

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И. Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

**ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
к курсовой работе**

по дисциплине: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ
СИСТЕМЫ

на тему:

Исследование и разработка системно когнитивной модели
распределения метеоритного вещества по поверхности Земли

выполнил студент группы ИТ1401 Зубко Артём Александрович

Допущена к защите _____

Руководитель проекта _____ Луценко Евгений Вениаминович,
д.Э.н., к.т.н., профессор
(подпись, расшифровка подписи)

Нормоконтролер _____ Николаева Ирина Валентиновна, к.т.н.,
доцент
(подпись, расшифровка подписи)

Защищена _____ Оценка
_____ (дата)

Члены комиссии _____ В.И. Лойко
_____ Е.В. Луценко
_____ И. В. Николаева
(подпись, дата, расшифровка подписи)

Краснодар
2017 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И. Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой КТС _____ В. И. Лойко

**ЗАДАНИЕ
на курсовую работу**

Студентке: ИТ1401 группы 3 курса

Факультета прикладной информатики

Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии
(шифр)

Зубко Артём Александрович
(Ф.И.О.)

Тема проекта: Исследование и разработка системно когнитивной модели
распределения метеоритного вещества по поверхности Земли

Содержание задания: Проанализировать методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Объем работы:

а) пояснительная записка к работе _____ листа формата А4
б) графическая часть _____ лист формата А4

Рекомендуемая литература: _ Луценко Е.В. Лабораторный практикум по интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для бакалавриата. 7-е изд., перераб. и доп.- Краснодар: КубГАУ – 2016, – 615 с., в электронном виде на сайте автора: <http://lc.kubagro.ru/aidos/p14.htm>

Срок выполнения проекта: с “ ” _____ по “ ” _____ 2017 г.

Срок защиты: “ ” _____ 2017 г.

Дата выдачи задания: “ ” _____ 2017 г.

Дата сдачи проекта на кафедру: “ ” _____ 2017 г.

Руководитель проекта: Луценко Евгений Вениаминович,
д.э.н., к.т.н., профессор

(подпись, Ф.И.О., звание, степень)

Задание принял студент _____ “ ” _____ 2017 г.
(подпись, дата)

Краснодар
2017 г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	8
1.СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	8
1.1. Описание решения.....	6
1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel	7
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	14
1.4. Виды моделей системы «Эйдос»	16
1.5. Результаты верификации моделей	17
2.РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	21
2.1. Решение задачи	21
2.2. Когнитивные функции	24
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	29
2.4. Нелокальные Нейронные Сети и Нейроны.....	31
2.5 Кластерный и Конструктивный Анализ.....	33.
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	34
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	35

ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи по поиску зависимости класса метеорита от года, массы и места падения.

Для достижения поставленной цели необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая поможет преобразовать эти данные в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Удачным выбором является сборник баз данных Kaggle.

В данной курсовой работе использована база данных «menu» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория Kaggle.

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

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

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

1. Преобразование исходных данных из csv-формата в промежуточные файлы MS Excel.
2. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы "Эйдос".

3. Синтез и верификация моделей предметной области.
4. Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel

Из электронного ресурса баз данных Kaggle возьмем базу данных падений метеоритов – «meteorite_landings.csv», которую оставим без изменений.

Общее описание задачи:

1. Идентификатор
2. Класс метеорита
3. Место падения
4. Состояние
5. Масса
6. Год падения



Рисунок 1. Метеорит класса L5, хондрит с низким содержанием железа.



Рисунок 2. Хондрит класса H6 с высоким содержанием железа.



Рисунок 3. Ахондит класса Acapulcoite.

Столбцы 3-6 описательные шкалы.

Столбец 2 является классификационной шкалой. Этот столбец показывает класс метеорита.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – meteorite_landings.xls

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AE
1	id	recclass	name	наметр	mass	year																							
2	1	L	Acacus	10000	20	1880																							
3	2	H	Aarhus	Valid	720	1891																							
4	3	EH4	Abree	Valid	107000	1892																							
5	10	Acapulco	Acapulco	Valid	1914	1876																							
6	370	L6	Achirias	Valid	780	1902																							
7	379	EH	Adhi Kot	Valid	4239	1919																							
8	396	LL3-6	Adzhi-Bog	Valid	910	1949																							
9	392	H5	Agen	Valid	30000	1814																							
10	398	L6	Aguada	Valid	1820	1930																							
11	417	L	Agulla Bla	Valid	1440	1920																							
12	423	Diogenette	Aioum el V	Valid	1000	1974																							
13	424	L6	Air	Valid	24000	1925																							
14	426	L6	Akabu	Valid	770	1840																							
15	427	LL4	Akashpur	Valid	1800	1838																							
16	430	H	Alavangas	Valid	3000	1859																							
17	431	Iron, IVA	Akyumak	Valid	50000	1881																							
18	446	CR2-an	Al Rais	Valid	160	1957																							
19	447	LL5	Al Zarkh	Valid	700	2001																							
20	448	C11	Alais	Valid	6000	1806																							
21	453	U/14	Albareto	Valid	2000	1766																							
22	454	L	Alberta	Valid	625	1949																							
23	458	Euortie-n	Alby sur C	Valid	252	2002																							
24	461	LL5	Aldsworth	Valid	700	1835																							
25	462	L6	Allegra	Valid	3200	1873																							
26	463	H5	Alessandri	Valid	908	1860																							
27	465	H4	Alexandrie	Valid	9253	1900																							
28	466	H5	Aldebaran	Valid	22000	1881																							
29	2275	H5	Allegan	Valid	32000	1899																							
30	2276	CV3	Allende	Valid	2000000	1869																							
31	48935	Ureilite- Almanata	Valid		3950	2008																							
32	2284	LL5	Altai'meev	Valid	6000	1977																							
33	2295	H5	Amambur	Valid	6400	1855																							
34	2294	Stone-umt	Andhra	Valid	2700	1880																							
35	2295	L6	Andover	Valid	3200	1898																							
36	2296	L3	Andreiev	Valid	600	1969																							
37	2298	H6	Andura	Valid	17900	1939																							
38	2302	Angrite	Angra dos	Valid	1500	1869																							

Всего в базе 24 столбца, 1 классификационная и 23 описательных.

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

Конвертируем исходный файл из csv формата в xls и запишем его с именем: Inp_data.xls в папку: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\. В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему "Эйдос".

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, т.е. режимом 2.3.2.2.

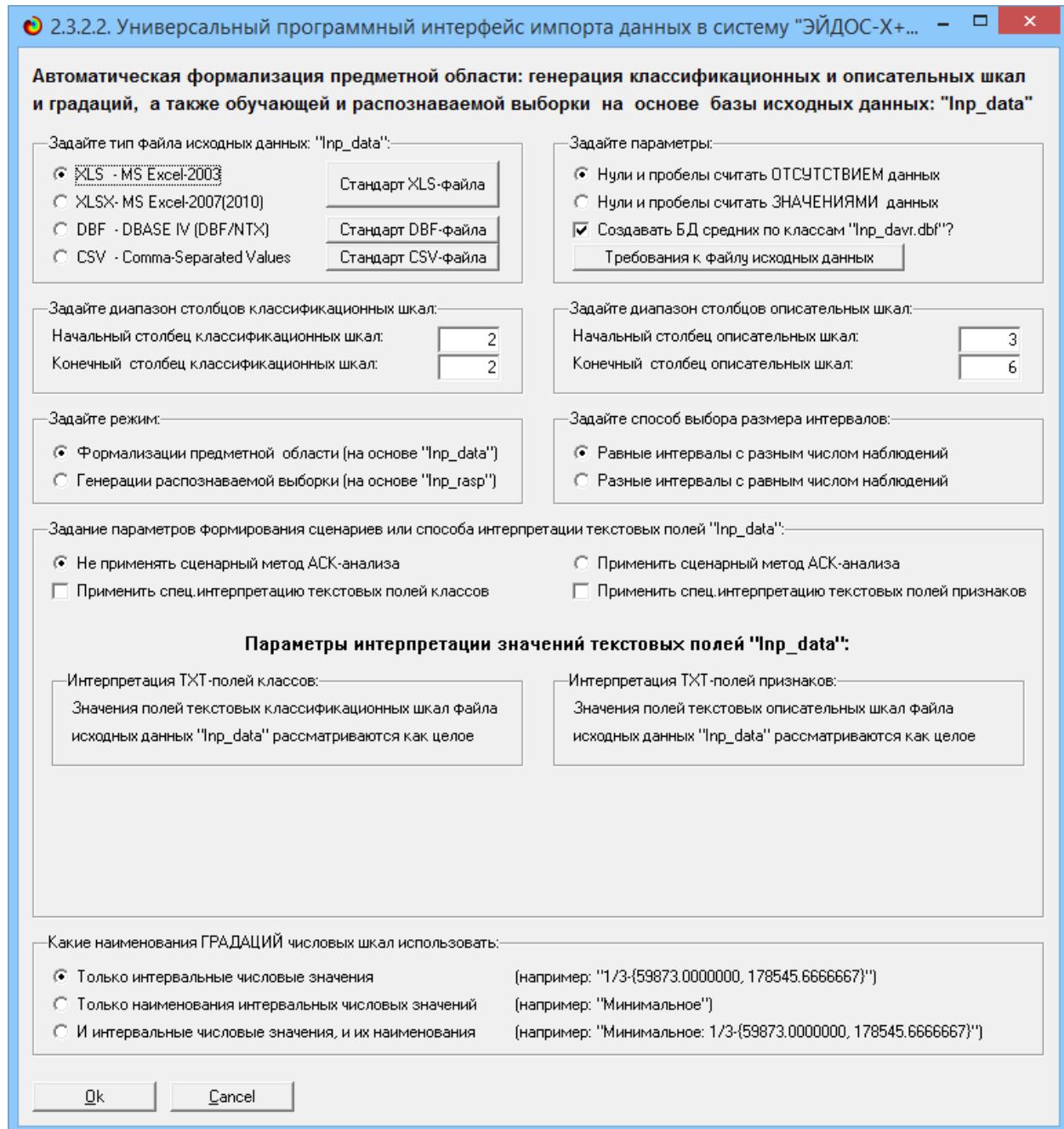


Рисунок 4. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

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

- "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLS – MS Excel-2003";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 2(последний столбец в таблице);
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 3, "Конечный столбец описательных шкал" – 24;
- "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа".

