/3-{759.0000000, 25582.0000000}	100.000
6	2011 Г-3/3-{76744.0000000, 5013236.0000000} ...	6	16	2015 Г-1/3-{528.0000000, 24563.0000000}	100.000
7	2012 Г-1/3-{1611.0000000, 30089.0000000} ...	7	19	2016 Г-1/3-{528.0000000, 23491.0000000}	49.924
8	2012 Г-2/3-{30089.0000000, 72425.0000000} ...	8	2	2010 Г-2/3-{33208.0000000, 78152.0000000}	4.642
9	2012 Г-3/3-{72425.0000000, 4896262.0000000} ...	9	3	2010 Г-3/3-{78152.0000000, 5106982.0000000}	4.642
10	2013 Г-1/3-{1295.0000000, 27967.0000000} ...	10	5	2011 Г-2/3-{31050.0000000, 76744.0000000}	4.642
11	2013 Г-2/3-{27967.0000000, 67841.0000000} ...	11	6	2011 Г-3/3-{76744.0000000, 5013236.0000000}	4.642
12	2013 Г-3/3-{67841.0000000, 4703458.0000000} ...	12	8	2012 Г-2/3-{30089.0000000, 72425.0000000}	4.642
13	2014 Г-1/3-{759.0000000, 25582.0000000} ...	13	9	2012 Г-3/3-{72425.0000000, 4896262.0000000}	4.642
14	2014 Г-2/3-{25582.0000000, 62549.0000000} ...	14	11	2013 Г-2/3-{27967.0000000, 67841.0000000}	4.642
15	2014 Г-3/3-{62549.0000000, 4436080.0000000} ...	15	12	2013 Г-3/3-{67841.0000000, 4703458.0000000}	4.642
16	2015 Г-1/3-{528.0000000, 24563.0000000} ...	16	14	2014 Г-2/3-{25582.0000000, 62549.0000000}	4.642
17	2015 Г-2/3-{24563.0000000, 58350.0000000} ...	17	15	2014 Г-3/3-{62549.0000000, 4436080.0000000}	4.642
18	2015 Г-3/3-{58350.0000000, 4151482.0000000} ...	18	17	2015 Г-2/3-{24563.0000000, 58350.0000000}	4.642
19	2016 Г-1/3-{528.0000000, 23491.0000000} ...	19	18	2015 Г-3/3-{58350.0000000, 4151482.0000000}	4.642
20	2016 Г-2/3-{23491.0000000, 55684.0000000} ...	20	21	2016 Г-3/3-{55684.0000000, 3947173.0000000}	1.383
21	2016 Г-3/3-{55684.0000000, 3947173.0000000} ...	21	20	2016 Г-2/3-{23491.0000000, 55684.0000000}	-81.378

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 26 – Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

