

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ИМЕНИ И.Т.ТРУБИЛИНА»

**Факультет Прикладной информатики**  
**РЕЦЕНЗИЯ**

**на курсовой проект (работу)**

Студента (ки) Буканов Игорь Сергеевич  
курса 3 очной (заочной) формы обучения  
направления подготовки Информационные системы и технологии  
направленность (профиль) Интеллектуальные информационные системы и технологии.

Наименование темы «Исследование и разработка системно когнитивной модели воздействия космических объектов на сейсмическую активность Земли».

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор  
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

**Оценка качества выполнения курсового проекта (работы)**

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия заданию (по 5-и балльной шкале)
1.	Актуальность тематики работы	
2.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	
3.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	
6.	Применение современных технологий обработки информации	
7.	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	
8.	Ответы на вопросы при защите	

Достоинства работы

\_\_\_\_\_

Недостатки работы

\_\_\_\_\_

Итоговая оценка при защите \_\_\_\_\_

Рецензент  (\_\_\_\_ Е.В. Луценко \_\_\_\_)

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 201 \_\_\_\_ г.

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 воздействия  
космических объектов на сейсмическую активность Земли**

выполнил студент группы ИТ1401 Буканов Игорь Сергеевич

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**

Студента: ИТ1401 группы 3 курса  
Факультета прикладной информатики  
Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии  
(шифр)

**Буканов Игорь Сергеевич** (Ф.И.О.)

Тема проекта: **Исследование и разработка системно когнитивной модели  
воздействия космических объектов на сейсмическую активность 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://ic.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.....	7
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ .....	7
1.1. Описание решения .....	7
1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel ...	8
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 В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	25
2.1. Решение задачи идентификации .....	25
2.2. Когнитивные функции .....	28
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы .....	30
2.4. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЙРОНЫ. ....	32
2.5. КЛАСТЕРНЫЙ И КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ .....	34
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	35
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	36

## **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 исследование и разработка системно когнитивной модели воздействия космических объектов на сейсмическую активность Земли.

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".

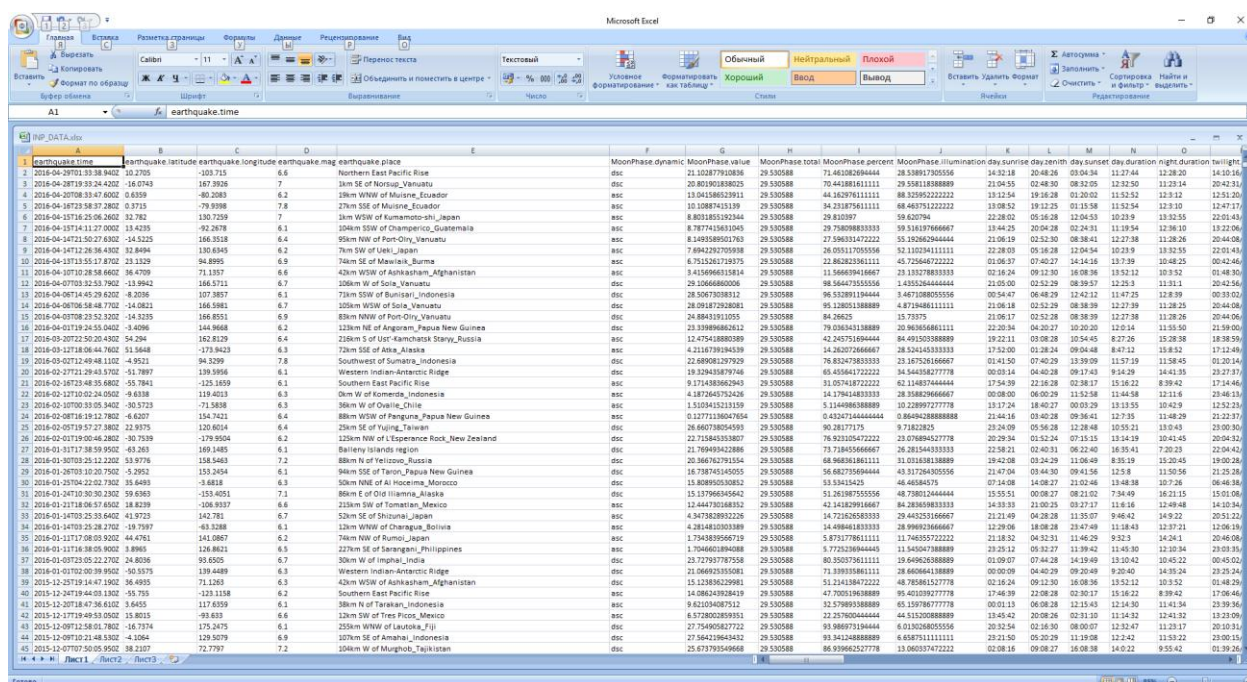
3. Синтез и верификация моделей предметной области.