После нажать кнопку "OK". Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (рисунок 2). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

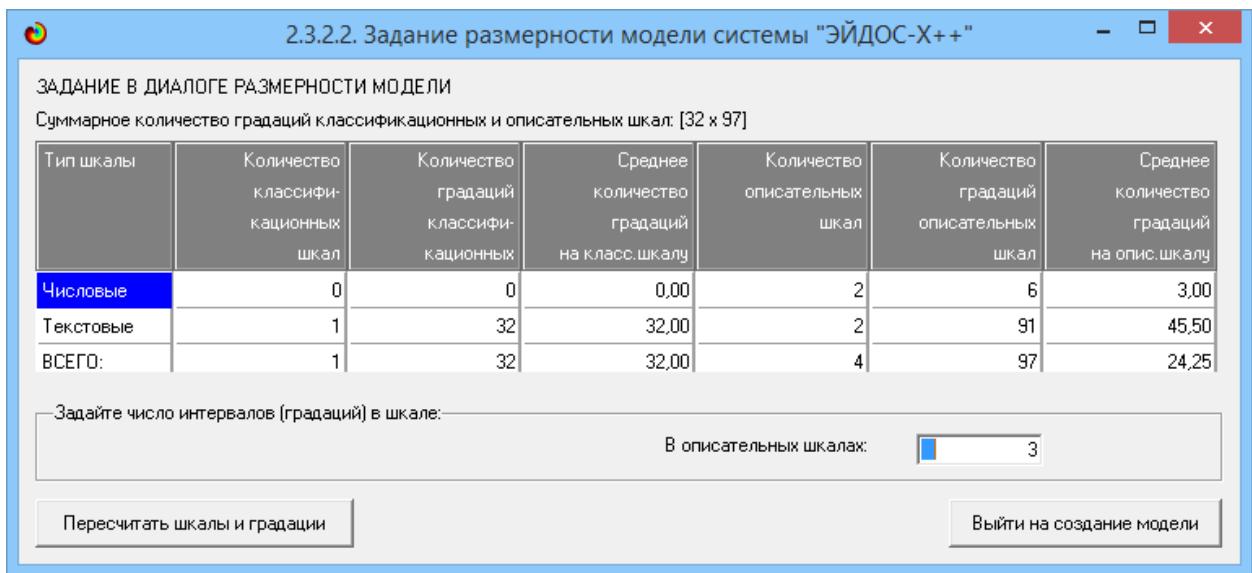


Рисунок 5. Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос" (рисунок 3), а также

прогноз времени завершения этого процесса. В том окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "OK".

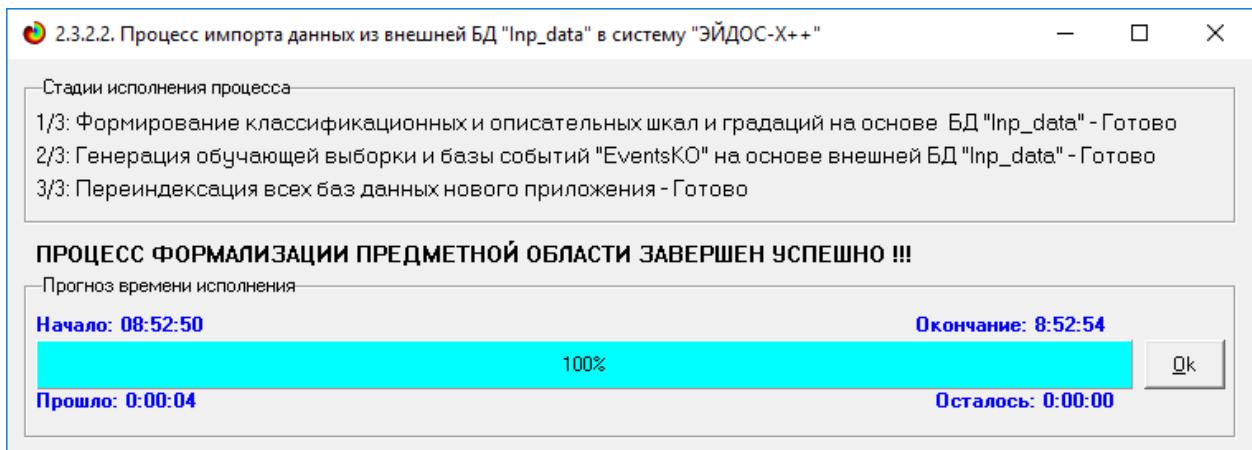


Рисунок 6. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Этим самым полностью автоматизировано выполняется 2-й этап АСК- анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 7).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	RECLASS
2	...
3	...
4	...
5	...
6	...
7	...
8	...
9	...
10	...
11	...
12	...
13	...
14	...
15	...
16	...
17	...
18	...
19	...
20	...
21	...
22	...
Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	Acapulcoite
2	Angrite
3	Aubrite
4	C2-ung
5	CI1
6	CM2
7	CR2-an
8	CV3
9	Diogenite-pm
10	EH4
11	Eucrite-mmict
12	H
13	H4
14	H5
15	H6
16	Iron, IAB-sLL
17	Iron, IIAB
18	Iron, IVa
19	Iron, ungrouped
20	L
21	L/LL4
22	L3

Рисунок 7. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 8):

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование описательной шкалы
1	NAME
2	MASS
3	YEAR
4	...
5	...
6	...
7	...
8	...
9	...
10	...
11	...
12	...
13	...
14	...
15	...
16	...
17	...
18	...
19	...
20	...
21	...
22	...
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	Aachen
2	Aarhus
3	Abree
4	Acapulco
5	Achiras
6	Adhi Kot
7	Adzhi-Bogdo (stone)
8	Agen
9	Aguada
10	Aguila Blanca
11	Aioun el Atrous
12	Air
13	Akaba
14	Akbarpur
15	Akwanga
16	Akyumak
17	Al Rais
18	Al Zarnikh
19	Alais
20	Albareto
21	Alberta
22	Alby sur Cheran

Рисунок 8. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"						
Код объекта	Наименование объекта				Дата	Время
1	1				...	
2	2				...	
3	6				...	
4	10				...	
5	370				...	
6	379				...	
7	390				...	
8	392				...	
9	398				...	
10	417					

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	24	0	0	0	1	1	91	95	0	0	0	0
2					2							
3					3							
4					4							
5					5							
6					6							
7					7							
8					8							
9					9							
10					10							

Рисунок 9. Обучающая выборка (фрагмент)

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

1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 10).

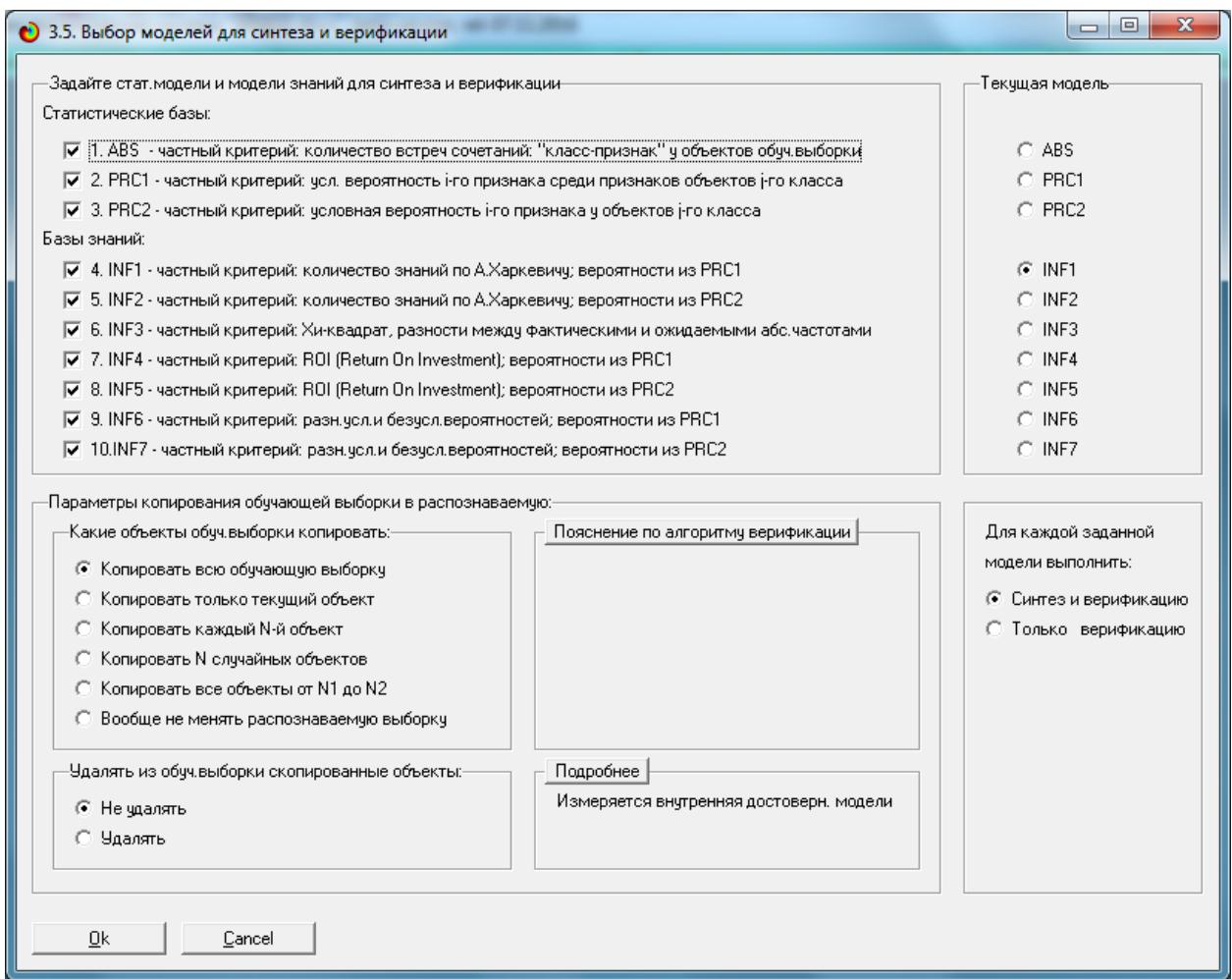


Рисунок 10. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 10. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 11.



