

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 влияния различных факторов на бедность

выполнил студент группы: ПИ1521

Варибрус Александр Владимирович

Руководитель работы:
профессор Луценко Е.В.

Краснодар 2018

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	4
1.1.Описание решения	4
1.2.Преобразование исходных данных в файле исходных данных MS Excel	4
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	10
1.4. Виды моделей системы «Эйдос»	11
1.5. Результаты верификации моделей	13
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	17
2.1.Решение задачи идентификации.....	17
2.2 Когнитивные функции.....	20
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	22
2.4. Нелокальные нейронные сети.....	25
2.5 Кластерный и конструктивный анализ	25
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	28
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	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. В данной работе рассмотрено решение задачи анализа источников поступления продуктов в домохозяйства по месту проживания и составу домохозяйств.

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- X++".

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

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

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

1.2. Преобразование исходных данных в файле исходных данных MS Excel

Из электронного ресурса баз данных <https://www.kaggle.com/datasets> возьмем базу данных – «Multidimensional Poverty Measures»: <https://www.kaggle.com/ophi/mpi/data>, в которой оставим следующие колонки:

1. ISO country code
2. MPI National
3. Country
4. Sub-national region
5. World region
6. MPI Regional
7. Headcount Ratio Regional
8. Intensity of deprivation Regional

Столбцы 3-8 описательные шкалы.

Столбец 2 является классификационной шкалой.

Обучающая выборка:

Рисунок 1 – Multidimensional Poverty Measures.xls

	A	B	C	D	E	F	G	H
	ISO country code	MPI National	Country	Sub-national region	World region	MPI Regional	Headcount Ratio Regional	Intensity of deprivation Regional
1	AFG	0,295	Afghanistan	Badakhshan	South Asia	0,387	67,5	57,3
2	AFG	0,295	Afghanistan	Badghis	South Asia	0,466	79,3	58,8
3	AFG	0,295	Afghanistan	Baghlan	South Asia	0,3	59,7	50,3
4	AFG	0,295	Afghanistan	Balkh	South Asia	0,301	55,7	54,1
5	AFG	0,295	Afghanistan	Bamyan	South Asia	0,325	61	53,3
6	AFG	0,295	Afghanistan	Daykundi	South Asia	0,313	65,1	48,1
7	AFG	0,295	Afghanistan	Farah	South Asia	0,319	61,4	52
8	AFG	0,295	Afghanistan	Faryab	South Asia	0,25	49,4	50,6
9	AFG	0,295	Afghanistan	Ghazni	South Asia	0,245	47,4	51,6
10	AFG	0,295	Afghanistan	Ghor	South Asia	0,384	74,6	51,5
11	AFG	0,295	Afghanistan	Helmand	South Asia	0,261	61,8	42,2
12	AFG	0,295	Afghanistan	Herat	South Asia	0,353	63,3	55,8
13	AFG	0,295	Afghanistan	Jawzjan	South Asia	0,293	60,9	48,1
14	AFG	0,295	Afghanistan	Kabul	South Asia	0,117	25,3	46,1
15	AFG	0,295	Afghanistan	Kandahar	South Asia	0,437	72,1	60,7
16	AFG	0,295	Afghanistan	Kapisa	South Asia	0,28	53,6	52,3
17	AFG	0,295	Afghanistan	Khost	South Asia	0,296	57,8	51,1
18	AFG	0,295	Afghanistan	Kunarha	South Asia	0,269	58,3	46,2
19	AFG	0,295	Afghanistan	Kunduz	South Asia	0,294	60,5	48,5
20	AFG	0,295	Afghanistan	Laghman	South Asia	0,369	70,4	52,4
21	AFG	0,295	Afghanistan	Logar	South Asia	0,187	41,4	45,2
22	AFG	0,295	Afghanistan	Nangarhar	South Asia	0,287	54,9	52,4
23	AFG	0,295	Afghanistan	Nimroz	South Asia	0,231	45,4	50,9
24	AFG	0,295	Afghanistan	Nooristan	South Asia	0,611	93,7	65,2
25	AFG	0,295	Afghanistan	Paktika	South Asia	0,137	28,1	48,6
26	AFG	0,295	Afghanistan	Paktiya	South Asia	0,218	45,2	48,3
27	AFG	0,295	Afghanistan	Panjsher	South Asia	0,12	25,8	46,6
28	AFG	0,295	Afghanistan	Parwan	South Asia	0,294	58,6	50,1
29	AFG	0,295	Afghanistan	Samangan	South Asia	0,35	64,3	54,4
30	AFG	0,295	Afghanistan	Sar-E-Pul	South Asia	0,341	67,8	50,3
31	AFG	0,295	Afghanistan	Takhar	South Asia	0,361	65,1	55,4
32	AFG	0,295	Afghanistan	Urozgan	South Asia	0,624	94,5	66
33	AFG	0,295	Afghanistan	Wardak	South Asia	0,34	67,9	50,1
34	AFG	0,295	Afghanistan	Zabul	South Asia	0,175	34,6	50,1

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 выполним следующие операции.

Скопируем получившуюся таблицу 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 «A» и автоматически пронумеруем все строки. 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 1).

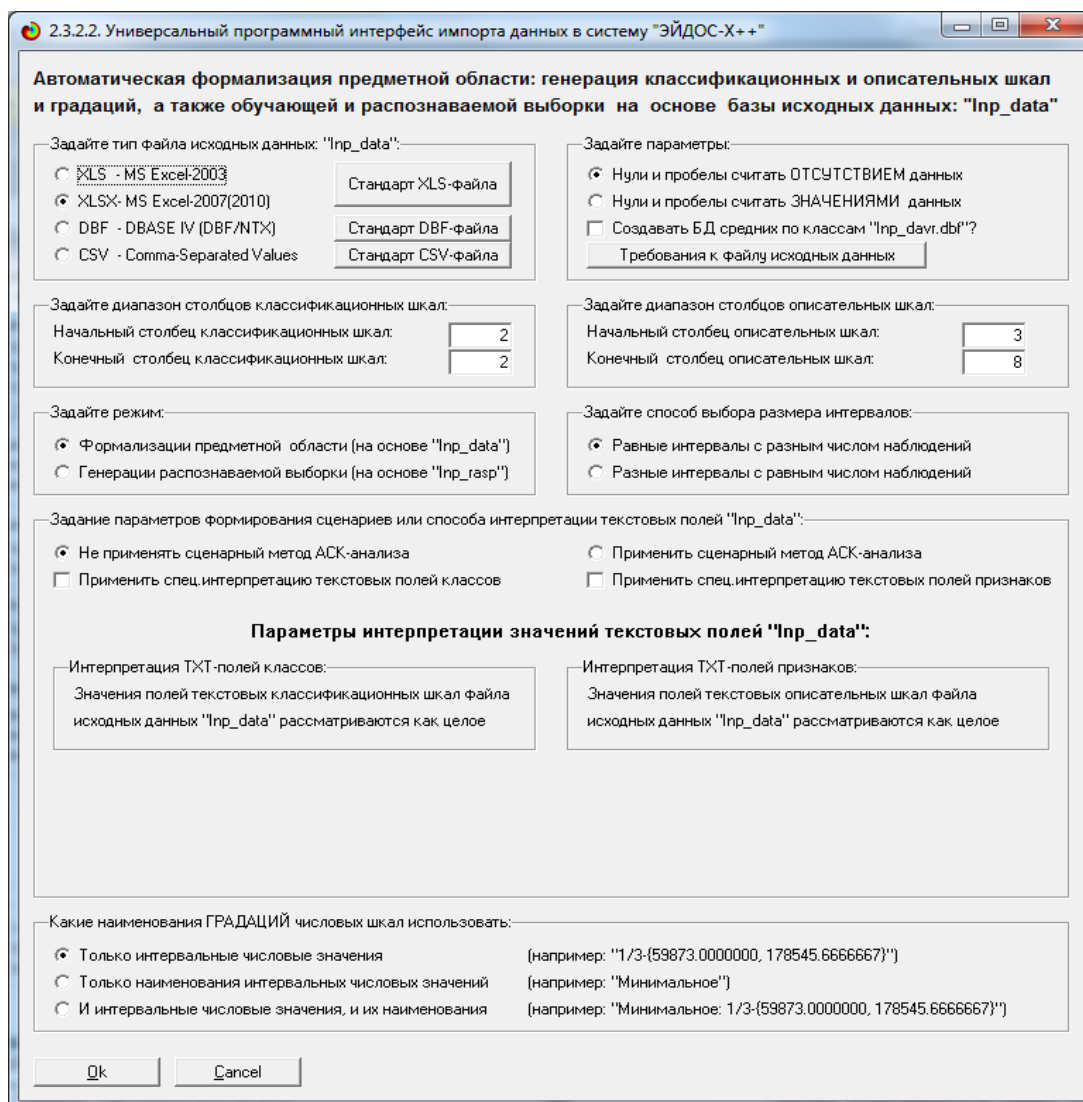


Рисунок 1. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

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

- "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLS – MS Excel-2003";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 2(последний столбец в таблице);

– "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 3, "Конечный столбец описательных шкал" – 8;

– "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 2). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	1	5	5,00	2	10	5,00
Текстовые	0	0	0,00	4	1313	328,25
ВСЕГО:	1	5	5,00	6	1323	220,50

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах: В описательных шкалах:

Рисунок 2. Задание размерности модели системы "Эйдос"

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

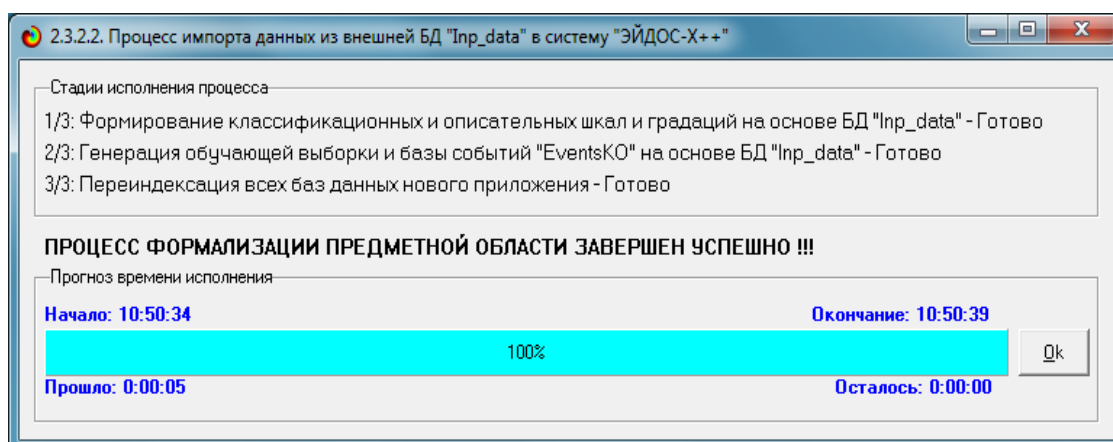


Рисунок 3. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

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 4).