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 сотрудников – «inp\_data.csv», которую оставим без изменений. Абсолютная

ссылка на источник исходных данных :  
<https://www.kaggle.com/aradzhavov/earthquakes-solar-system-objects>



time	latitude	longitude	mag	place
2015-04-28T19:33:24.420Z	-16.0743	167.9928	7	10km SE of Norsup, Vanuatu
2015-04-20T08:33:47.600Z	-0.6359	-80.2083	6.2	18km WNW of Maurice, Ecuador
2015-04-28T23:58:57.280Z	0.9753	-79.9998	7.8	17km SSE of Maunabo, Ecuador
2015-04-25T16:25:08.260Z	32.782	130.7259	7	10km WSW of Kumamoto-shi, Japan
2015-04-23T14:11:27.000Z	13.4235	-92.2678	6.1	104km SW of Champerico, Guatemala
2015-04-24T21:50:27.630Z	-14.5235	166.3538	6.4	50km NW of Fonu-Fonu, Vanuatu
2015-04-24T12:28:36.430Z	32.8494	130.6345	6.2	7km SW of Ueki, Japan
2015-04-23T13:55:17.870Z	23.1329	94.8995	6.9	74km SE of Mawlaik, Burma
2015-04-23T10:28:46.860Z	36.4709	71.1597	6.6	42km WSW of Ashkasham, Afghanistan
2015-04-07T03:32:23.790Z	-13.9942	166.5711	6.7	100km W of Sola, Vanuatu
2015-04-06T14:45:29.620Z	-8.2056	107.3857	6.1	73km SW of Bunisari, Indonesia
2015-04-06T08:58:48.770Z	-14.0421	166.5981	6.7	200km WSW of Sola, Vanuatu
2015-04-04T08:23:53.320Z	-14.8235	166.8551	6.9	83km NW of Fonu-Fonu, Vanuatu
2015-04-04T19:24:53.040Z	-14.0986	144.8668	6.2	123km NE of Angoram, Papua New Guinea
2015-03-20T22:50:24.930Z	54.294	162.8239	6.4	228km S of Ust'-Kamensk Stany, Russia
2015-03-21T08:44:36.760Z	31.8648	-173.9423	6.9	73km SSE of Aike, Alaska
2015-03-02T12:49:48.110Z	-4.9521	94.3299	7.8	Southwest of Sumatra, Indonesia
2015-02-27T21:29:43.370Z	-51.7897	139.5956	6.1	Western Indian-Antarctic Ridge
2015-02-28T23:45:48.680Z	-55.7841	-123.1659	6.1	Southern East Pacific Rise
2015-02-12T10:02:04.050Z	-9.6338	119.4013	6.3	0km W of Komoroti, Indonesia
2015-02-10T00:33:05.340Z	-30.5733	-71.5838	6.3	38km W of Ovalle, Chile
2015-02-08T19:19:12.780Z	-4.6207	154.7421	6.4	88m WSW of Pangara, Papua New Guinea
2015-02-02T19:57:32.380Z	12.9375	120.6054	6.4	25km SE of Yujing, Taiwan
2015-02-01T19:00:48.280Z	-30.7539	-178.9504	6.2	123km NW of L'Esperance Rock, New Zealand
2015-01-31T17:38:59.950Z	-43.269	189.1485	6.1	Baileny Islands ridge
2015-01-20T03:21:12.220Z	16.9776	168.5463	7.2	88km N of Velozha, Russia
2015-01-26T03:10:20.750Z	-5.2952	153.2454	6.1	94km SSE of Taron, Papua New Guinea
2015-01-23T04:22:02.730Z	35.6493	-5.6818	6.3	30km NNE of Al Hocesma, Morocco
2015-01-21T10:30:30.230Z	39.6363	-153.4051	7.1	86km E of Old Hignana, Alaska
2015-01-21T18:06:57.650Z	18.8239	-108.9337	6.6	233km SW of Tomatlan, Mexico
2015-01-14T03:23:39.640Z	41.9723	142.781	6.7	53km SE of Shizuoka, Japan
2015-01-14T03:23:39.640Z	41.9723	142.781	6.7	53km SE of Shizuoka, Japan
2015-01-14T03:23:39.640Z	41.9723	142.781	6.7	53km SE of Shizuoka, Japan
2015-01-11T17:08:03.920Z	44.4761	146.0871	6.2	74km NW of Rumoi, Japan
2015-01-11T17:08:03.920Z	44.4761	146.0871	6.2	74km NW of Rumoi, Japan
2015-01-11T17:08:03.920Z	44.4761	146.0871	6.2	74km NW of Rumoi, Japan
2015-01-07T23:05:39.950Z	-30.5375	139.4489	6.3	Western Indian-Antarctic Ridge
2015-12-23T19:14:47.190Z	36.4935	71.1283	6.3	42km WSW of Ashkasham, Afghanistan
2015-12-19T19:44:01.180Z	-55.793	-123.1158	6.2	Southern East Pacific Rise
2015-12-18T17:43:61.0Z	3.6453	117.6359	6.1	38km N of Tarakan, Indonesia
2015-12-17T19:49:53.050Z	13.8035	-93.633	6.6	12km SW of Tres Picos, Mexico
2015-12-09T12:58:01.780Z	-16.7374	175.2475	6.1	250km WNW of Lautoka, Fiji
2015-12-07T02:21:48.530Z	-4.3064	129.5079	6.9	107km SE of Amahaj, Indonesia
2015-12-07T02:21:48.530Z	38.2107	72.7797	7.2	104km W of Maunabo, Tajikistan

Поскольку ввод исходных данных в систему «Эйдос» планируется осуществить с помощью ее универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных, который работает с файлами MS

Excel, то преобразуем данные из 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.