Рисунок 11. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 101 секунду. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 260 примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 10, но ниже мы приведем лишь некоторые из них (таблицы 2, 3, 4).

1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

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

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

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

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"														
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	23. RECLASS L4	24. RECLASS L5	25. RECLASS L6	26. RECLASS LL3 6	27. RECLASS LL4	28. RECLASS LL5	29. RECLASS LL6	30. RECLASS MESOSIDE... A1	31. RECLASS STONE UNCL	32. RECLASS UREILITE AN	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	NAME-Aachen											1	0.031	0.177
2	NAME-Aarhus											1	0.031	0.177
3	NAME-Abbe											1	0.031	0.177
4	NAME-Acapulco											1	0.031	0.177
5	NAME-Achiras											1	0.031	0.177
6	NAME-Adhi Kot											1	0.031	0.177
7	NAME-Addi@Bogdo (stone)											1	0.031	0.177
8	NAME-Agen											1	0.031	0.177
9	NAME-Aguda											1	0.031	0.177
10	NAME-Aguila Blanca											1	0.031	0.177
11	NAME-Ajoun el Atrous											1	0.031	0.177
12	NAME-Air											1	0.031	0.177
13	NAME-Akaba											1	0.031	0.177
14	NAME-Akbarpur											1	0.031	0.177
15	NAME-Akwanga											1	0.031	0.177
16	NAME-Akyumak											1	0.031	0.177
17	NAME-Al Rais											1	0.031	0.177
18	NAME-Al Zankh											1	0.031	0.177
19	NAME-Alais											1	0.031	0.177
20	NAME-Albareto											1	0.031	0.177
21	NAME-Alberta											1	0.031	0.177
22	NAME-Alby sur Cheran											1	0.031	0.177
23	NAME-Aldsworth											1	0.031	0.177

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	23. RECLASS L4	24. RECLASS L5	25. RECLASS L6	26. RECLASS LL3 6	27. RECLASS LL4	28. RECLASS LL5	29. RECLASS LL6	30. RECLASS MESOSIDE... A1	31. RECLASS STONE UNCL	32. RECLASS UREILITE AN	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	NAME-Aachen											2.581	0.081	0.456
2	NAME-Aarhus											2.581	0.081	0.456
3	NAME-Abbe											3.400	0.106	0.601
4	NAME-Acapulco											4.019	0.126	0.710
5	NAME-Achiras											1.258	0.039	0.222
6	NAME-Adhi Kot											3.400	0.106	0.601
7	NAME-Addi@Bogdo (stone)											4.019	0.126	0.710
8	NAME-Agen											1.728	0.054	0.305
9	NAME-Aguda											1.258	0.039	0.222
10	NAME-Aguila Blanca											3.400	0.106	0.601
11	NAME-Ajoun el Atrous											4.019	0.126	0.710
12	NAME-Air											1.258	0.039	0.222
13	NAME-Akaba											1.258	0.039	0.222
14	NAME-Akbarpur											2.581	0.081	0.456
15	NAME-Akwanga											3.400	0.106	0.601
16	NAME-Akyumak											4.019	0.126	0.710
17	NAME-Al Rais											4.019	0.126	0.710
18	NAME-Al Zankh											2.781	0.087	0.492
19	NAME-Alais											4.019	0.126	0.710
20	NAME-Albareto											4.019	0.126	0.710
21	NAME-Alberta											3.400	0.106	0.601
22	NAME-Alby sur Cheran											4.019	0.126	0.710
23	NAME-Aldsworth											2.781	0.087	0.492

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
		RECLASS L4	RECLASS L5	RECLASS L6	RECLASS LL3 6	RECLASS LL4	RECLASS LL5	RECLASS LL6	RECLASS MESOSIDE... A1	RECLASS STONE UNCL	RECLASS UREILITE AN			
1	NAME-Aachen	11	-0.033	0.944	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.179	0.179
2	NAME-Aarhus	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.179	0.179
3	NAME-Abbe	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.185	0.185
4	NAME-Acapulco	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
5	NAME-Achias	11	-0.033	-0.056	0.756	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.140	0.140
6	NAME-Adhi Kot	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.185	0.185
7	NAME-Adzhi-Bogdo (stone)	11	-0.033	-0.056	-0.244	0.989	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
8	NAME-Agen	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.162	0.162
9	NAME-Aguada	11	-0.033	-0.056	0.756	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.140	0.140
10	NAME-Aguila Blanca	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.185	0.185
11	NAME-Aloun el Atrous	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
12	NAME-Air	11	-0.033	-0.056	0.756	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.140	0.140
13	NAME-Akaba	11	-0.033	-0.056	0.756	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.140	0.140
14	NAME-Akkarpur	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.179	0.179
15	NAME-Akwanga	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.185	0.185
16	NAME-Alkumak	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
17	NAME-Al Rais	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
18	NAME-Al Zankh	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	0.956	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.181	0.181
19	NAME-Alais	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
20	NAME-Albareto	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
21	NAME-Alberta	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.185	0.185
22	NAME-Alby sur Cheran	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	-0.044	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.186	0.186
23	NAME-Aldsworth	11	-0.033	-0.056	-0.244	-0.011	-0.022	0.956	-0.044	-0.011	-0.011	-0.011	0.181	0.181

1.5. Результаты верификации моделей

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

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"														
Назначение модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложн. положительных решений (FP)	Число ложн. отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Финера Ван Рэбергена	Сумма модуль. уровней соотв. истинно-положительных решений (ST)	Сумма модуль. уровней соотв. истинно-отрицательных решений (ST)	Сумма модуль. уровней соотв. истинно-положительных решений (SPF)	Сумма модуль. уровней соотв. истинно-отрицательных решений (SPF)	
1. ABS - частный критерий: количество встреч. сочетаний "1 класс".	Корреляция abs.частот с общ. количеством	90	90	8	2782		0.031	1.000	0.061	70.745	0.266	1358.227	274.778	
1. ABS - частный критерий: количество встреч. сочетаний "1 класс".	Сумма abs. частот по признаку	90	90	8	2782		0.031	1.000	0.061	35.167	0.266	1358.227	1259.462	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред. от всех признаков.	Корреляция усл.отн.частот с общ. количеством	90	90	8	2782		0.031	1.000	0.061	70.745	0.266	1358.207	38.135	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред. от всех признаков.	Сумма усл.отн.частот по признакам	90	90	8	2782		0.031	1.000	0.061	57.898	0.266	1259.462	81.229	
3. PRC2 - частный критерий: условия вероятность iго признака.	Корреляция усл.отн.частот с общ. количеством	90	90	8	2782		0.031	1.000	0.061	70.743	0.266	1358.207	35.784	
3. PRC2 - частный критерий: условия вероятность iго признака.	Сумма усл.отн.частот по признакам	90	90	8	2782		0.031	1.000	0.061	57.898	0.266	1259.462	81.229	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХарсевичу, в.	Семантический резонанс зна...	90	84	2024	766	6	0.099	0.933	0.179	35.784	81.229	82.542	0.041	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХарсевичу, в.	Сумма знаний	90	90	295	2495		0.035	1.000	0.067	38.135	12.143	98.822		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХарсевичу, в.	Семантический резонанс зна...	90	84	2024	766	6	0.099	0.933	0.179	35.784	81.229	82.542	0.041	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХарсевичу, в.	Сумма знаний	90	90	295	2495		0.035	1.000	0.067	38.135	12.143	98.822		
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактами.	Семантический резонанс зна...	90	84	1536	1254	6	0.063	0.933	0.118	47.857	365.197	327.595	1.981	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактами.	Сумма знаний	90	84	1570	1220	6	0.064	0.933	0.121	32.299	170.120	141.308	3.401	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн.	Семантический резонанс зна...	90	90	2742	48		0.652	1.000	0.789	37.102	104.309	1.435		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн.	Сумма знаний	90	90	295	2495		0.035	1.000	0.067	30.487	0.728	13.250		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн.	Семантический резонанс зна...	90	90	2742	48		0.652	1.000	0.789	37.102	104.309	1.435		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн.	Сумма знаний	90	90	295	2495		0.035	1.000	0.067	30.487	0.728	13.250		
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	90	79	1581	1209	11	0.061	0.878	0.119	45.051	107.158	300.686	2.641	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Сумма знаний	90	84	285	2505	6	0.032	0.933	0.063	27.237	29.034	253.415	0.441	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	90	79	1581	1209	11	0.061	0.878	0.115	45.051	107.158	300.686	2.641	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безул.вероятностей; вер.	Сумма знаний	90	84	285	2505	6	0.032	0.933	0.063	27.237	29.034	253.415	0.441	

Рисунок 12. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,789. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 69%.

Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием (рисунок 13).