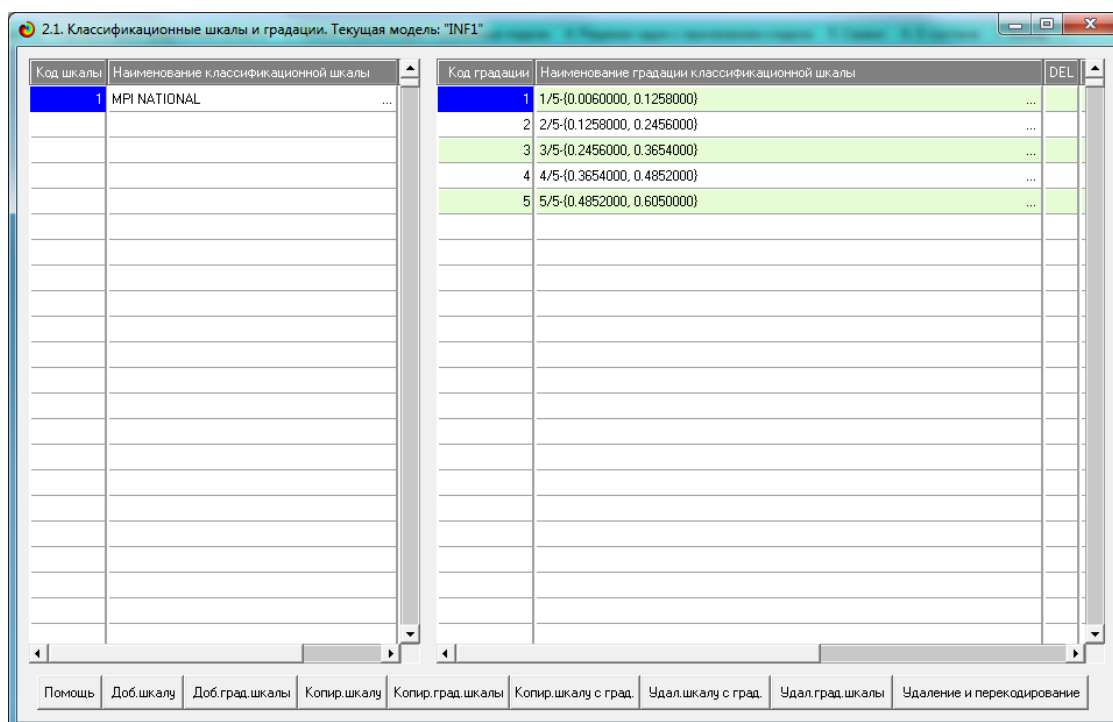


Рисунок 6. Классификационные шкалы и градации

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 5), а обучающей выборки режим 2.3.1. (рисунок 6):

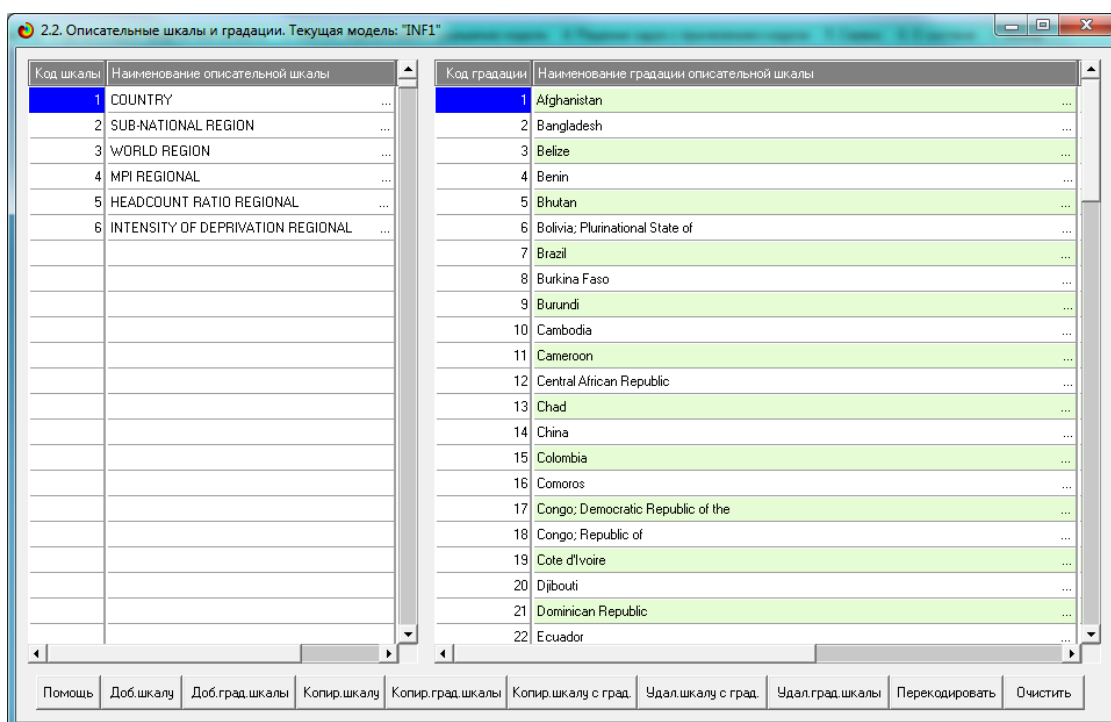


Рисунок 5. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

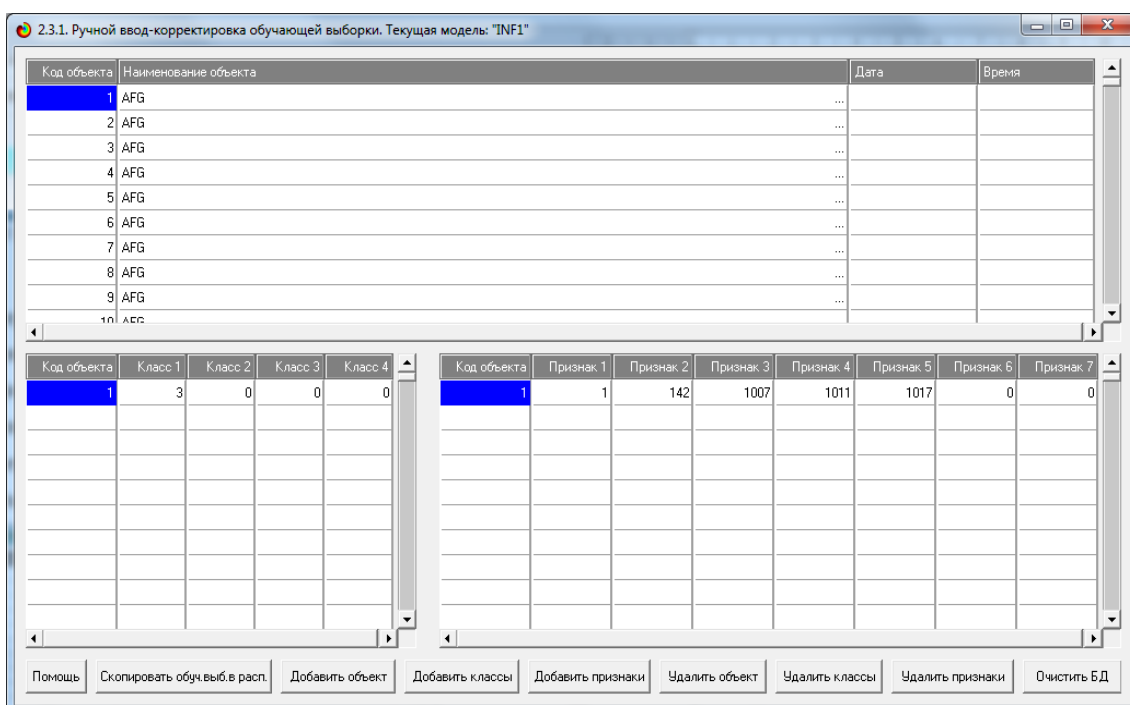


Рисунок 6. Обучающая выборка (фрагмент)

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

1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 7).

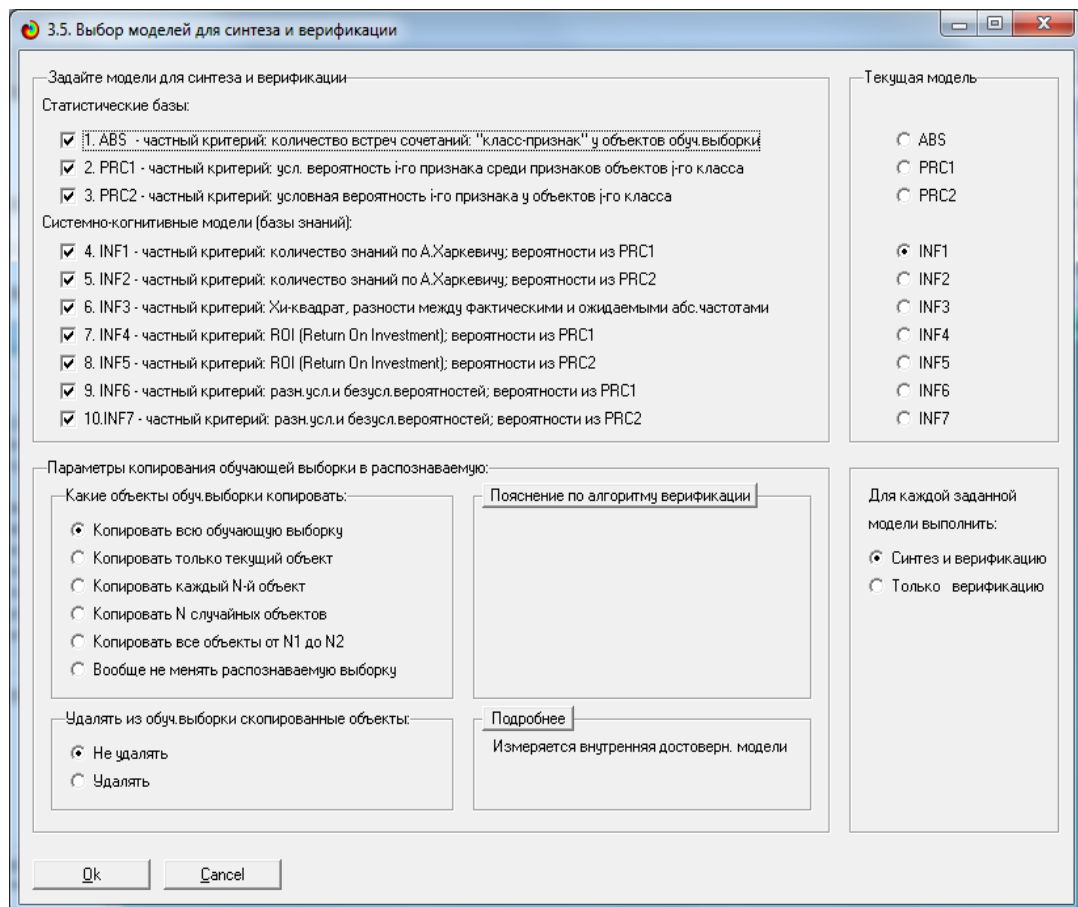


Рисунок 7. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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 7. Стадия

процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 8.