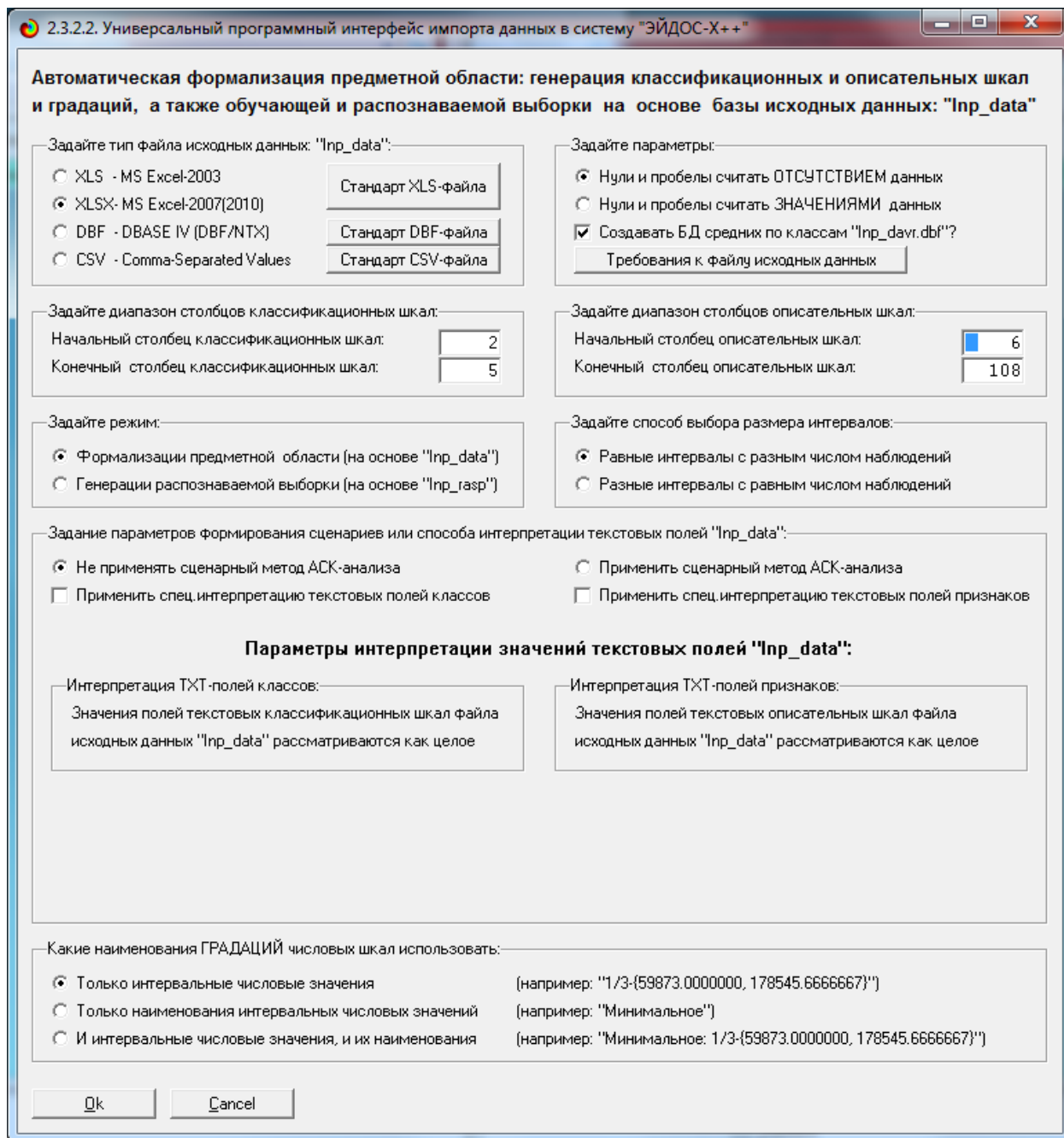


Рисунок 4. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

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

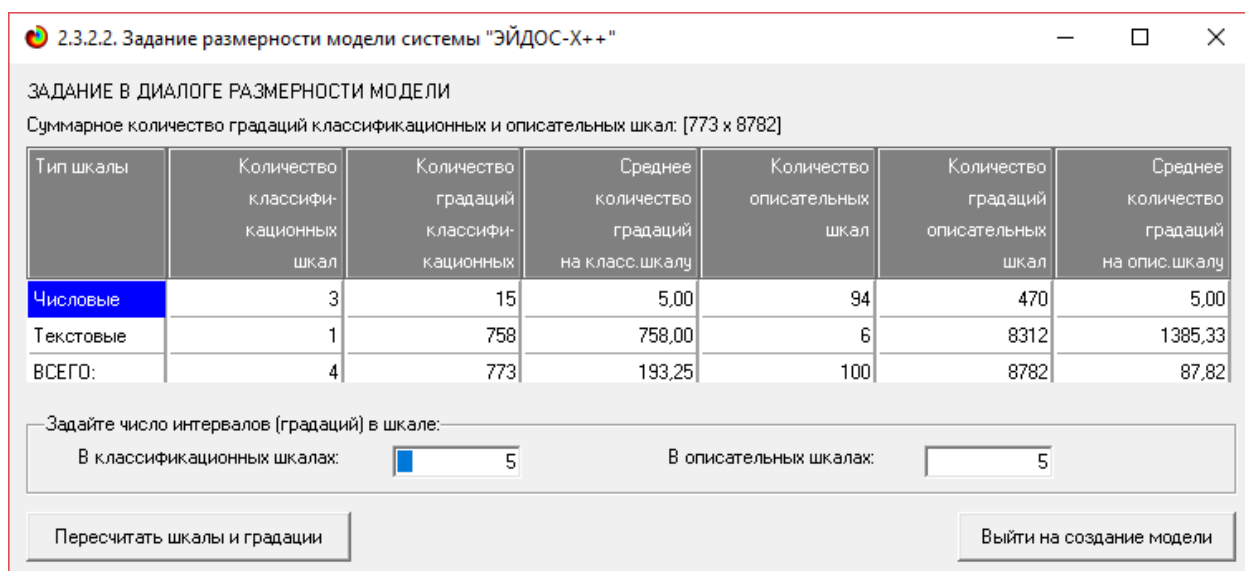


Рисунок 5. Задание размерности модели системы "Эйдос"