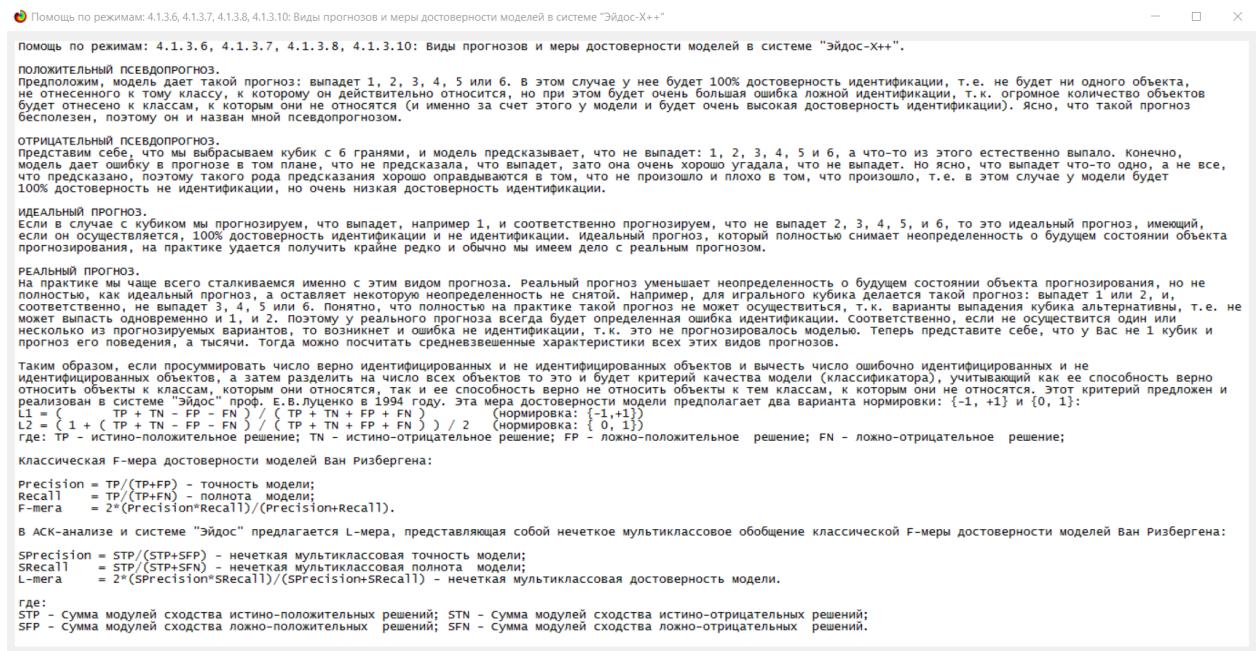


Рисунок 13. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и интеллектуальных технологий. На рисунке 11 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF5.

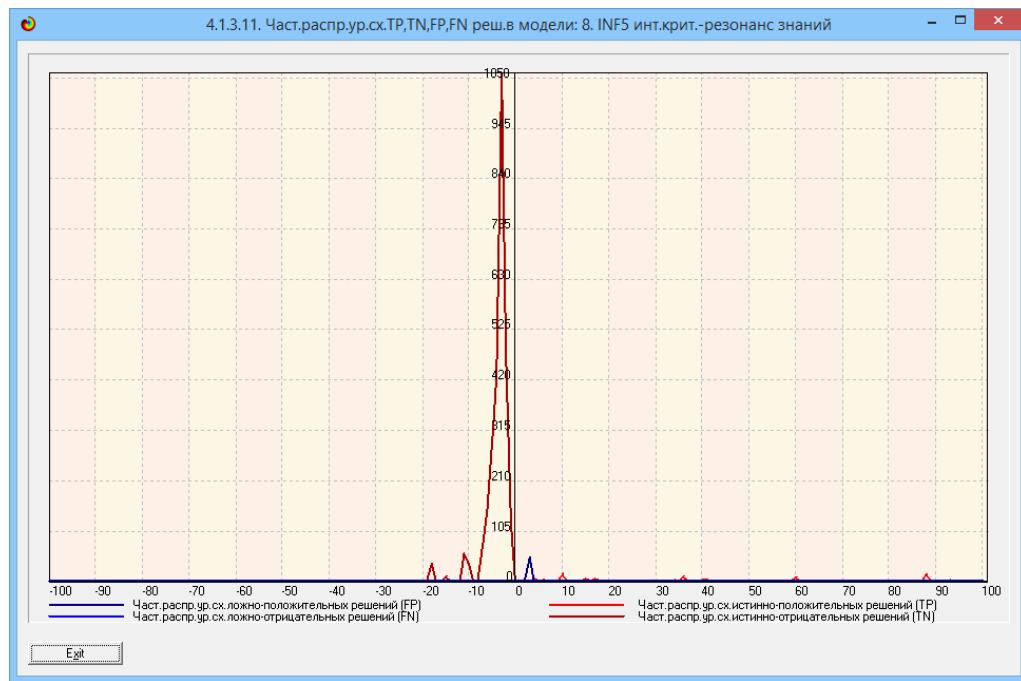


Рисунок 14. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF5

Из рисунка 11 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF5 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 9);
- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF5 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 15% уровня сходства. Для уровня сходства выше 70% все положительные решения являются истинными. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 70%) также различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями практически отсутствует.

Любые данные о наблюдениях можно считать суммой истинного значения и шума, причем ни первое, ни второе неизвестны. Поэтому имеет смысл сравнить созданные модели с чисто случайными моделями, совпадающими по основным характеристикам. В системе «Эйдос» есть лабораторная работа № 2.01: «Исследование RND-модели при различных объемах выборки». Если данная работа устанавливается при отсутствии текущего приложения, то все параметры создаваемых моделей задаются вручную, если же текущая модель существует, как в нашем случае, то все основные ее параметры определяются автоматически.

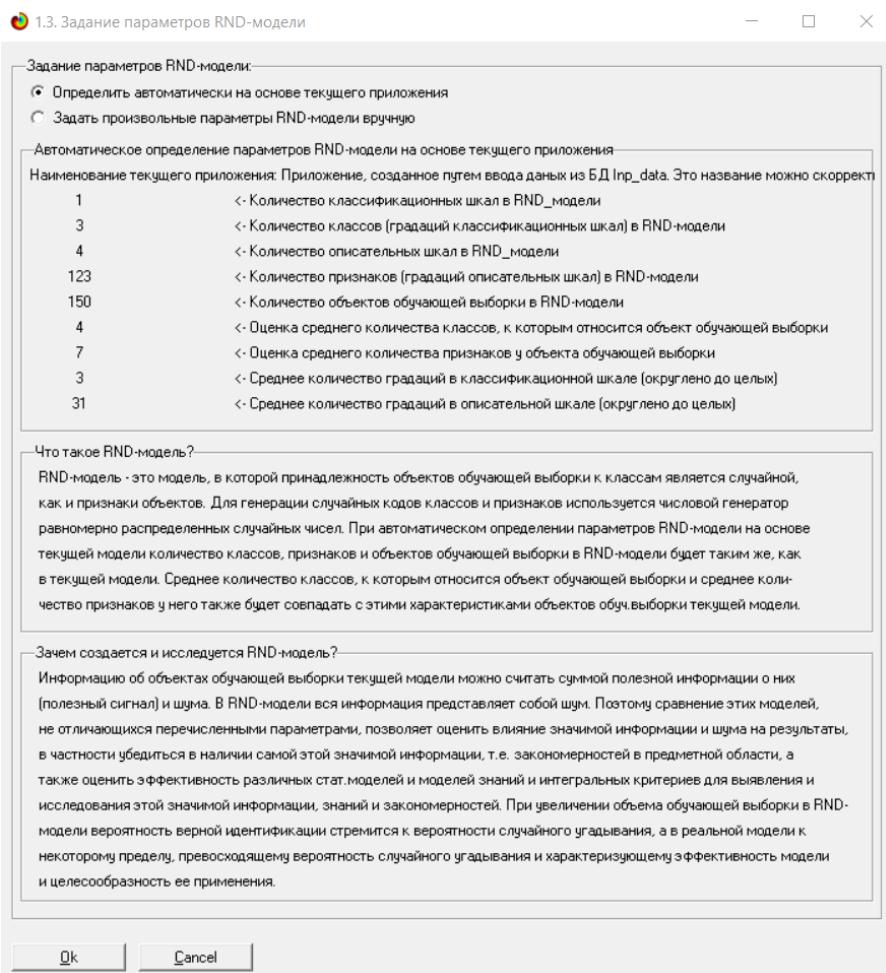


Рисунок 15. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

На рисунке 13 показано частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF5.

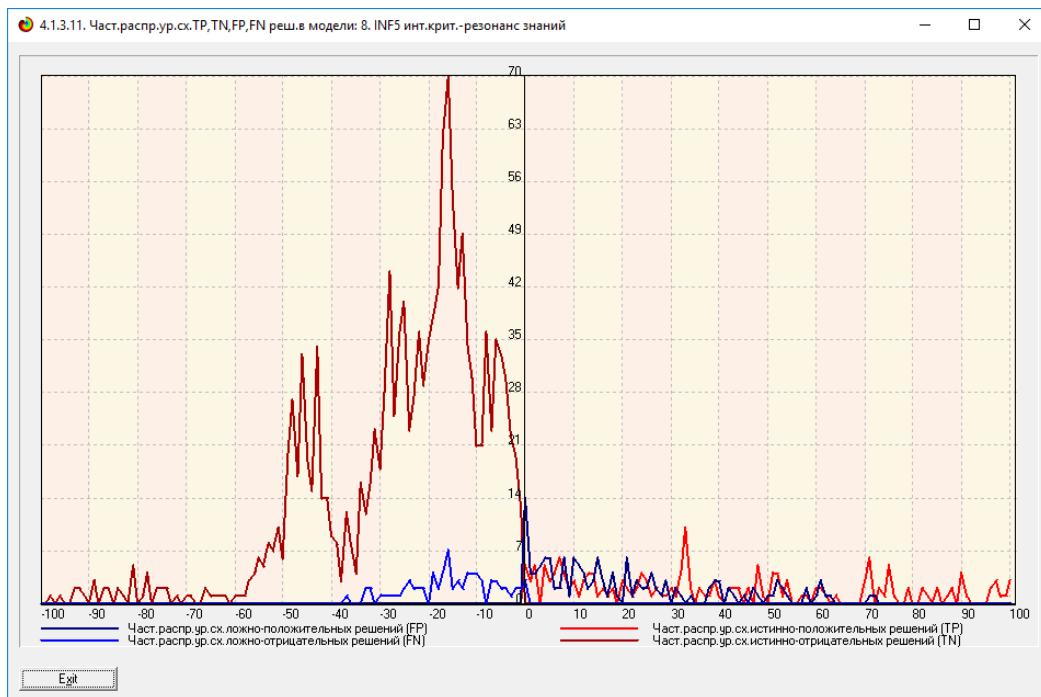


Рисунок 16. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF5

Совершенно очевидное различие частотных распределений уровней сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования и случайной модели (рисунки 11 и 13) объясняется тем, что в реальных моделях кроме шума есть также и информация об истинных причинно-следственных взаимосвязях факторов и их значений с одной стороны, и состояниями объекта моделирования, которые ими обуславливаются, с другой стороны. Если же такой информации в модели нет, то и распределение получается типа, приведенного на рисунке 13.