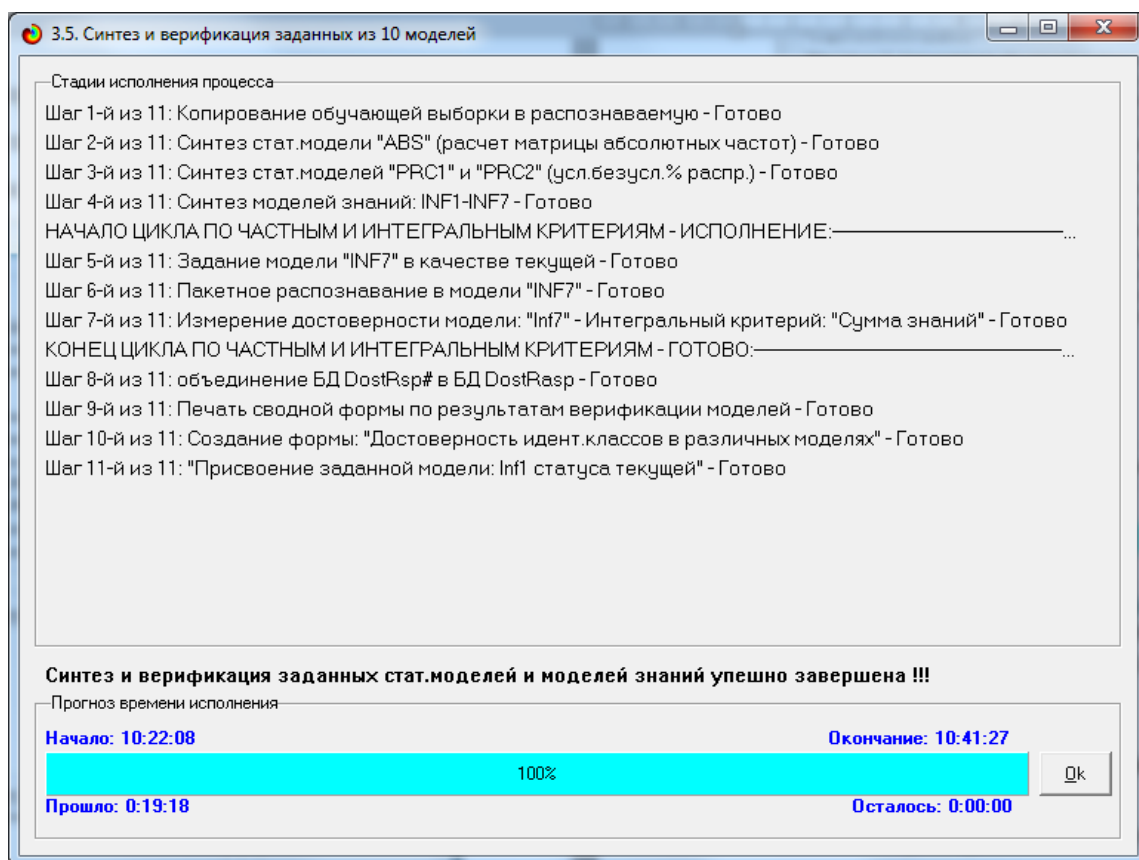


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

Рассмотрим решение задачи анализа на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы получаем о принадлежности анализируемого объекта к каждому из классов, если знаем, что у этого объекта есть некоторый признак.

По сути, частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (таблица 2) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (таблицы 3 и 4).

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

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучающей выборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MPI NATIONAL 1/5 (0.0060000, 0.1250000)	2. MPI NATIONAL 2/5 (0.1250000, 0.2456000)	3. MPI NATIONAL 3/5 (0.2456000, 0.3654000)	4. MPI NATIONAL 4/5 (0.3654000, 0.4852000)	5. MPI NATIONAL 5/5 (0.4852000, 0.6050000)	Сумма	Среднее	Средн. квар. откл.
1	COUNTRY-Afghanistan			34			34	6.80	15.21
2	COUNTRY-Bangladesh		7				7	1.40	3.13
3	COUNTRY-Belize	7					7	1.40	3.13
4	COUNTRY-Benin			12			12	2.40	5.37
5	COUNTRY-Bhutan	19					19	3.80	8.50
6	COUNTRY-Bolivia, Plurinational State of	9					9	1.80	4.02
7	COUNTRY-Brazil	27					27	5.40	12.07
8	COUNTRY-Burkina Faso					13	13	2.60	5.81
9	COUNTRY-Burundi				5		5	1.00	2.24
10	COUNTRY-Cambodia		19				19	3.80	8.50
11	COUNTRY-Cameroon			12			12	2.40	5.37
12	COUNTRY-Central African Republic				16		16	3.20	7.16
13	COUNTRY-Chad					21	21	4.20	9.39
14	COUNTRY-China	3					3	0.60	1.34
15	COUNTRY-Colombia	16					16	3.20	7.16
16	COUNTRY-Comoros		3				3	0.60	1.34
17	COUNTRY-Congo, Democratic Republic of the				11		11	2.20	4.92
18	COUNTRY-Congo, Republic of		12				12	2.40	5.37
19	COUNTRY-Cote d'Ivoire			11			11	2.20	4.92
20	COUNTRY-Djibouti		2				2	0.40	0.89
21	COUNTRY-Dominican Republic	10					10	2.00	4.47
22	COUNTRY-Ecuador	4					4	0.80	1.79

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MPI NATIONAL 1/5 (0.0060000, 0.1250000)	2. MPI NATIONAL 2/5 (0.1250000, 0.2456000)	3. MPI NATIONAL 3/5 (0.2456000, 0.3654000)	4. MPI NATIONAL 4/5 (0.3654000, 0.4852000)	5. MPI NATIONAL 5/5 (0.4852000, 0.6050000)	Сумма	Среднее	Средн. квар. откл.
1	COUNTRY-Afghanistan			0.369			0.369	0.074	0.165
2	COUNTRY-Bangladesh		0.483				0.483	0.097	0.216
3	COUNTRY-Belize	0.250					0.250	0.050	0.112
4	COUNTRY-Benin			0.369			0.369	0.074	0.165
5	COUNTRY-Bhutan	0.250					0.250	0.050	0.112
6	COUNTRY-Bolivia, Plurinational State of	0.250					0.250	0.050	0.112
7	COUNTRY-Brazil	0.250					0.250	0.050	0.112
8	COUNTRY-Burkina Faso					0.755	0.755	0.151	0.338
9	COUNTRY-Burundi				0.611		0.611	0.122	0.273
10	COUNTRY-Cambodia		0.483				0.483	0.097	0.216
11	COUNTRY-Cameroon			0.369			0.369	0.074	0.165
12	COUNTRY-Central African Republic				0.611		0.611	0.122	0.273
13	COUNTRY-Chad					0.755	0.755	0.151	0.338
14	COUNTRY-China	0.250					0.250	0.050	0.112
15	COUNTRY-Colombia	0.250					0.250	0.050	0.112
16	COUNTRY-Comoros		0.483				0.483	0.097	0.216
17	COUNTRY-Congo, Democratic Republic of the				0.611		0.611	0.122	0.273
18	COUNTRY-Congo, Republic of		0.483				0.483	0.097	0.216
19	COUNTRY-Cote d'Ivoire			0.369			0.369	0.074	0.165
20	COUNTRY-Djibouti		0.483				0.483	0.097	0.216
21	COUNTRY-Dominican Republic	0.250					0.250	0.050	0.112
22	COUNTRY-Ecuador	0.250					0.250	0.050	0.112

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

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"										
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. В ГОРОДСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 1/3 (0.2, 1.5)	2. В ГОРОДСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 2/3 (1.5, 4.9)	3. В ГОРОДСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 3/3 (4.9, 96.6)	4. В СЕЛЬСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 1/3 (0.5, 2.7)	5. В СЕЛЬСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 2/3 (2.7, 10.7)	6. В СЕЛЬСКИХ НАСЕЛЕННЫХ ПУНКТАХ 3/3 (10.7, 91.2)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	источники поступления продуктов в ...	0.731						0.731	0.122	0.298
2	источники поступления продуктов в ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
3	источники поступления продуктов в ...			0.419	0.449			0.868	0.145	0.224
4	источники поступления продуктов в ...		0.419				0.419	0.837	0.140	0.216
5	источники поступления продуктов в ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223
6	источники поступления продуктов в ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
7	источники поступления продуктов в ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
8	источники поступления продуктов в ...	0.457				0.446		0.902	0.150	0.233
9	источники поступления продуктов в ...			0.419		0.446		0.864	0.144	0.223
10	источники поступления продуктов в ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
11	источники поступления продуктов в ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
12	источники поступления продуктов в ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
13	источники поступления продуктов в ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223
14	источники поступления продуктов в ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
15	источники поступления продуктов в ...	0.457				0.446		0.902	0.150	0.233
16	источники поступления продуктов в ...	0.457				0.446		0.902	0.150	0.233
17	источники поступления продуктов в ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223
18	источники поступления продуктов в ...			0.419			0.419	0.837	0.140	0.216
19	источники поступления продуктов в ...	0.457			0.449			0.906	0.151	0.234
20	источники поступления продуктов в ...		0.419			0.446		0.864	0.144	0.223

Таблица 4 – 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. MPI NATIONAL 1/5 (0.0060000, 0.1258000)	2. MPI NATIONAL 2/5 (0.1258000, 0.2456000)	3. MPI NATIONAL 3/5 (0.2456000, 0.3654000)	4. MPI NATIONAL 4/5 (0.3654000, 0.4852000)	5. MPI NATIONAL 5/5 (0.4852000, 0.6050000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	COUNTRY-Afghanistan ...	-13.601	-5.808	25.184	-3.630	-2.144			14.754
2	COUNTRY-Bangladesh ...	-2.800	5.804	-1.815	-0.747	-0.441			3.376
3	COUNTRY-Belize ...	4.200	-1.196	-1.815	-0.747	-0.441			2.404
4	COUNTRY-Benin ...	-4.800	-2.050	8.888	-1.281	-0.757			5.207
5	COUNTRY-Bhutan ...	11.399	-3.246	-4.927	-2.029	-1.198			6.525
6	COUNTRY-Bolivia: Plurinational State of ...	5.400	-1.538	-2.334	-0.961	-0.567			3.091
7	COUNTRY-Brazil ...	16.199	-4.613	-7.001	-2.883	-1.702			9.272
8	COUNTRY-Burkina Faso ...	-5.201	-2.221	-3.371	-1.388	12.180			6.958
9	COUNTRY-Burundi ...	-2.000	-0.854	-1.297	4.466	-0.315			2.572
10	COUNTRY-Cambodia ...	-7.601	15.754	-4.927	-2.029	-1.198			9.162
11	COUNTRY-Cameroon ...	-4.800	-2.050	8.888	-1.281	-0.757			5.207
12	COUNTRY-Central African Republic ...	-6.401	-2.733	-4.149	14.292	-1.009			8.230
13	COUNTRY-Chad ...	-8.401	-3.588	-5.445	-2.242	19.676			11.239
14	COUNTRY-China ...	1.800	-0.513	-0.778	-0.320	-0.189			1.030
15	COUNTRY-Colombia ...	9.599	-2.733	-4.149	-1.708	-1.009			5.495
16	COUNTRY-Comoros ...	-1.200	2.487	-0.778	-0.320	-0.189			1.447
17	COUNTRY-Congo: Democratic Republic of the ...	-4.400	-1.879	-2.852	9.826	-0.694			5.658
18	COUNTRY-Congo: Republic of ...	-4.800	9.950	-3.112	-1.281	-0.757			5.787
19	COUNTRY-Cote d'Ivoire ...	-4.400	-1.879	8.148	-1.174	-0.694			4.773
20	COUNTRY-Djibouti ...	-0.800	1.658	-0.519	-0.214	-0.126			0.964
21	COUNTRY-Dominican Republic ...	6.000	-1.708	-2.593	-1.068	-0.630			3.434
22	COUNTRY-Ecuador ...	2.400	-0.683	-1.037	-0.427	-0.252			1.374