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 "ОК".

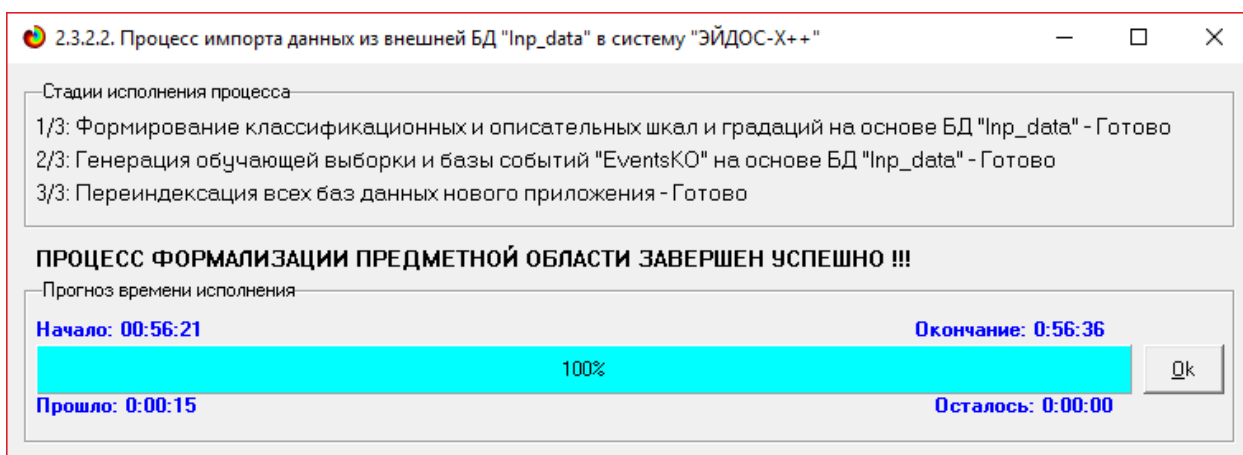


Рисунок 6. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp\_data.xls" в систему "Эйдос"

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).