На рисунке 14 приведены данные по достоверности статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки.

Название модели и частного критерия	Интегральный критерий	Средний модельный уровень сходимости логико-логических решений	Средний модельный уровень сходимости логико-логических решений	А-точность модели АРесон + АТР/АТР...	А-полнота модели АРесон + АТР/АТР...	Ц-кэра проф. Е.В.Луценко	Процент правильной идентификации...	Процент ошибочной идентификации...	Процент ошибочной идентификации...	Процент правильных результатов	Дата получения результата	Время получения результата
1. ABS - частный критерий количества встреч соединений "Число..."	Корреляция обс. частот с общ. ...	0.314	0.047	0.682	0.999	0.810	99.615	8.261	91.739	0.385	53.938	20.05.2017 08:57:49
1. ABS - частный критерий количества встреч соединений "Число..."	Сумма обс. частот по признакам...	0.173		0.735	1.000	0.847	100.000	1.314	98.686		50.657	20.05.2017 08:57:49
2. PRCI - частный критерий усл. вероятности иго признака сред.	Корреляция усл. частот с о...	0.314	0.047	0.682	0.999	0.810	99.615	8.261	91.739	0.385	53.938	20.05.2017 08:58:00
2. PRCI - частный критерий усл. вероятности иго признака сред.	Сумма усл. частот по признакам...	0.352		0.628	1.000	0.771	100.000	1.314	98.686		50.657	20.05.2017 08:58:00
3. PRC2 - частный критерий условленной вероятности иго признака.	Корреляция усл. частот с о...	0.314	0.047	0.682	0.999	0.810	99.615	8.261	91.739	0.385	53.938	20.05.2017 08:58:11
3. PRC2 - частный критерий условленной вероятности иго признака.	Сумма усл. частот по признакам...	0.284		0.633	1.000	0.775	100.000	1.314	98.686		50.657	20.05.2017 08:58:11
4. INF1 - частный критерий количества знаний по А/Харесену; в...	Семантический резонанс зна...	0.184	0.328	0.654	0.673	0.663	79.615	76.371	23.629	20.385	77.993	20.05.2017 08:58:22
4. INF1 - частный критерий количества знаний по А/Харесену; в...	Сумма знаний	0.178	0.259	0.642	0.645	0.644	91.538	67.086	32.914	8.462	79.312	20.05.2017 08:58:22
5. INF2 - частный критерий количества знаний по А/Харесену; в...	Семантический резонанс зна...	0.188	0.327	0.612	0.625	0.618	82.692	77.762	22.238	17.308	80.227	20.05.2017 08:58:33
5. INF2 - частный критерий количества знаний по А/Харесену; в...	Сумма знаний	0.196	0.253	0.617	0.648	0.632	91.923	68.067	31.933	8.077	79.995	20.05.2017 08:58:34
6. INF3 - частный критерий Хинкальд., различия между фактами...	Семантический резонанс зна...	0.358	0.332	0.609	0.787	0.687	95.385	65.090	34.910	4.615	80.237	20.05.2017 08:58:45
6. INF3 - частный критерий Хинкальд., различия между фактами...	Сумма знаний	0.174	0.196	0.705	0.789	0.744	95.385	65.090	34.910	4.615	80.237	20.05.2017 08:58:45
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.184	0.241	0.695	0.726	0.710	68.077	79.824	20.176	31.923	73.950	20.05.2017 08:58:56
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.126	0.057	0.668	0.963	0.789	98.846	54.125	45.075	1.154	76.495	20.05.2017 08:58:56
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.208	0.248	0.655	0.723	0.687	78.000	82.085	17.918	30.000	76.043	20.05.2017 08:59:07
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.122	0.048	0.656	0.927	0.768	98.846	55.176	44.824	1.154	77.011	20.05.2017 08:59:07
9. INF6 - частный критерий различия безузл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.330	0.217	0.615	0.744	0.673	95.000	61.781	38.219	5.000	78.390	20.05.2017 08:59:18
9. INF6 - частный критерий различия безузл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.278	0.130	0.587	0.786	0.672	95.385	55.336	44.664	4.615	75.360	20.05.2017 08:59:18
10.INF7 - частный критерий разн.узл. и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.329	0.201	0.609	0.800	0.691	94.615	63.221	36.779	5.385	78.918	20.05.2017 08:59:29
10.INF7 - частный критерий разн.узл. и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.216	0.091	0.562	0.852	0.692	95.385	56.588	43.412	4.615	75.986	20.05.2017 08:59:29

Рисунок 17. Достоверность статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки

На основе его сравнения с рисунком 9 можно сделать следующие выводы:

- достоверность лучшей модели INF5, отражающей реальный объект моделирования, примерно на 20% выше, чем аналогичной случайной модели;
- различие между достоверностью статистических моделей и моделей знаний, созданных на основе случайной выборки, значительно меньше, чем у моделей, отражающих реальный объект моделирования;
- в реальных моделях кроме шума есть также и информация об истинных причинно-следственных взаимосвязях факторов и их значений с одной стороны, и состояниями объекта моделирования, которые ими обуславливаются, с другой стороны, причем примерно 1/3 достоверности обусловлена отражением в реальных моделях закономерностей предметной области, а 2/3 достоверности обусловлено наличием шума в исходных данных. На основании этого можно предположить, что в исходных данных уровень сигнала о реальных причинно-следственных связях в моделируемой предметной области примерно в два раза ниже уровня шума.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF5 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