1.5. Результаты верификации моделей

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

4.13.6. Обобщенная форма для достов.моделей при разн.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фигера Ван Рысбергера	Средняя модуль. уровень сход. истинно-полож. решений (STP)	Средняя модуль. уровень сход. истинно-отриц. решений (STN)	Средняя модуль. уровень сход. ложнополож. решений (SFP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с обр...	984	984	316	3620		0.214	1.000	0.352	717.870	0.363	1071.199
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по признакам...	984	984	4	3932		0.200	1.000	0.334	475.681		429.724
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...	984	984	316	3620		0.214	1.000	0.352	717.870	0.363	1071.199
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн частот по признакам...	984	984	4	3932		0.200	1.000	0.334	606.107		897.723
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн частот с о...	984	984	316	3620		0.214	1.000	0.352	717.868	0.363	1071.194
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн частот по признакам...	984	984	4	3932		0.200	1.000	0.334	605.668		897.593
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Семантический резонанс зна...	984	929	3405	531	55	0.636	0.944	0.760	353.450	1334.959	74.800
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Сумма знаний	984	971	3063	873	13	0.527	0.987	0.687	401.488	833.378	136.244
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Семантический резонанс зна...	984	929	3405	531	55	0.636	0.944	0.760	353.452	1334.501	74.847
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Сумма знаний	984	971	3063	873	13	0.527	0.987	0.687	401.376	832.873	136.321
6. INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	984	901	2764	1172	83	0.435	0.916	0.589	573.975	1162.735	407.189
6. INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между факти...	Сумма знаний	984	901	2764	1172	83	0.435	0.916	0.589	418.926	584.301	173.841
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	984	973	3596	340	11	0.741	0.969	0.847	378.676	638.754	23.171
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	984	984	2706	1230		0.444	1.000	0.615	225.723	71.470	60.936
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	984	973	3596	340	11	0.741	0.969	0.847	378.666	638.669	23.184
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	984	984	2706	1230		0.444	1.000	0.615	225.637	71.396	60.962
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	984	897	2639	1297	87	0.409	0.912	0.565	565.965	866.070	426.355
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Сумма знаний	984	901	2639	1297	83	0.410	0.916	0.566	385.332	585.919	326.546
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	984	897	2639	1297	87	0.409	0.912	0.565	565.890	865.333	426.572
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Сумма знаний	984	901	2639	1297	83	0.410	0.916	0.566	384.911	585.247	326.636

а)

4.13.6. Обобщенная форма для достов.моделей при разн.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Фигера Ван Рысбергера	Средняя модуль. уровень сход. истинно-полож. решений (STP)	Средняя модуль. уровень сход. истинно-отриц. решений (STN)	Средняя модуль. уровень сход. ложнополож. решений (SFP)	Средняя модуль. уровень сход. ложноотриц. решений (SFN)	Точность модели	Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Людско	Средний модуль. уровень сход. истинно-полож. решений	Средний модуль. уровень сход. истинно-отриц. решений	Средний модуль. уровень сход. ложнополож. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с обр...	0.352	717.870	0.363	1071.199		0.401	1.000	0.573	0.730		0.296
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по признакам...	0.334	475.681		429.724		0.525	1.000	0.689	0.483		0.109
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...	0.352	717.870	0.363	1071.199		0.401	1.000	0.573	0.730		0.296
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн частот по признакам...	0.334	606.107		897.723		0.403	1.000	0.575	0.616		0.228
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн частот с о...	0.352	717.868	0.363	1071.194		0.401	1.000	0.573	0.730		0.296
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн частот по признакам...	0.334	605.668		897.593		0.403	1.000	0.574	0.616		0.228
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Семантический резонанс зна...	0.760	353.450	1334.959	74.800	9.552	0.825	0.974	0.893	0.380	0.174	0.141
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Сумма знаний	0.687	401.488	833.378	136.244	1.820	0.747	0.995	0.853	0.413	0.140	0.156
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Семантический резонанс зна...	0.760	353.452	1334.501	74.847	9.565	0.825	0.974	0.893	0.380	0.174	0.141
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Сумма знаний	0.687	401.376	832.873	136.321	1.822	0.746	0.995	0.853	0.413	0.140	0.156
6. INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0.589	573.975	1162.735	407.189	14.760	0.585	0.975	0.731	0.637	0.178	0.347
6. INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между факти...	Сумма знаний	0.589	418.926	584.301	173.841	8.466	0.707	0.980	0.821	0.465	0.102	0.148
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	0.847	378.676	638.754	23.171	1.171	0.942	0.997	0.969	0.389	0.106	0.068
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	0.615	225.723	71.470	60.936		0.787	1.000	0.881	0.229		0.050
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	0.847	378.666	638.669	23.184	1.175	0.942	0.997	0.969	0.389	0.107	0.068
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	0.615	225.637	71.396	60.962		0.787	1.000	0.881	0.229		0.050
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	0.565	565.965	866.070	426.355	15.119	0.570	0.974	0.719	0.631	0.174	0.329
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Сумма знаний	0.566	385.332	585.919	326.546	8.012	0.541	0.980	0.697	0.428	0.097	0.252
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	0.565	565.890	865.333	426.572	15.079	0.570	0.974	0.719	0.631	0.173	0.329
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Сумма знаний	0.566	384.911	585.247	326.636	7.988	0.541	0.980	0.697	0.427	0.096	0.252

б)

4.13.6. Обобщенная форма для достов.моделей при разн.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	усл. ус. ат.	Средний модуль. уровень сход. истинно-полож. решений	A-Точность модели A-Recision «ATR/ATR+»	A-Полнота модели A-Recall «ATR/ATR+»	L2-мера проф. Е.В.Людско	Процент правильной идентификац.	Процент правильной не идентификац.	Процент ошибочной идентификац.	Процент ошибочной не идентификац.	Процент оценок результатов	Дата получения результата	Время получения результата
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с обр...	6	0.001	0.711	1.000	0.831	100.000	2.179	97.821		51.089	15.05.2018	10:06:18
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по признакам...	9		0.816	1.000	0.898	100.000	0.047	99.953		50.023	15.05.2018	10:06:19
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...	6	0.001	0.711	1.000	0.831	100.000	2.179	97.821		51.089	15.05.2018	10:07:40
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн частот по признакам...	8		0.730	1.000	0.844	100.000	0.047	99.953		50.023	15.05.2018	10:07:41
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн частот с о...	6	0.001	0.711	1.000	0.831	100.000	2.179	97.821		51.089	15.05.2018	10:09:10
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн частот по признакам...	8		0.729	1.000	0.844	100.000	0.047	99.953		50.023	15.05.2018	10:09:11
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Семантический резонанс зна...	1	0.392	0.730	0.687	0.709	94.411	89.976	10.024	5.589	92.193	15.05.2018	10:10:38
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Сумма знаний	6	0.272	0.726	0.747	0.736	98.679	77.999	22.001	1.321	88.339	15.05.2018	10:10:39
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Семантический резонанс зна...	1	0.392	0.730	0.686	0.707	94.411	89.976	10.024	5.589	92.193	15.05.2018	10:12:05
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А\Харкевичу. в.	Сумма знаний	6	0.272	0.726	0.747	0.736	98.679	77.999	22.001	1.321	88.339	15.05.2018	10:12:06
6. INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	7	0.421	0.647	0.782	0.708	91.565	72.828	27.172	8.435	82.197	15.05.2018	10:13:35
6. INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между факти...	Сумма знаний	8	0.211	0.758	0.820	0.788	91.565	72.828	27.172	8.435	82.197	15.05.2018	10:13:36
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	8	0.178	0.851	0.785	0.817	98.882	94.318	5.682	1.110	96.600	15.05.2018	10:15:11
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	0	0.026	0.822	1.000	0.903	100.000	69.847	30.153		84.923	15.05.2018	10:15:12
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Семантический резонанс зна...	8	0.178	0.851	0.785	0.816	98.882	94.318	5.682	1.110	96.600	15.05.2018	10:16:39
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), веротно...	Сумма знаний	0	0.026	0.822	1.000	0.902	100.000	69.847	30.153		84.923	15.05.2018	10:16:41
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	9	0.328	0.657	0.784	0.715	91.159	68.920	31.080	8.841	80.039	15.05.2018	10:18:16
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Сумма знаний	2	0.222	0.629	0.816	0.711	91.565	68.920	31.080	8.435	80.242	15.05.2018	10:18:17
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	9	0.328	0.657	0.784	0.715	91.159	68.920	31.080	8.841	80.039	15.05.2018	10:19:53
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Сумма знаний	2	0.222	0.629	0.816	0.711	91.565	68.920	31.080	8.435	80.242	15.05.2018	10:19:54

в)

Рисунок 9. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели составляет 0.444 а полнота модели 1.000, что является неплохими

показателями. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%. 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 [16] (рисунок 10).