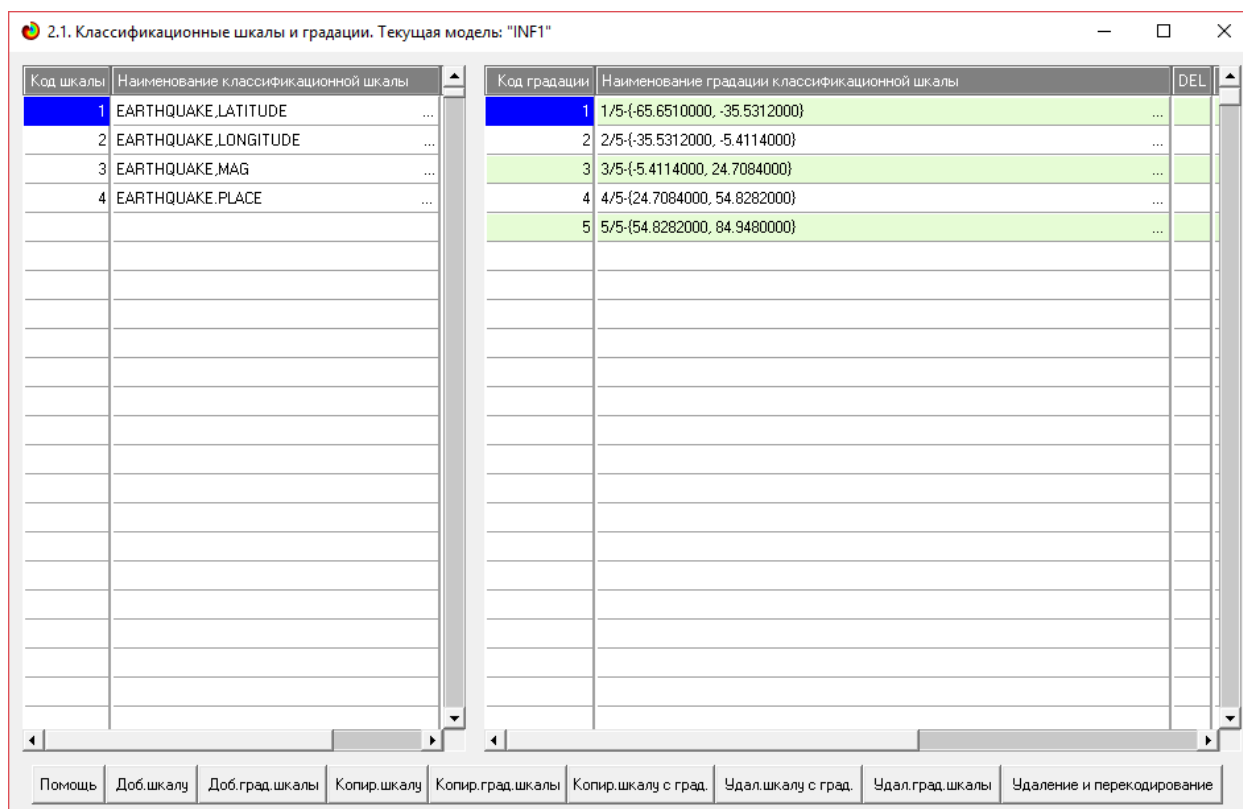


Рисунок 7. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

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

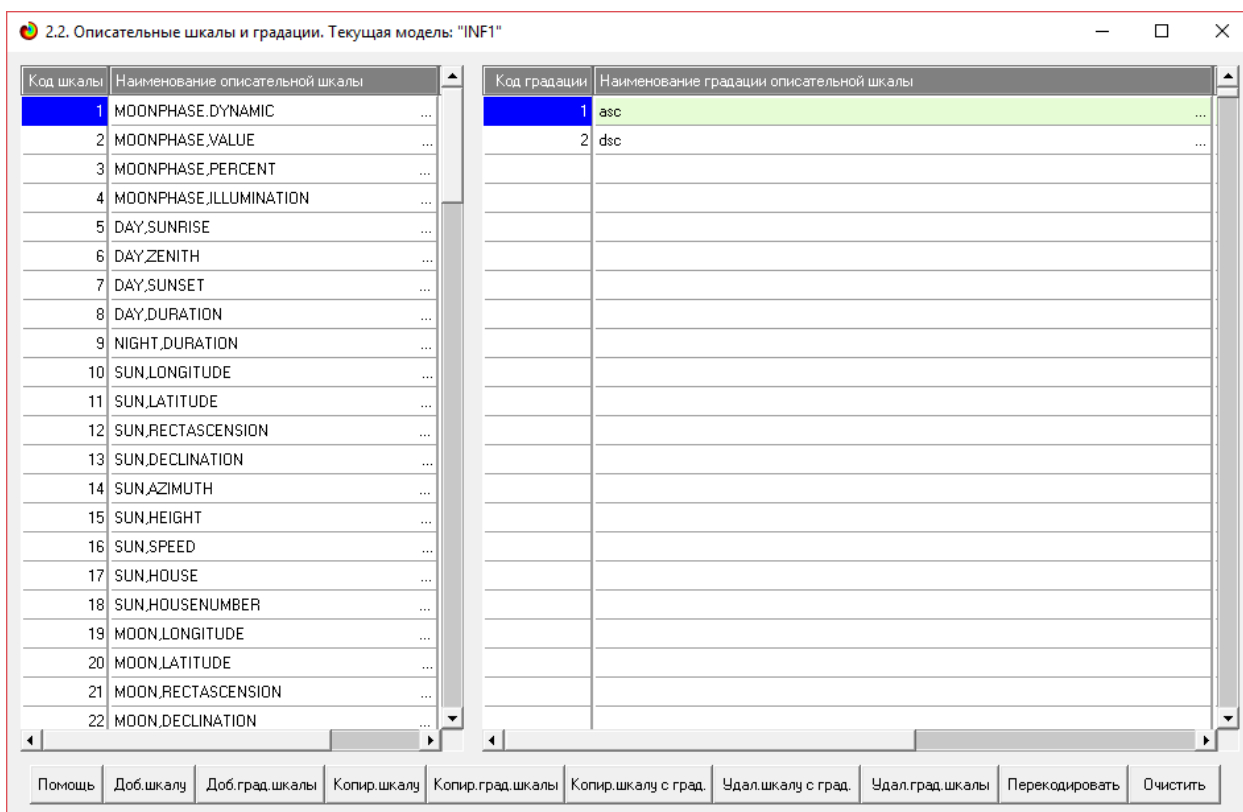


Рисунок 8. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