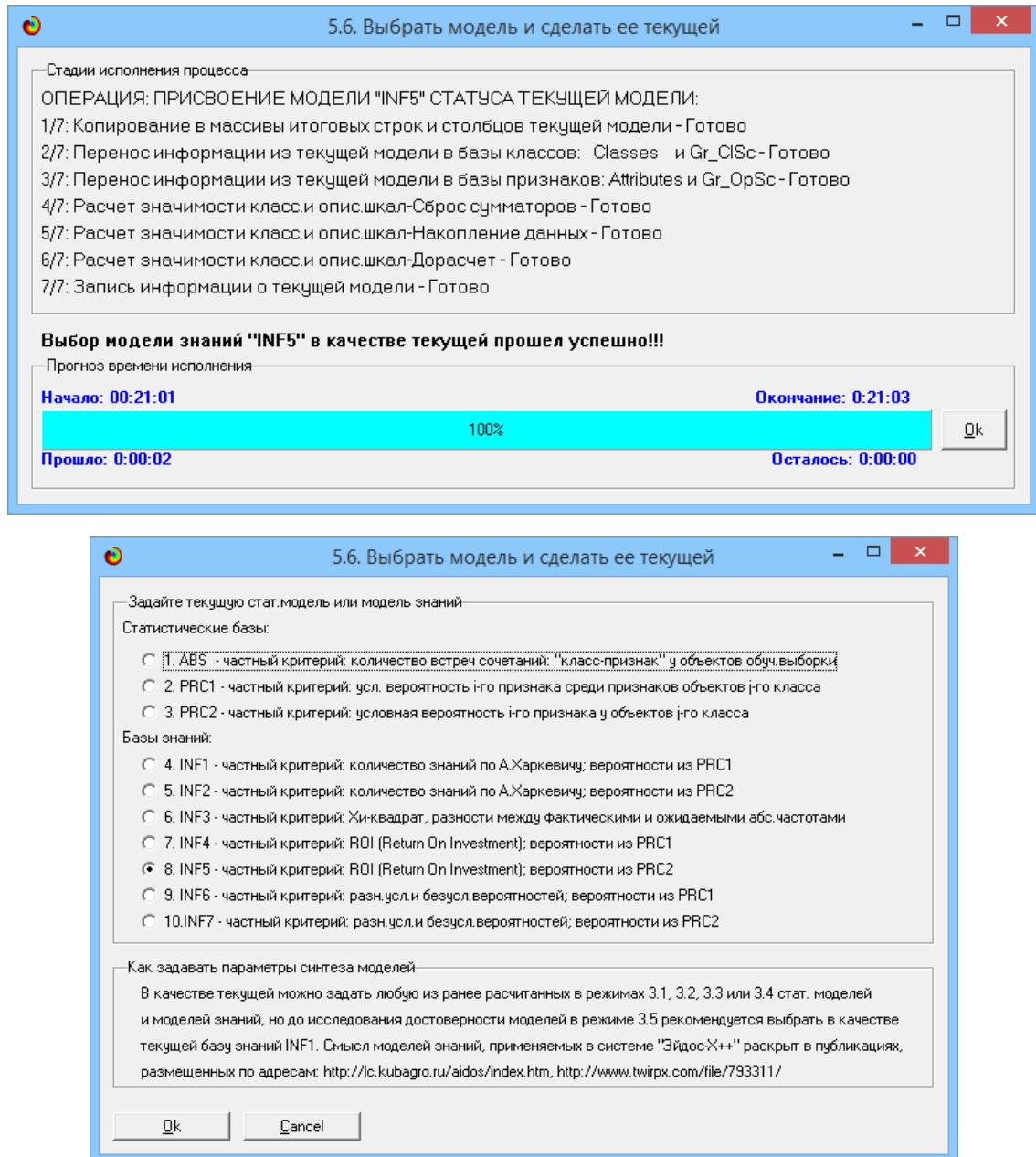


Рисунок 18. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

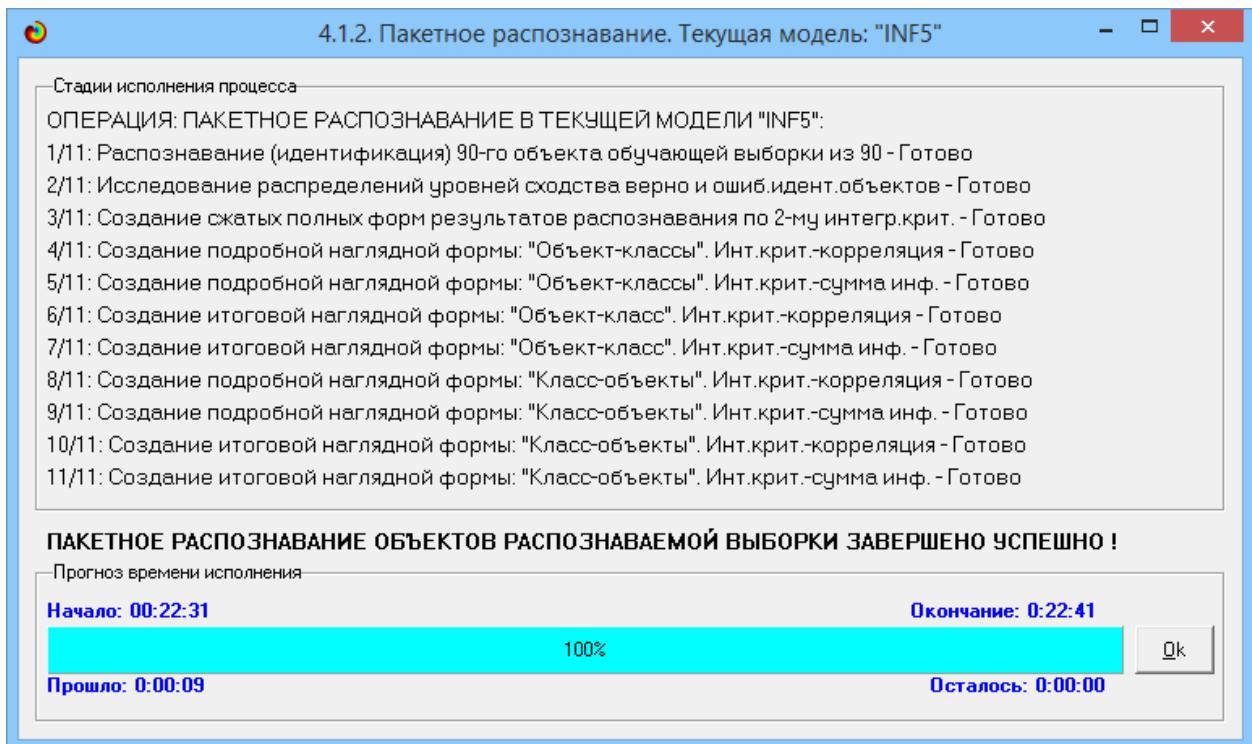


Рисунок 19. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

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

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

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

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

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

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 17 и 18 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов ирисов в наиболее достоверной модели INF3 на основе наблюдения предыстории их развития:

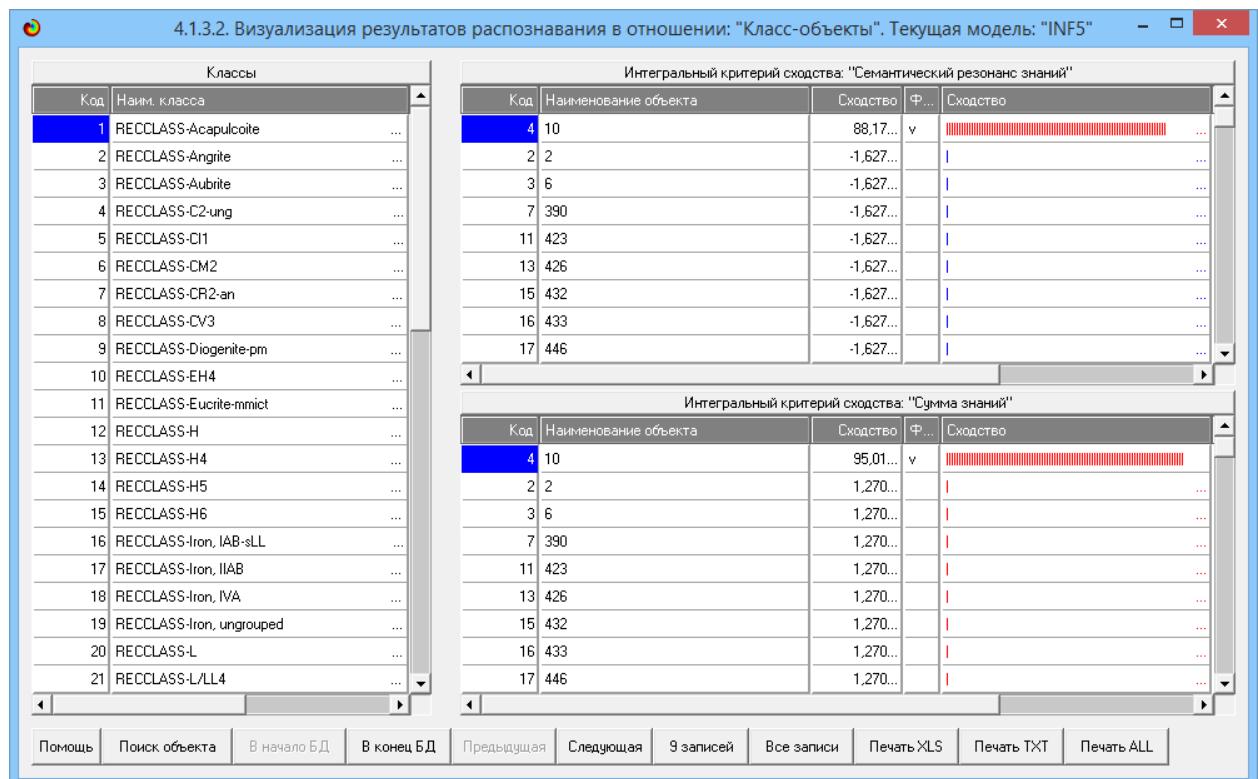


Рисунок 20. Пример идентификации классов в модели INF5

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF5"

Классы	
Код	Наим. класса
11	RECCLASS-Eucrite-mmict
12	RECCLASS-H
13	RECCLASS-H4
14	RECCLASS-H5
15	RECCLASS-H6
16	RECCLASS-Iron, IAB-sLL
17	RECCLASS-Iron, IIAB
18	RECCLASS-Iron, IVa
19	RECCLASS-Iron, ungrouped
20	RECCLASS-L
21	RECCLASS-L/LL4
22	RECCLASS-L3
23	RECCLASS-L4
24	RECCLASS-L5
25	RECCLASS-L6
26	RECCLASS-LL3-6
27	RECCLASS-LL4
28	RECCLASS-LL5
29	RECCLASS-LL6
30	RECCLASS-Mesosiderite-A1
31	RECCLASS-Stone-uncl

Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"				
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
1	1	35,83...	в	
55	4903	35,83...	в	
69	4937	35,83...	в	
75	4954	34,32...	в	
77	4957	34,32...	в	
5	370	-5,207...		
6	379	-5,207...		
9	398	-5,207...		
10	417	-5,207...		

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"				
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
1	1	18,44...	в	
55	4903	18,44...	в	
69	4937	18,44...	в	
75	4954	17,79...	в	
77	4957	17,79...	в	
5	370	0,538...		
6	379	0,538...		
9	398	0,538...		
10	417	0,538...		

Рисунок 21. Пример идентификации классов в модели INF5

2.2. Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 22)

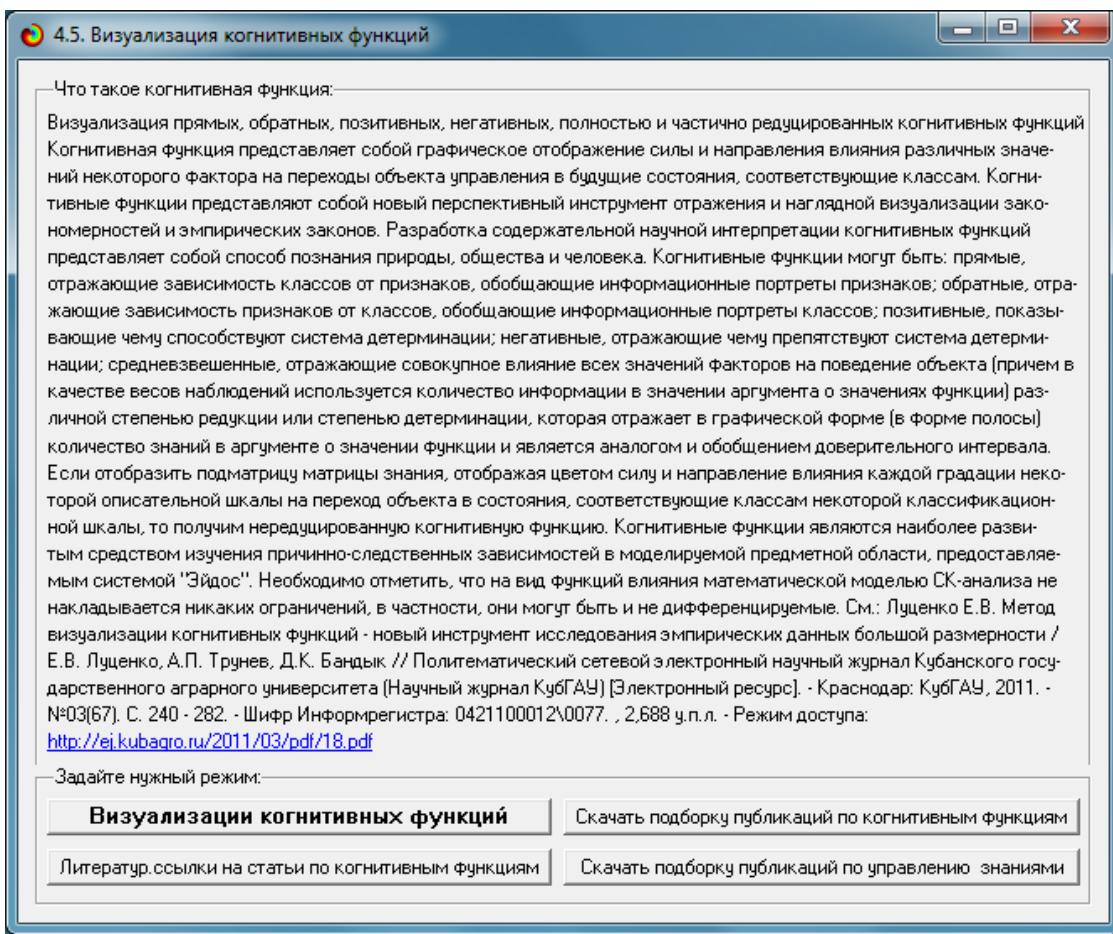


Рисунок 22. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++»
«Визуализация когнитивных функций»

Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. Когнитивным функциям посвящено много работ автора 9 , но наиболее новой и обобщающей из них является работа. Поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 23. приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF5.