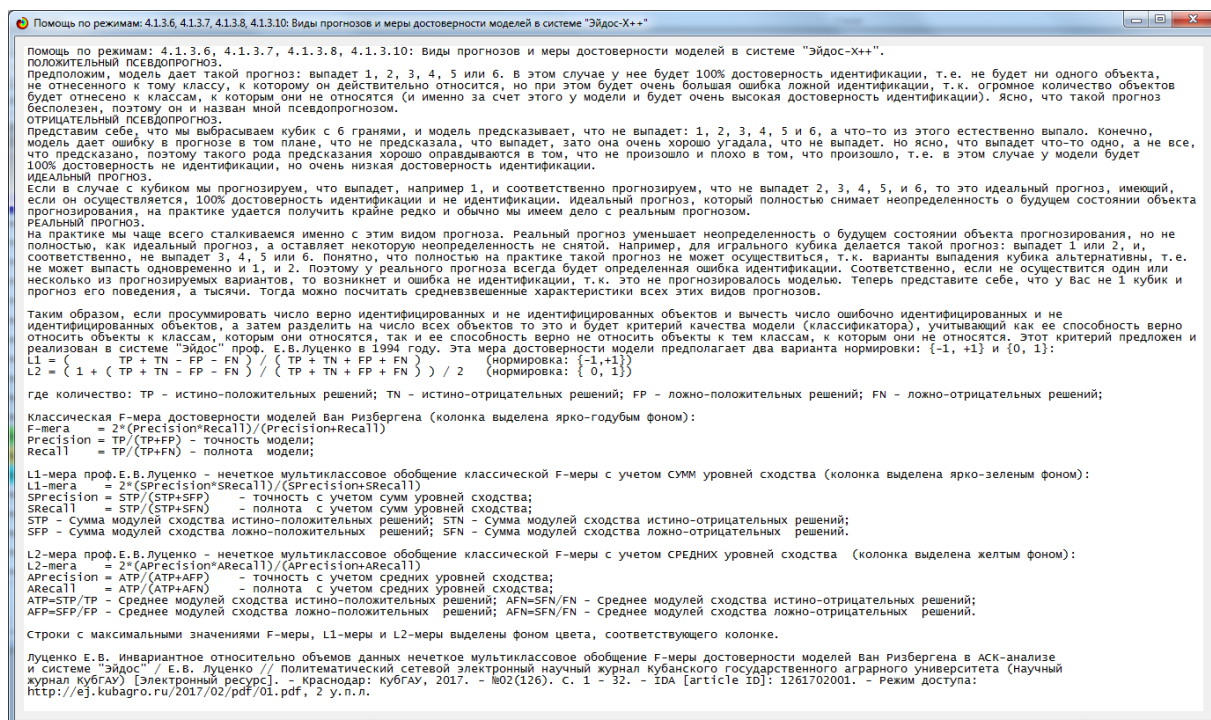


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Стоит отметить, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и интеллектуальных технологий. На рисунке 16 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF4.

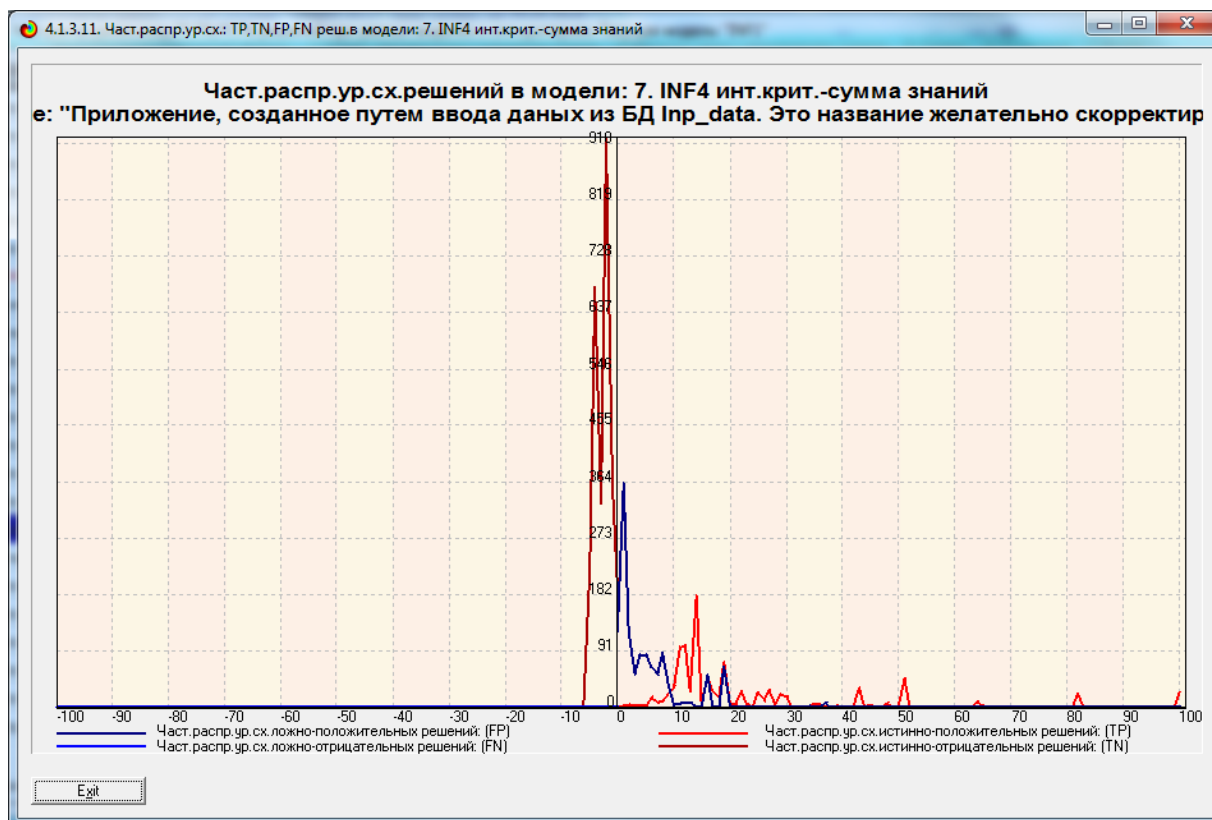


Рисунок 1- Частное распределение ложно-положительных решений, ложно-отрицательных решений, истинно-положительных решений и истинно-отрицательных решений объекта моделирования в модели INF4

Из рисунка 16 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF4 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 14);
- Отрицательные решения всегда истинные. В положительных решениях до 0 идут только ложные решения, с 0 до 20 идут и ложные и истинные решения. После 20 идут только истинные решения.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF4 (режим 5.6) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1, как показано на рисунке 18.

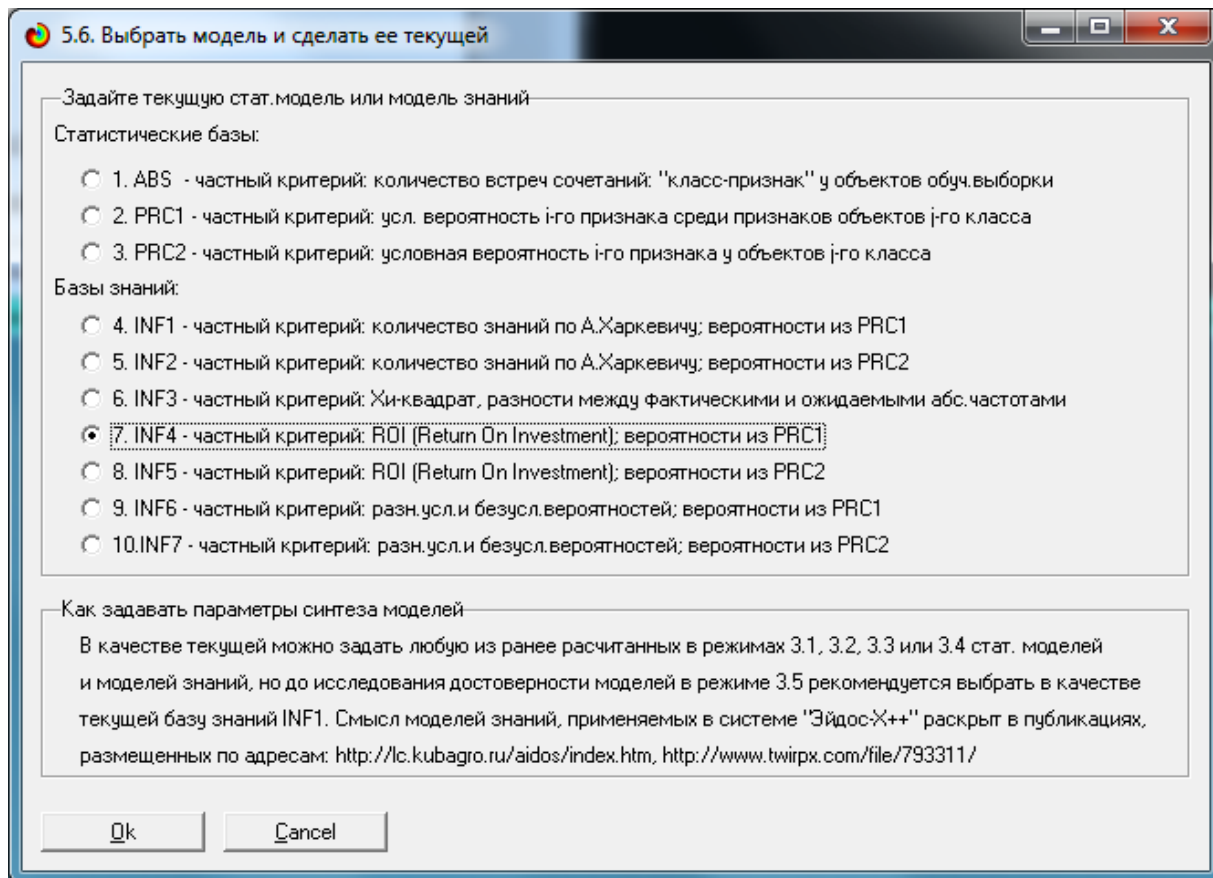


Рисунок 2- Экранная форма режима задания модели в качестве текущей

Следующим шагом необходимо произвести пакетное распознавание в текущей модели. Если распознавание производится впервые, то вы увидите сообщение, уведомляющее об этом.

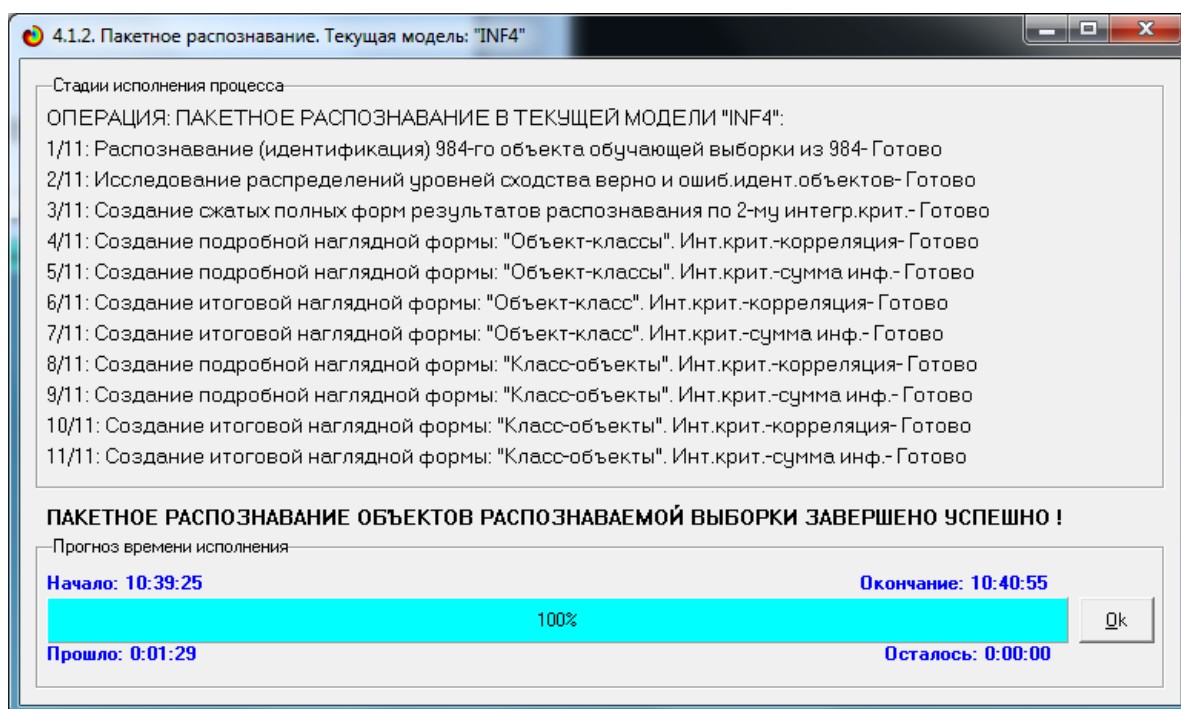


Рисунок 3- Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

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

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

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

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

11. Распределение уровня сходства при разных моделях в интегральных критериях.