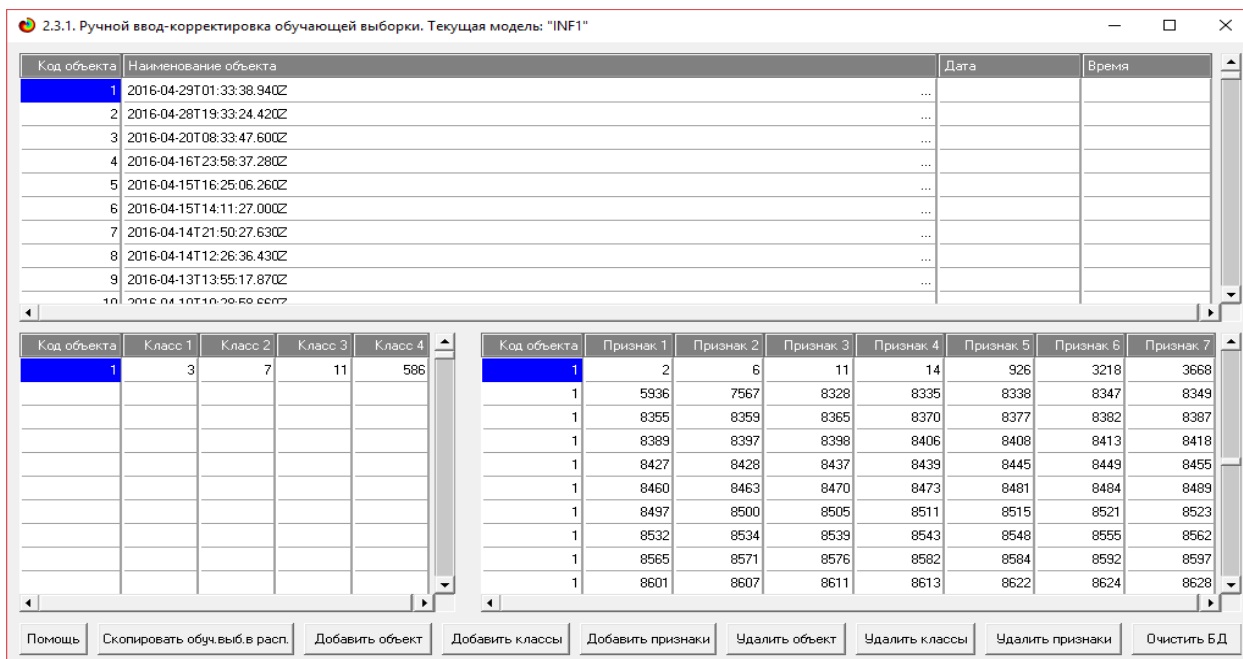


Рисунок 9. Обучающая выборка (фрагмент)

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).

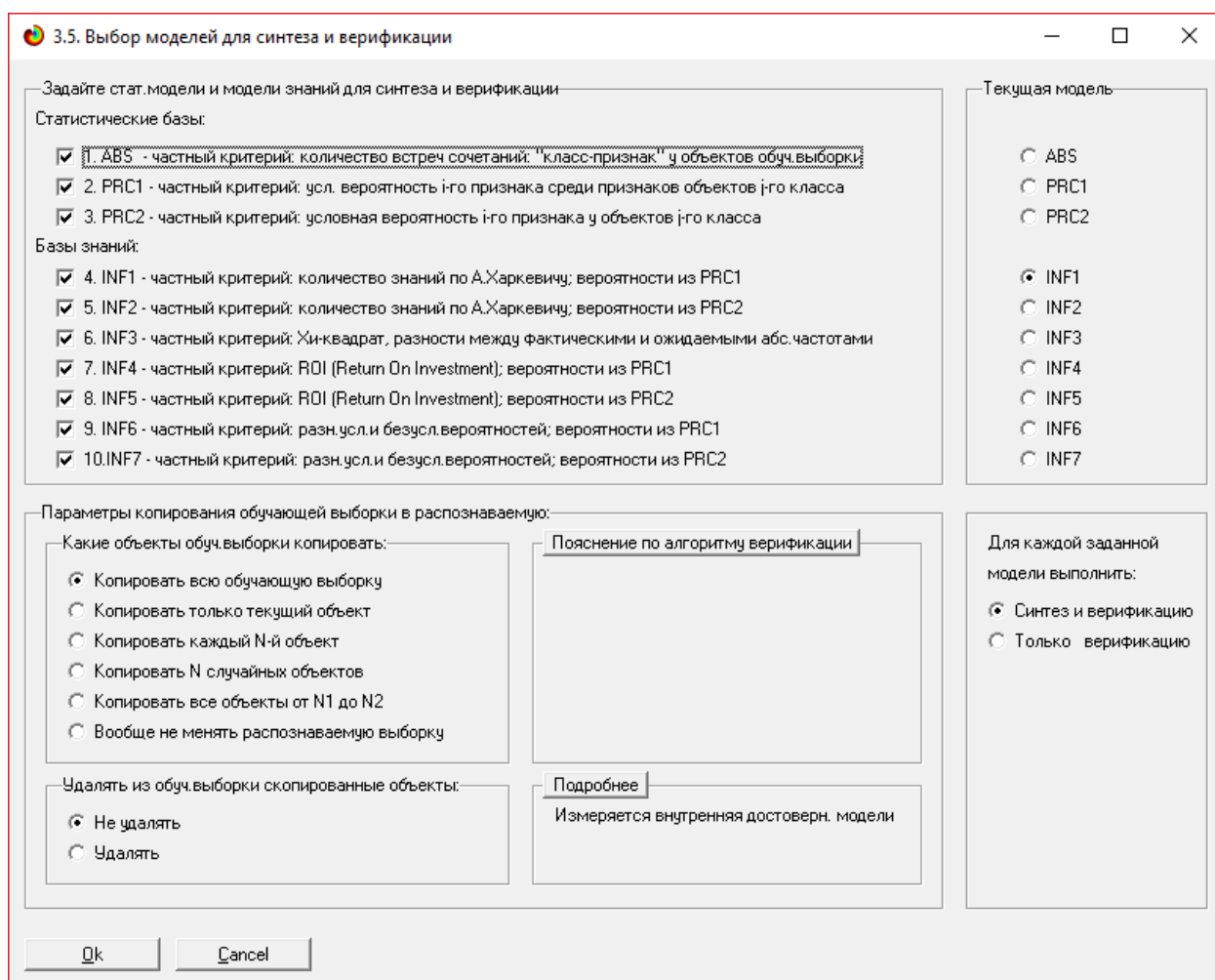


Рисунок 10. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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.