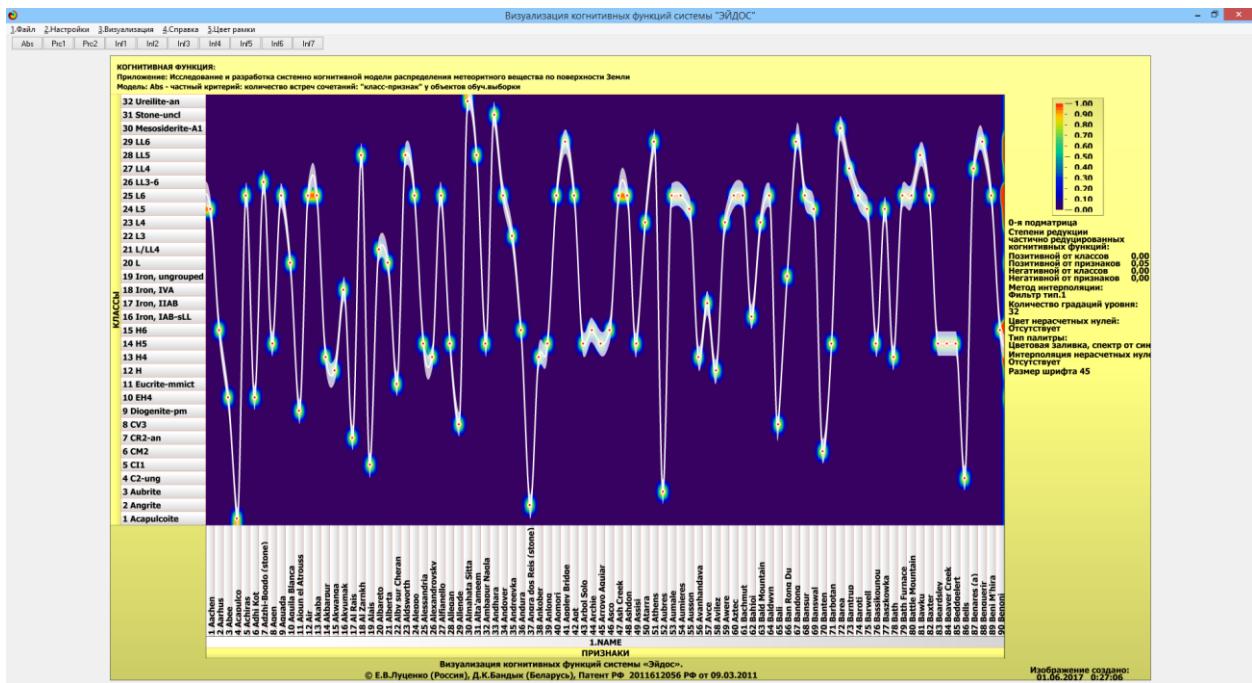


Рисунок 23. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF5

2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

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

анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос». Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 24).

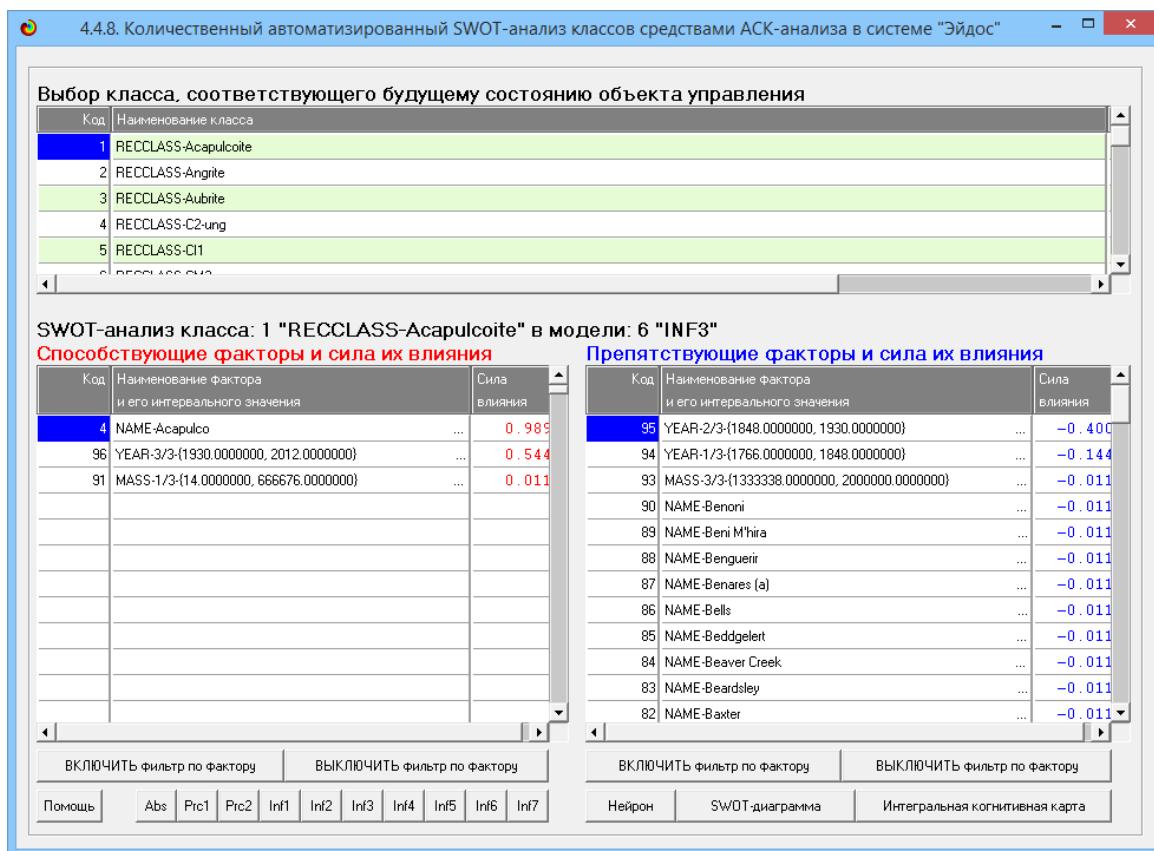


Рисунок 24. Пример SWOT-матрицы в модели INF5

На рисунке 25 приведены примеры инвертированной SWOT-матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF5.

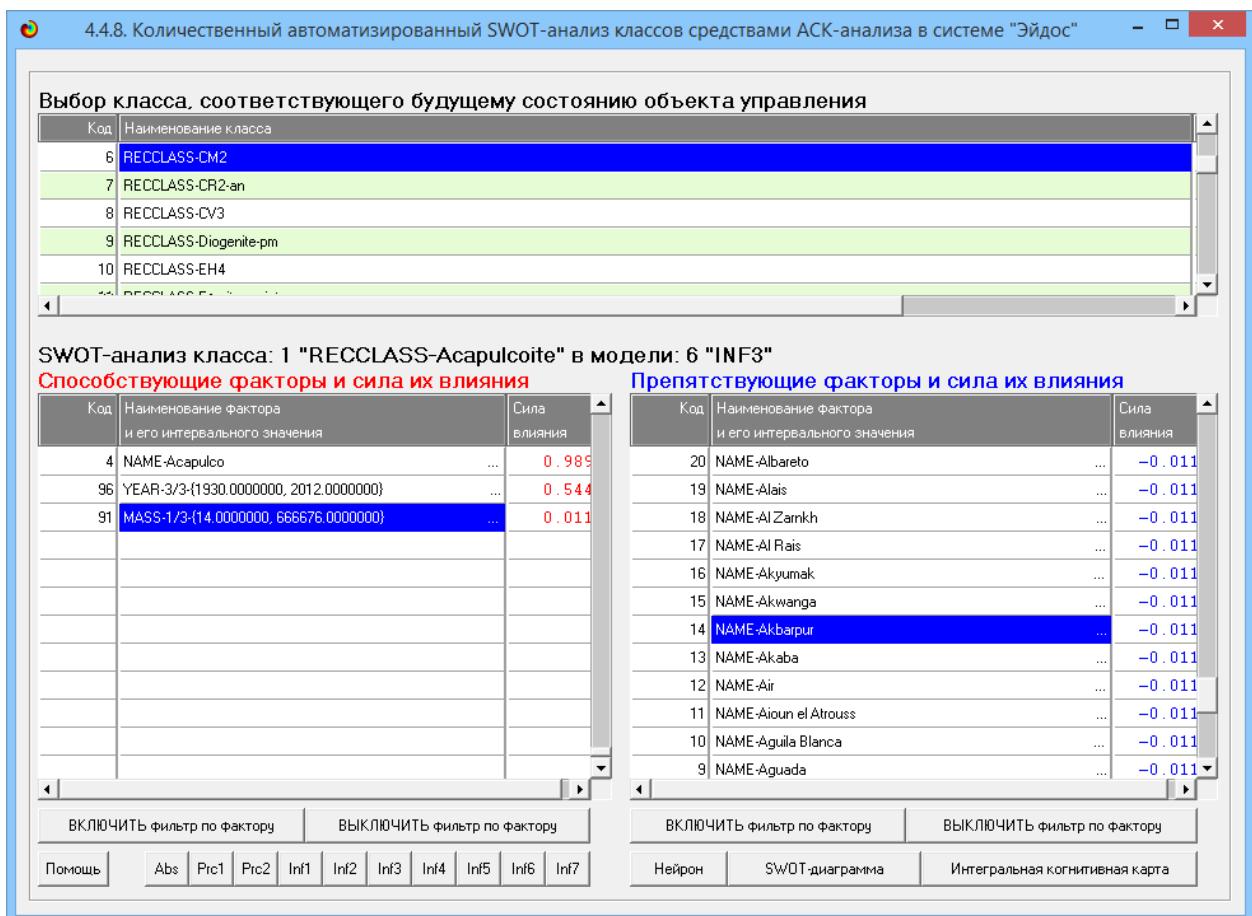


Рисунок 25. Пример SWOT-матрицы в модели INF5

2.4. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЙРОНЫ.