12. Объединение в одной БД строк по самым достоверным моделям.

Для наглядного примера, кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 19 и 20 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов уровня бедности в наиболее достоверной модели INF4 на основе описательных шкал.

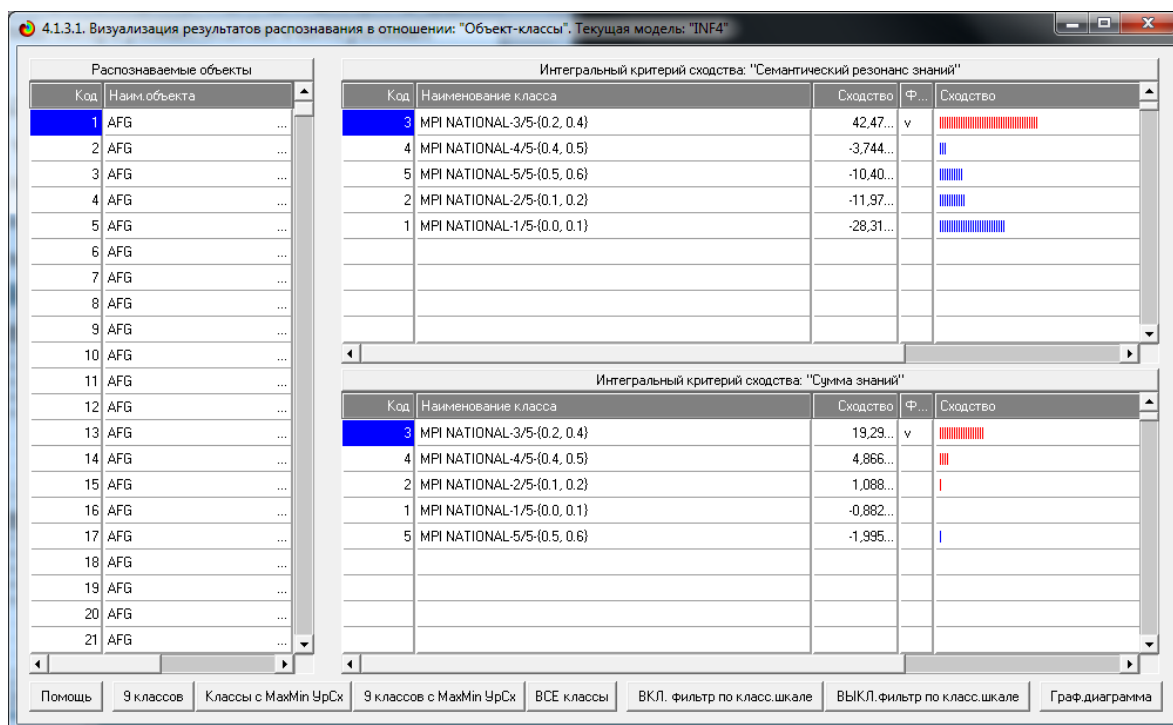


Рисунок 4- Пример идентификации классов в модели INF4

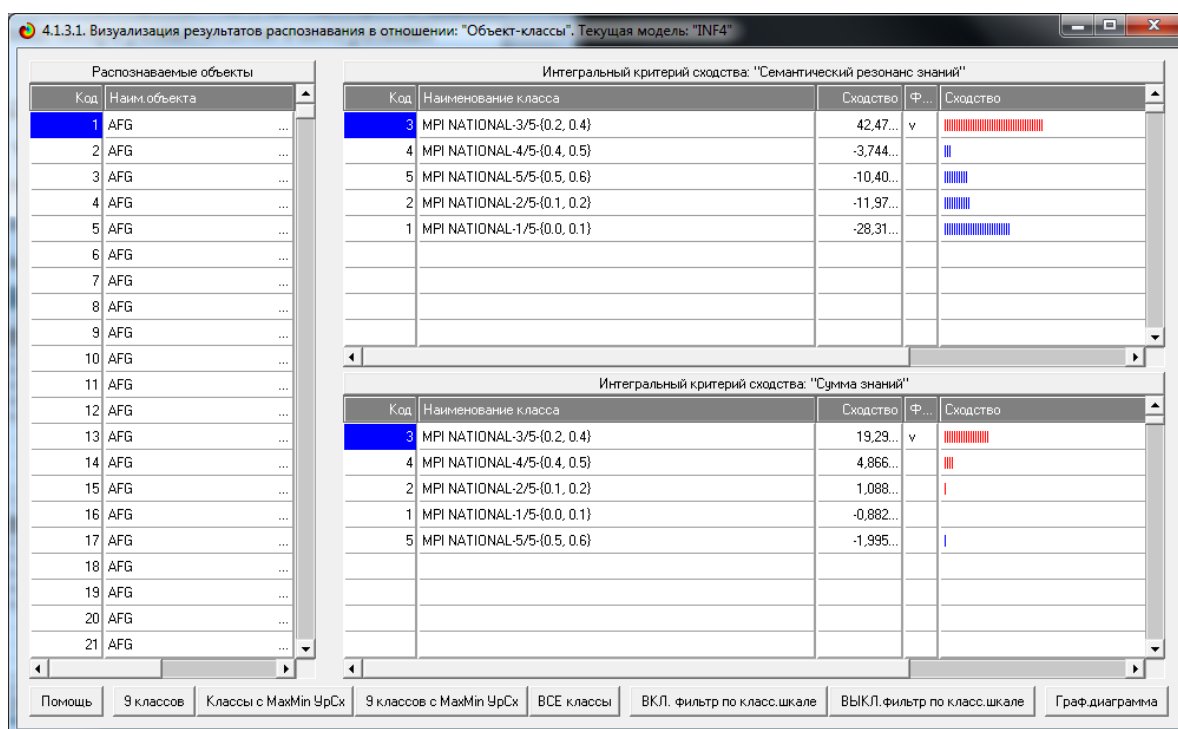


Рисунок 5- Пример идентификации классов в модели INF4

2.2 Когнитивные функции

Далее стоит рассмотреть режим работы 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал. Начало работы в этом режиме начинается с понятия когнитивных функций, а также предоставления возможности перехода на статьи по данной проблематике и скачивания публикаций, как это продемонстрировано на рисунке 21.

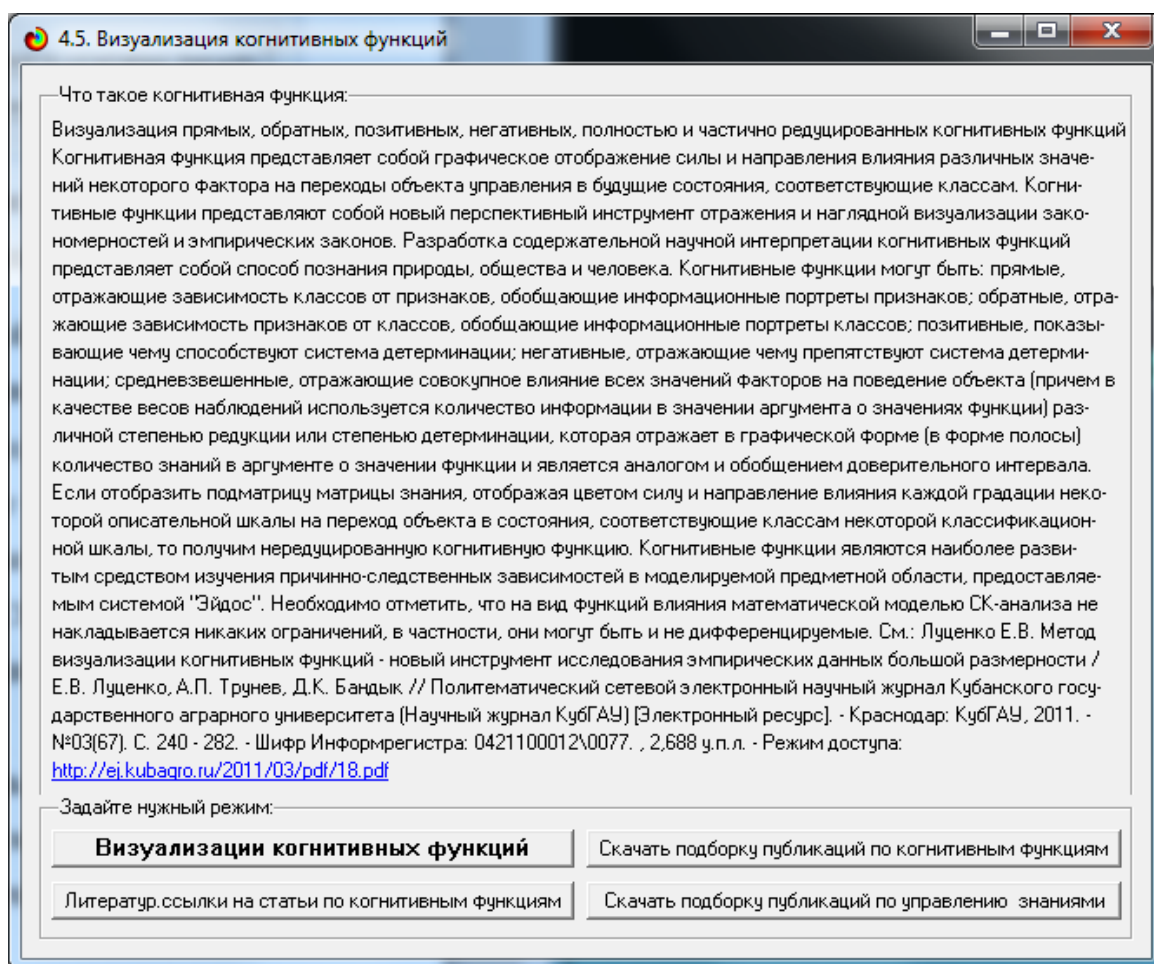


Рисунок 6- Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-X++»
«Визуализация когнитивных функций»

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 множество работ, поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 22 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF4.