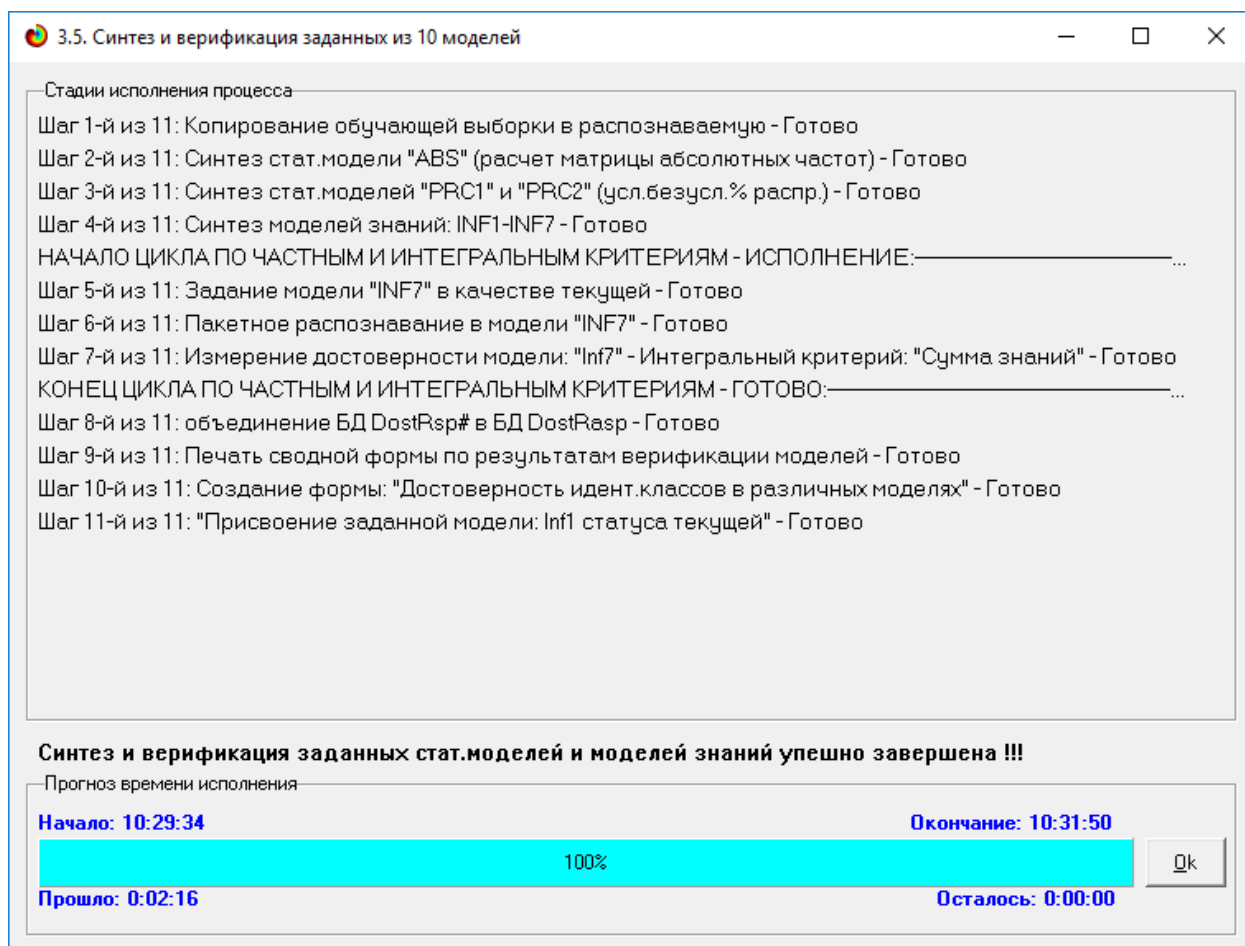


Рисунок 11. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 141 секунд<sup>1</sup>. 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)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SALARY HIGH	2. SALARY LOW	3. SALARY MEDIUM	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	LAST_EVALUATION-1						
2	LAST_EVALUATION-0.45		7	3	10	3.333	3.512
3	LAST_EVALUATION-0.46	2	19	7	28	9.333	8.737
4	LAST_EVALUATION-0.47		8	5	13	4.333	4.041
5	LAST_EVALUATION-0.48	1	11	10	22	7.333	5.508
6	LAST_EVALUATION-0.49	1	9	3	13	4.333	4.163
7	LAST_EVALUATION-0.5		16	7	23	7.667	8.021
8	LAST_EVALUATION-0.51	1	9	7	17	5.667	4.163
9	LAST_EVALUATION-0.52		11	6	17	5.667	5.508
10	LAST_EVALUATION-0.53	2	12	3	17	5.667	5.508
11	LAST_EVALUATION-0.54		16	6	22	7.333	8.083
12	LAST_EVALUATION-0.55		10	5	15	5.000	5.000
13	LAST_EVALUATION-0.56		12	6	18	6.000	6.000
14	LAST_EVALUATION-0.57		13	2	15	5.000	7.000
15	LAST_EVALUATION-0.59		2		2	0.667	1.155
16	LAST_EVALUATION-0.6			1	1	0.333	0.577
17	LAST_EVALUATION-0.62		3		3	1.000	1.732
18	LAST_EVALUATION-0.65		1		1	0.333	0.577
19	LAST_EVALUATION-0.68			1	1	0.333	0.577
20	LAST_EVALUATION-0.7		1	1	2	0.667	0.577
21	LAST_EVALUATION-0.71			1	1	0.333	0.577
22	LAST_EVALUATION-0.74		2		2	0.667	1.155
23	LAST_EVALUATION-0.77		3	2	5	1.667	1.528
24	LAST_EVALUATION-0.78		4	1	5	1.667	2.082

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SALARY HIGH	2. SALARY LOW	3. SALARY MEDIUM	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	LAST_EVALUATION-1						
2	LAST_EVALUATION-0.45		0.009	-0.008	0.001	0.000	0.009
3	LAST_EVALUATION-0.46	0.277	0.003	-0.045	0.235	0.078	0.174
4	LAST_EVALUATION-0.47		-0.017	0.042	0.025	0.008	0.031
5	LAST_EVALUATION-0.48	0.185	-0.059	0.076	0.202	0.067	0.123
6	LAST_EVALUATION-0.49	0.292	0.007	-0.061	0.238	0.079	0.188
7	LAST_EVALUATION-0.5		0.008	-0.005	0.003	0.001	0.007
8	LAST_EVALUATION-0.51	0.238	-0.048	0.056	0.246	0.082	0.144
9	LAST_EVALUATION-0.52		-0.007	0.025	0.018	0.006	0.017
10	LAST_EVALUATION-0.53	0.378	0.011	-0.116	0.273	0.091	0.257