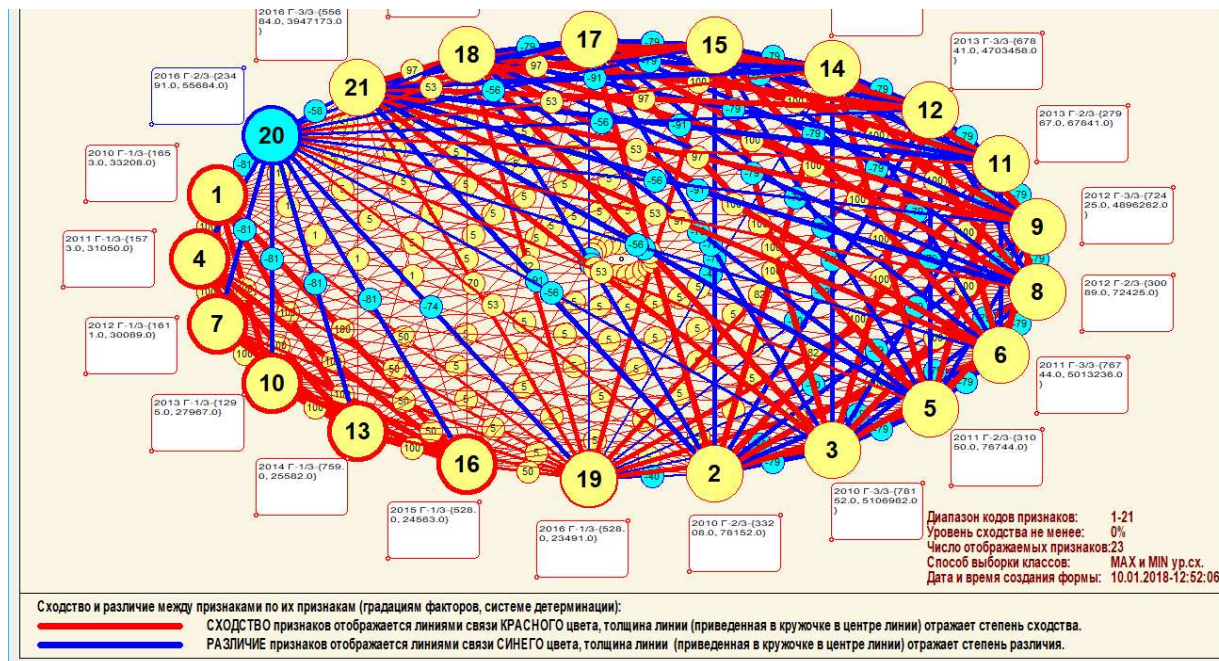


Рисунок 27 – Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

2.4 Нелокальный нейрон и нелокальные нейронные сети

Система «Эйдос» обеспечиваем вывод системно-когнитивных моделей в форме нелокальных нейронов и нелокальных нейронных сетей.