На рисунке 22 показано распределение уровня бедности по регионам.

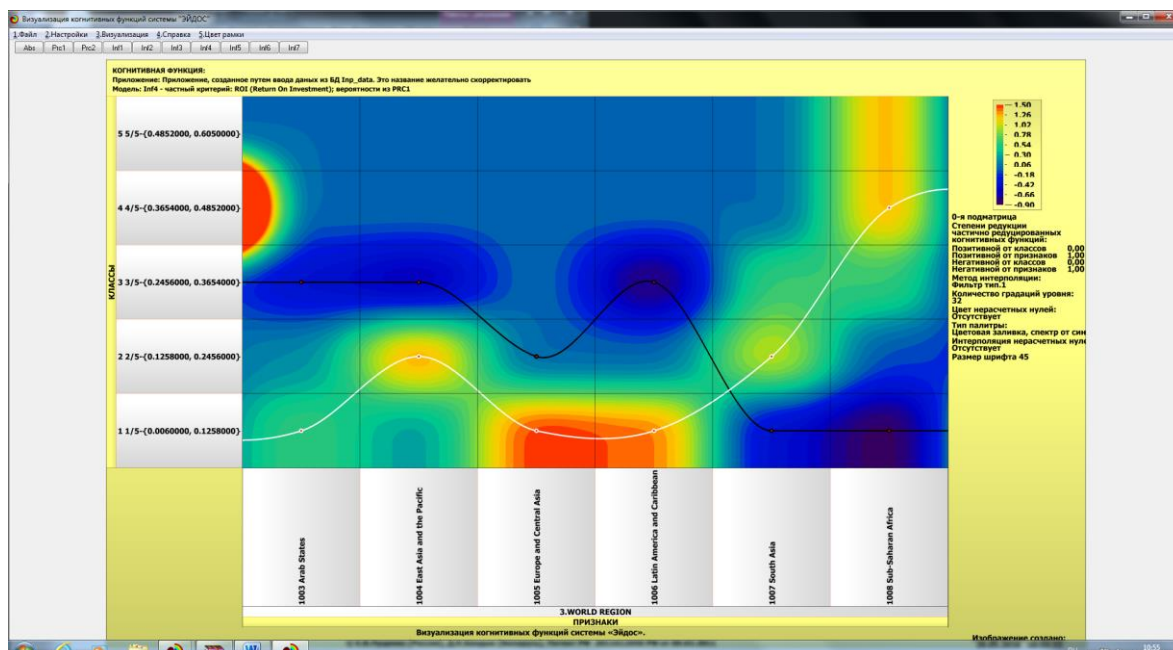


Рисунок 7-Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF4

2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных.

Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна — это интеллектуальная система «Эйдос». Данная система

всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 23).

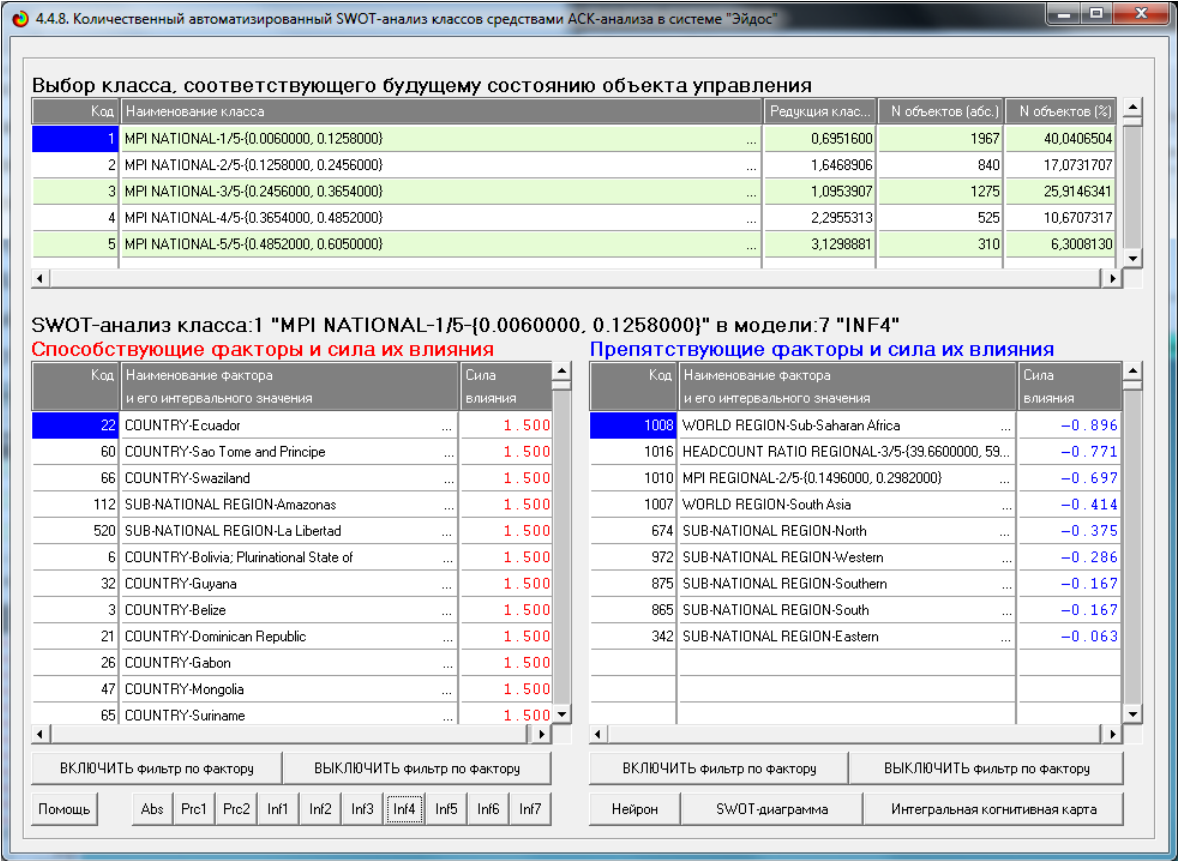


Рисунок 8-Пример SWOT-Матрицы в модели INF5

Следующим шагом является построение SWOT-диаграммы, для наглядной демонстрации работы, продемонстрированной на рисунке 24.

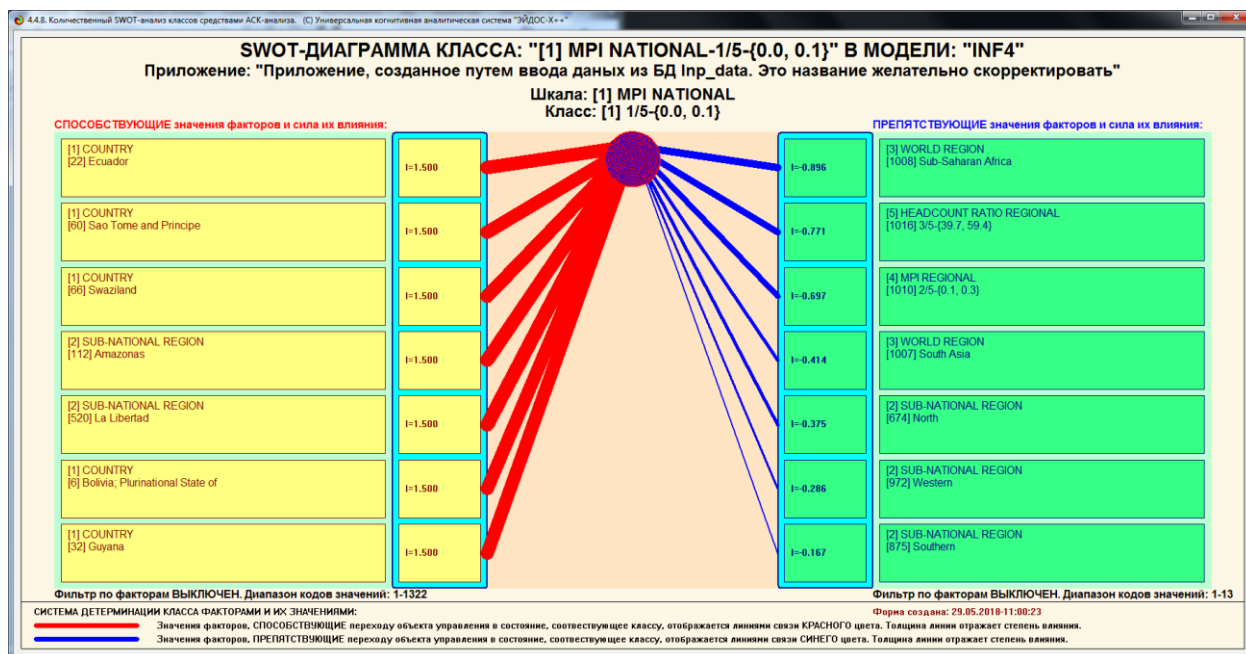


Рисунок 9— SWOT-матрица

На диаграмме показываются способствующие и препятствующие факторы. К наиболее способствующим факторам относятся:

- Суб-национальный регион Ла Либертат[177], где $i=1.500$;
- Суб-национальный регион Амазонии[112], где $i=1.500$;
- Уровень бедности в Эквадор, где $i=1.500$;
- Уровень бедности в Сан-Томе и Принсипи, где $i=1.500$;
- Уровень бедности в Швейцарии, где $i=1.500$;
- Уровень бедности в Боливии, где $i=1.500$;
- Уровень бедности в Гоана, где $i=1.500$;

К наиболее препятствующим относятся:

- Мировой регион Черная Африка[1008], где $i=-0.896$;
- Численность населения региона[1016]3/5-{39.7,59.4}, где $i=-0.771$;
- Региональные ЛПУ[1010] 2/5{0.1,0.3}, где $i=-0.697$;
- Мировой регион Южная Азия[1007], где $i=-0.414$;
- Суб-национальный регион Север[674], где $i=-0.375$;
- Западный суб-национальный регион [972], где $i=-0.286$;
- Южный суб-национальный регион [875], где $i=-0.167$.

2.4. Нелокальные нейронные сети

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует не локальную нейронную сеть. Рассмотрим пример на рисунке 25.