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует не локальный нейрон совокупность, которых образует не локальную нейронную сеть. В качестве примеров приведены рисунок 26-27.

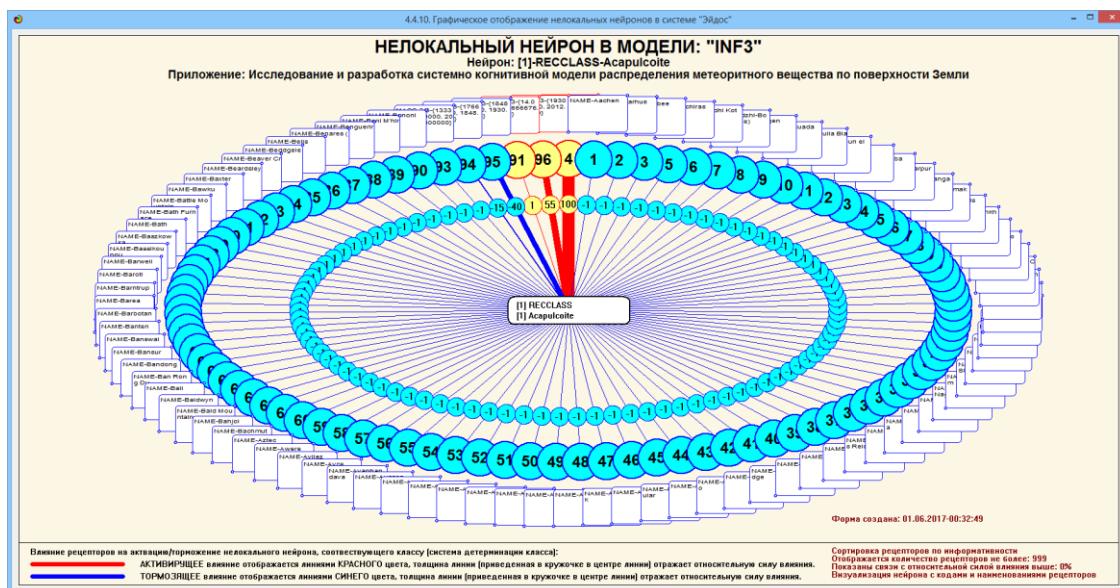


Рисунок 26. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF5

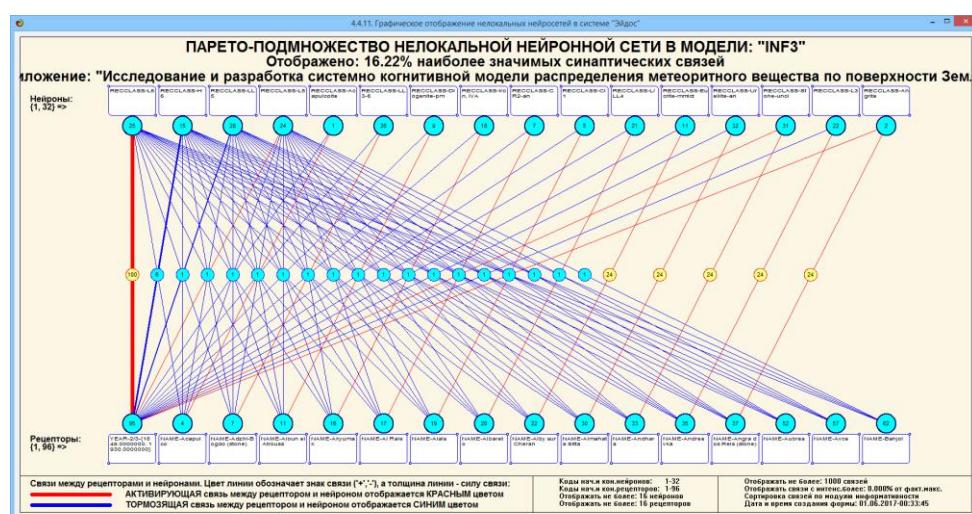


Рисунок 27. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF5

2.5 КЛАСТЕРНЫЙ И КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ

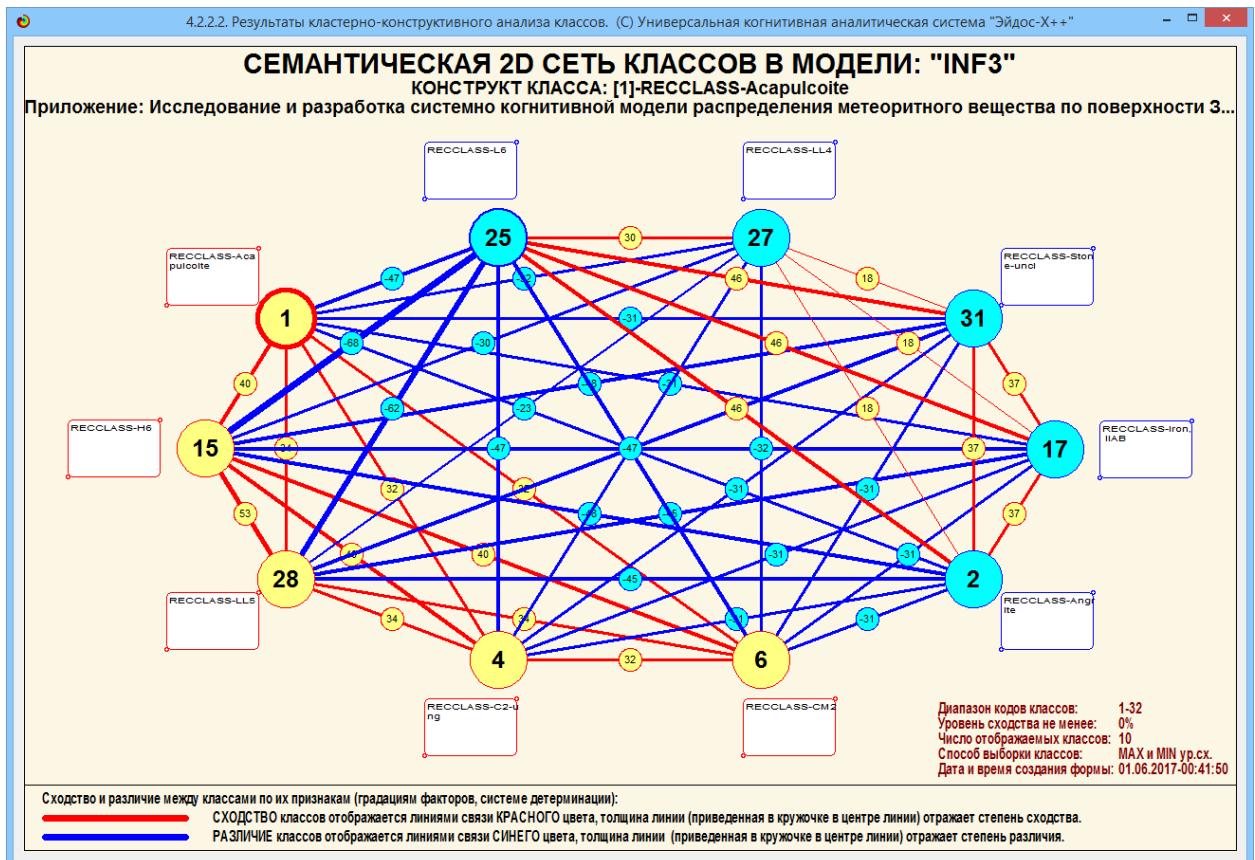


Рисунок 28. Пример кластерный и конструктивный анализ модели INF5

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу Kaggle. В данной курсовой работе приводится развернутый пример использования базы данных Kaggle для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF5, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,789, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 69%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 21% более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, что, как правило, наблюдается и в других приложениях. Этим и оправдано применение моделей знаний.

На основе базы данных Kaggle, рассмотренной в данной курсовой работе, построить модели прогнозирования не с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Эйдос», а с применением других математических методов и реализующих их программных систем, то можно сопоставимо сравнить их качество.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политетматический 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 // Политетматический 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 // Политетматический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
4. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.

5. [Электронный ресурс]. Статья "baza dannix sotrudnikov": <http://allexcel.ru/gotovye-tablitsy-excel-besplatno>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. анг.
6. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.
7. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.
8. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.
9. Луценко Е.В., Боровко А.Ю. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОЛИЧЕСТВА И КЛАССОВ СОЛНЕЧНЫХ ВСПЫШЕК НА ОСНОВЕ ИХ ПРЕДЫСТОРИИ ПО ДАННЫМ РЕПОЗИТОРИЯ UCI С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК- АНАЛИЗА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС» // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/99.pdf>