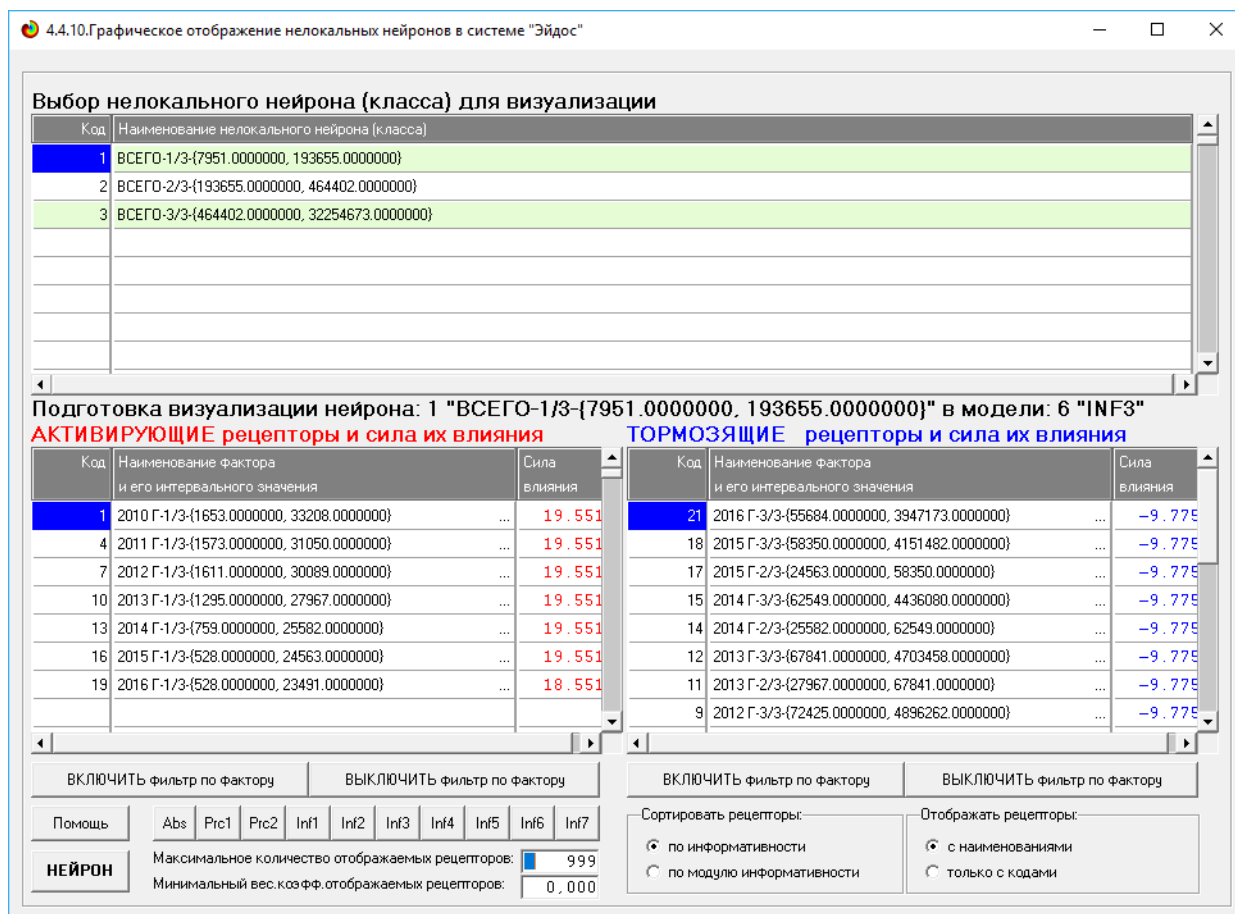


Рисунок 28 – Графическое отображение нелокальных нейронов в модели INF1

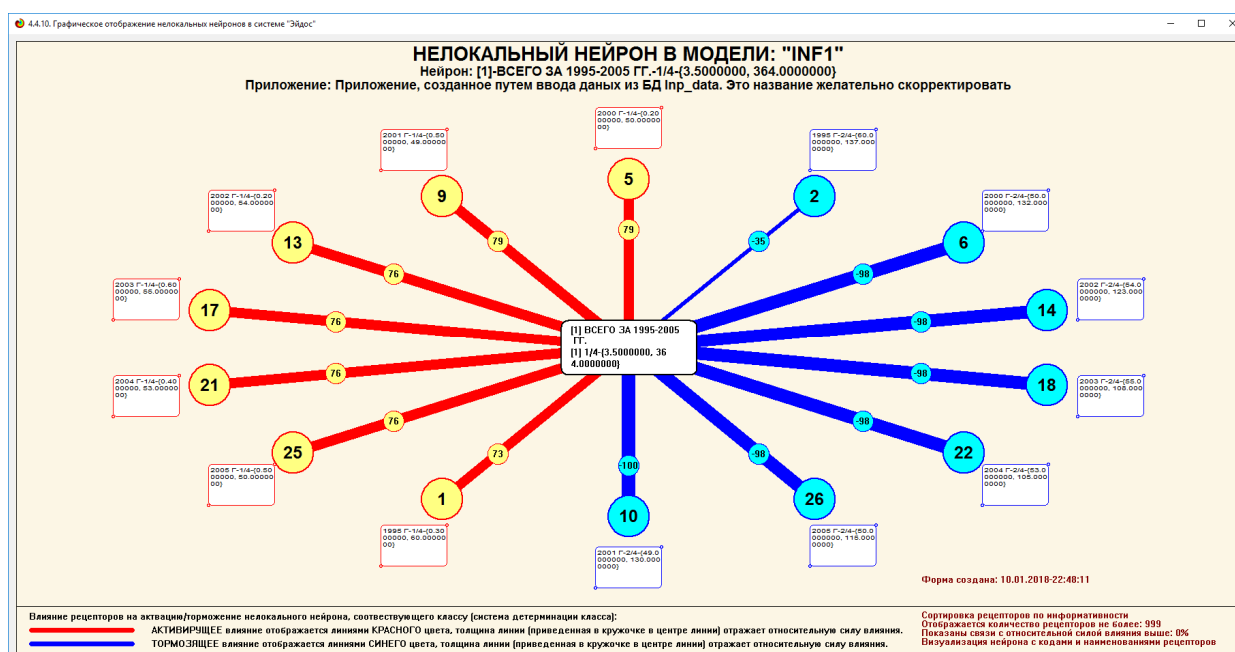


Рисунок 29 – Пример нелокальный нейрон в модели INF1

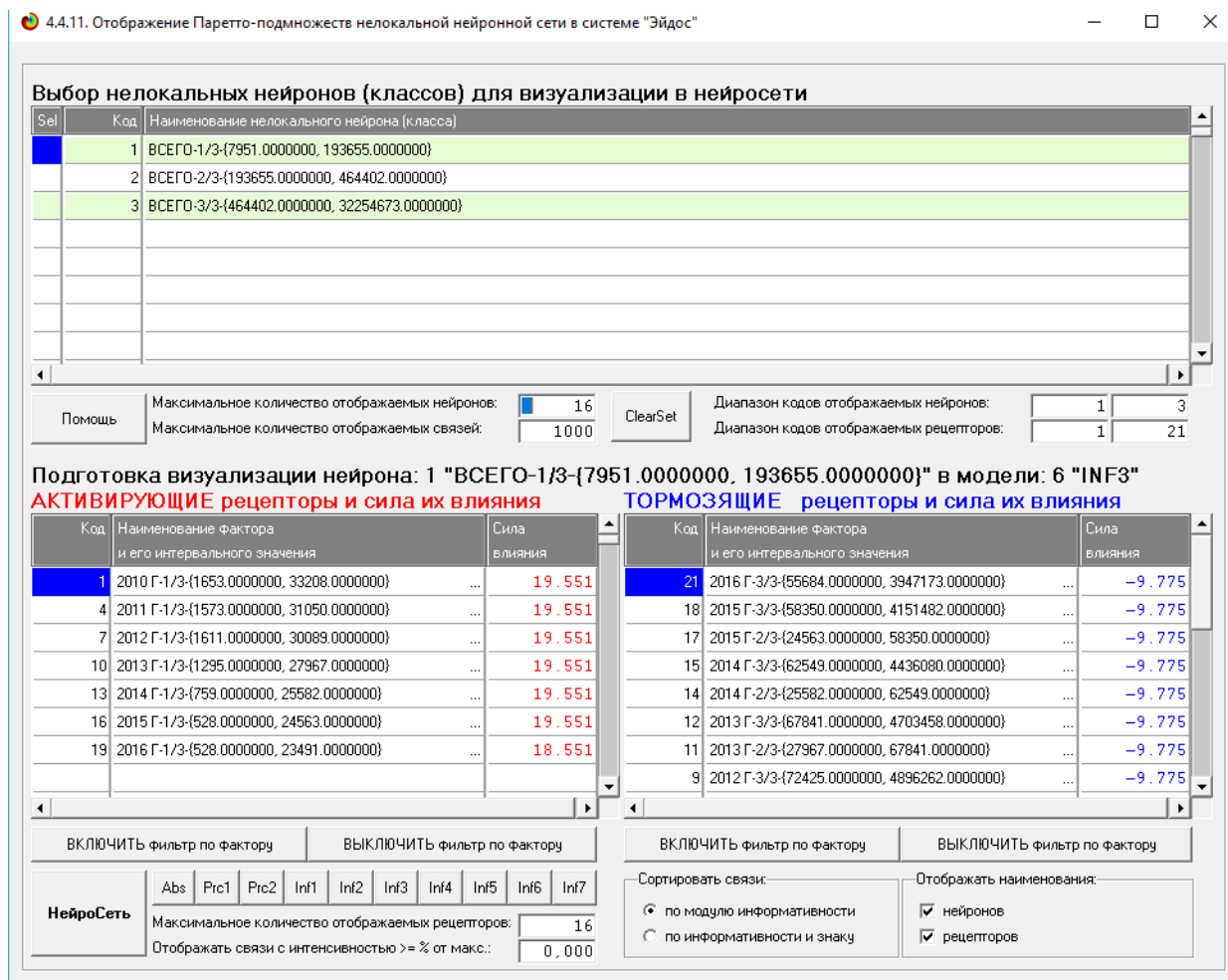


Рисунок 30 – Отображение Паретто-подмножеств нелокальных нейронов в модели INF1

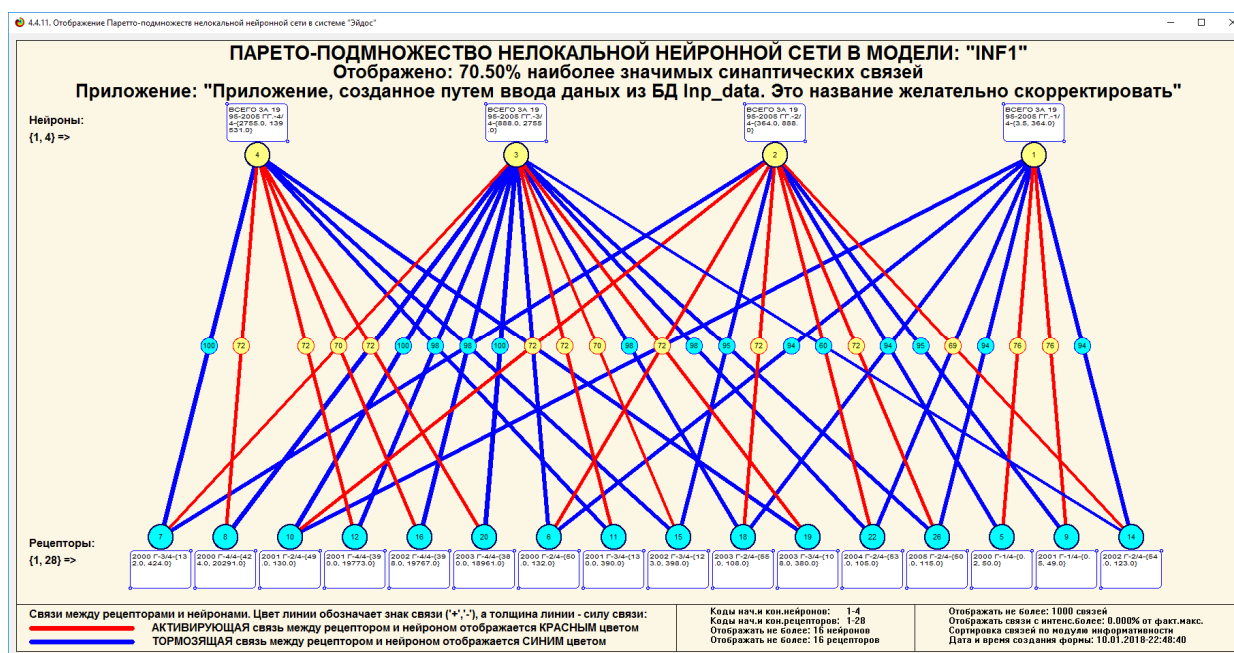


Рисунок 31 – Пример нейронной сети в модели INF1

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Данная работа является примером использования АСК-анализа для оценки качества математических моделей в системе «Эйдос». В результате было выяснено, что достоверной оказалась модель INF1, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели - 0,915, а полнота – 0,986. Это показывает, что уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок. Для оценки достоверности моделей в АСК – анализе в системе «Эйдос» используется L1-критерий профессора Е.В.Луценко, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В.Луценко.

Данная лабораторная работа будет загружена в облако средствами системы «Эйдос-онлайн»[6].

Использованная литература

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта/ Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: 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 // Политематический 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 // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрно- го 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. 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.

6. 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.