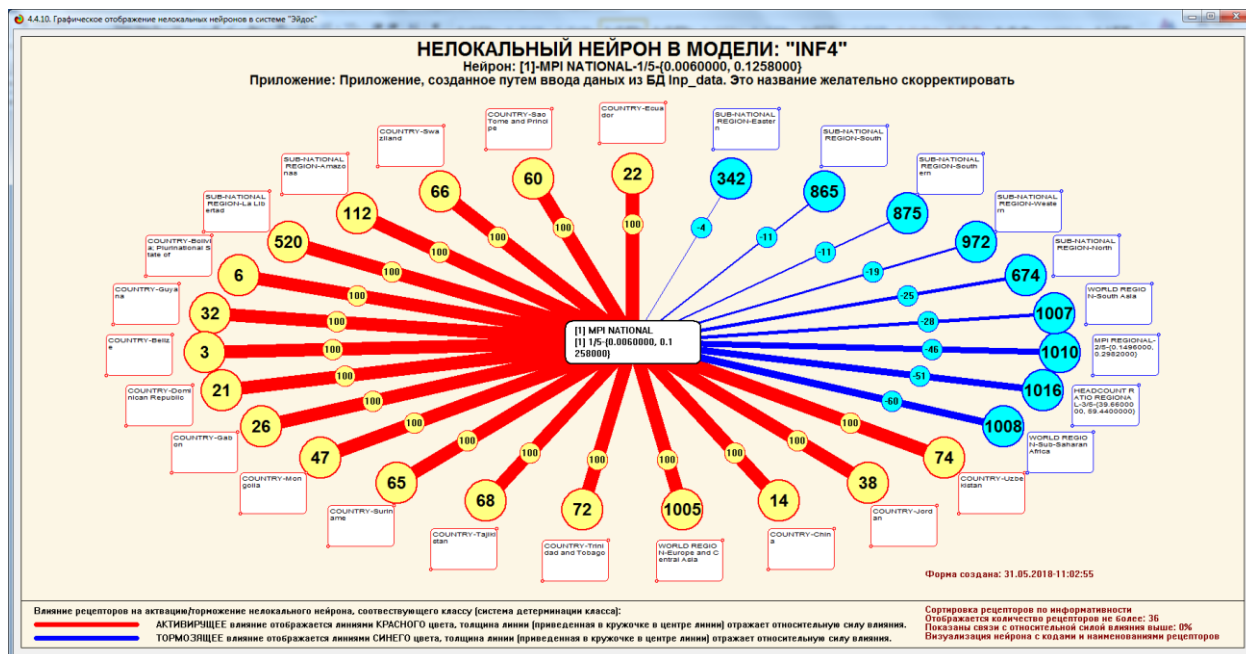


Рисунок 10- Нейрон для Multidimensional Poverty Measures

Благодаря данному нейрону видно, как различные факторы влияют на уровень бедности, какие оказывают положительное влияние, а какие отрицательное.

2.5 Кластерный и конструктивный анализ

В режиме 4.3.2.2, после расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов, строим 2D сеть классов в выбранной модели знаний, для наглядного представления сети классов. На рисунке 26 наглядно видно, что наибольшее сходство наблюдается в классе «Burkina Faso», когда как наибольшее различие наблюдается в классе «Dystopia residual».

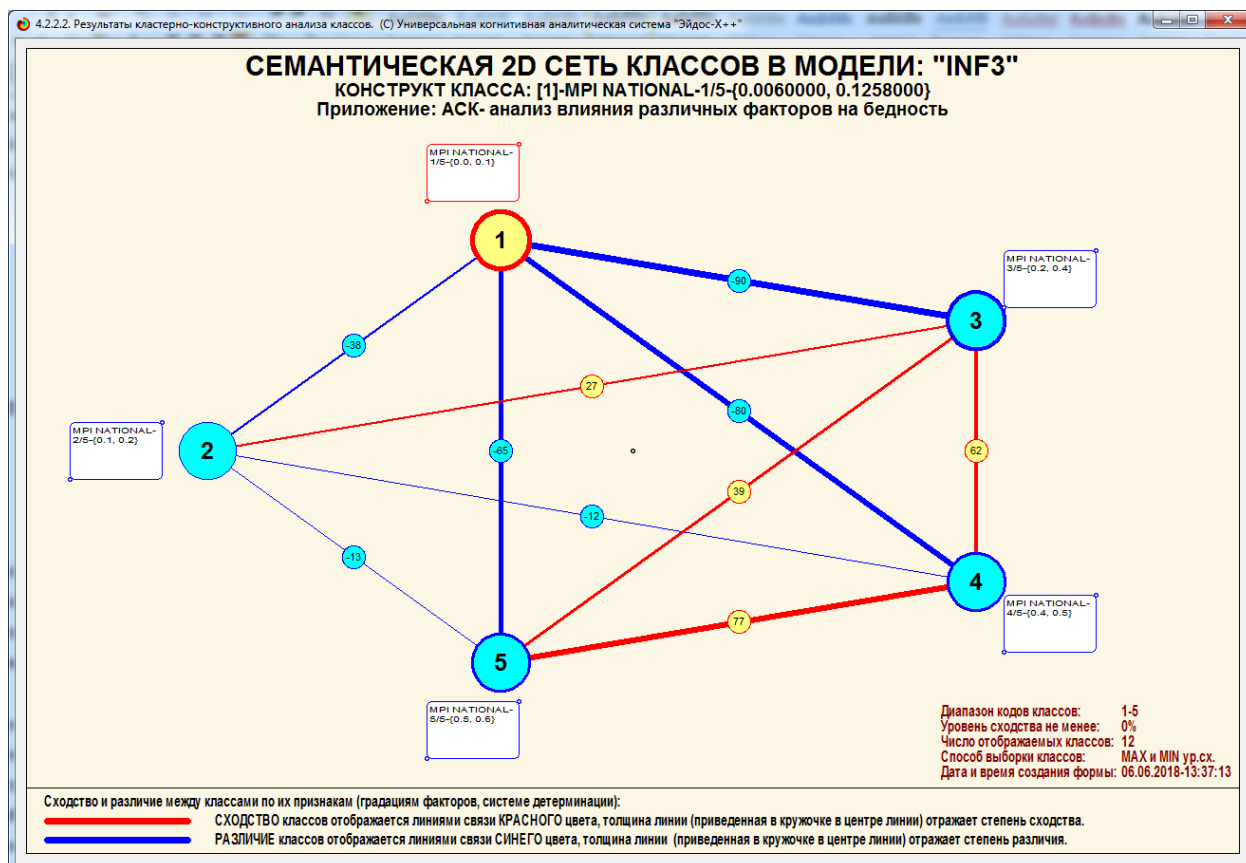
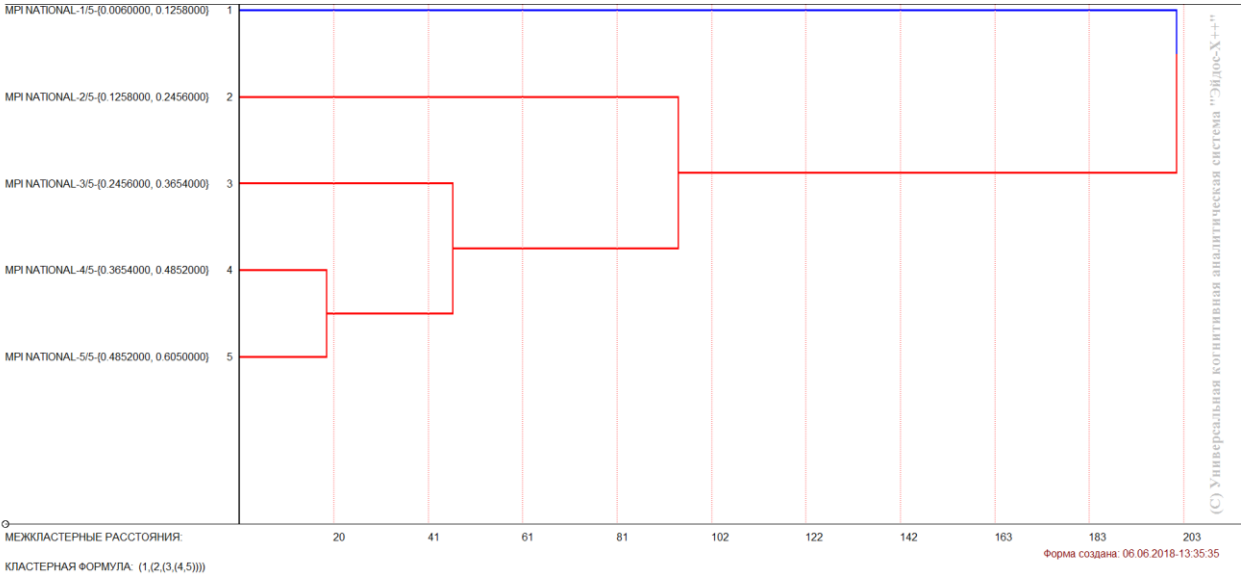


Рисунок 11– Семантическая 2D сеть классов

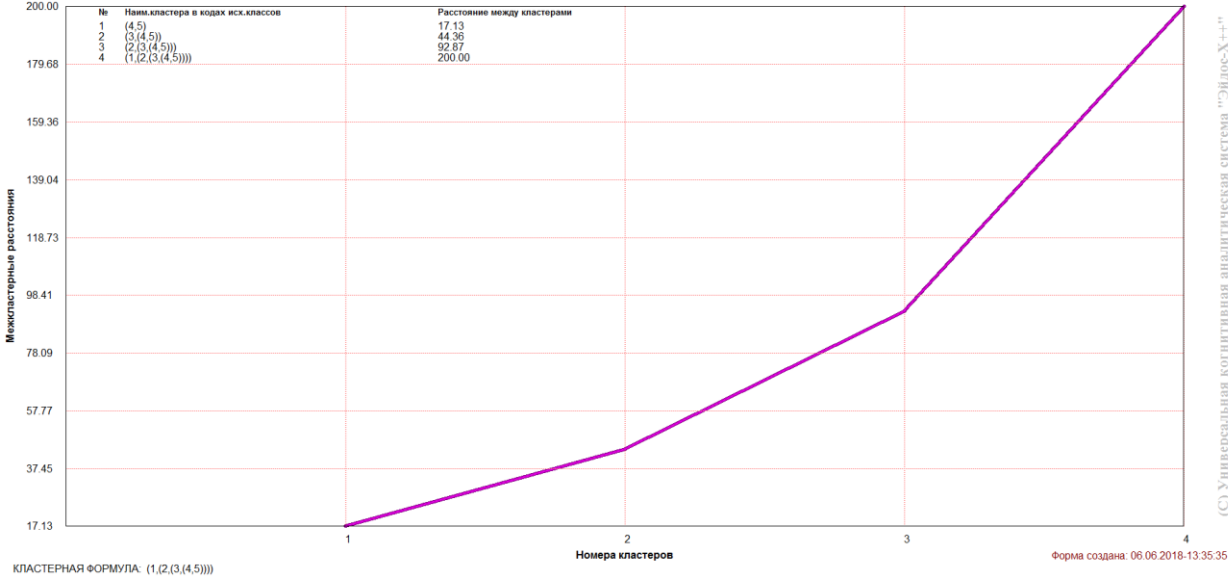
ДЕНДРОГРАММА КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"

Приложение: "АСК- анализ влияния различных факторов на бедность"



ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛАССОВ В МОДЕЛИ: "INF3"

Приложение: "АСК- анализ влияния различных факторов на бедность"



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В связи с существованием множества 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 «Kaggle».

В данной лабораторной приводится развернутый пример использования базы данных репозитория «Kaggle» для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системы искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF5, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,916, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием.

На основе базы данных «Kaggle», рассмотренной в данной лабораторной работе, построены модели прогнозирования с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Эйдос».

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

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: http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.

2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // 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 аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.

4. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.

6. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.

7. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.