11	LAST_EVALUATION-0.54		0.017	-0.027	-0.011	-0.004	0.022
12	LAST_EVALUATION-0.55		-0.001	0.013	0.012	0.004	0.008
13	LAST_EVALUATION-0.56		-0.001	0.013	0.012	0.004	0.008
14	LAST_EVALUATION-0.57		0.052	-0.173	-0.120	-0.040	0.118
15	LAST_EVALUATION-0.59		0.081		0.081	0.027	0.047
16	LAST_EVALUATION-0.6			0.236	0.236	0.079	0.136
17	LAST_EVALUATION-0.62		0.081		0.081	0.027	0.047
18	LAST_EVALUATION-0.65		0.081		0.081	0.027	0.047
19	LAST_EVALUATION-0.68			0.236	0.236	0.079	0.136
20	LAST_EVALUATION-0.7		-0.059	0.096	0.036	0.012	0.078
21	LAST_EVALUATION-0.71			0.236	0.236	0.079	0.136
22	LAST_EVALUATION-0.74		0.081		0.081	0.027	0.047
23	LAST_EVALUATION-0.77		-0.022	0.050	0.028	0.009	0.037
24	LAST_EVALUATION-0.78		0.036	-0.090	-0.054	-0.018	0.065

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. SALARY HIGH	2. SALARY LOW	3. SALARY MEDIUM	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	LAST_EVALUATION-1						
2	LAST_EVALUATION-0.45	-0.182	0.305	-0.123			0.266
3	LAST_EVALUATION-0.46	1.490	0.254	-1.744			1.632
4	LAST_EVALUATION-0.47	-0.237	-0.704	0.940			0.847
5	LAST_EVALUATION-0.48	0.599	-3.729	3.130			3.469
6	LAST_EVALUATION-0.49	0.763	0.296	-1.060			0.947
7	LAST_EVALUATION-0.5	-0.419	0.601	-0.182			0.534
8	LAST_EVALUATION-0.51	0.690	-2.382	1.691			2.122
9	LAST_EVALUATION-0.52	-0.310	-0.382	0.691			0.600
10	LAST_EVALUATION-0.53	1.690	0.618	-2.309			2.070
11	LAST_EVALUATION-0.54	-0.401	1.271	-0.870			1.125
12	LAST_EVALUATION-0.55	-0.273	-0.043	0.316			0.297
13	LAST_EVALUATION-0.56	-0.328	-0.051	0.379			0.356
14	LAST_EVALUATION-0.57	-0.273	2.957	-2.684			2.831
15	LAST_EVALUATION-0.59	-0.036	0.661	-0.625			0.644
16	LAST_EVALUATION-0.6	-0.018	-0.670	0.688			0.679
17	LAST_EVALUATION-0.62	-0.055	0.991	-0.937			0.965
18	LAST_EVALUATION-0.65	-0.018	0.330	-0.312			0.322
19	LAST_EVALUATION-0.68	-0.018	-0.670	0.688			0.679
20	LAST_EVALUATION-0.7	-0.036	-0.339	0.375			0.359
21	LAST_EVALUATION-0.71	-0.018	-0.670	0.688			0.679
22	LAST_EVALUATION-0.74	-0.036	0.661	-0.625			0.644
23	LAST_EVALUATION-0.77	-0.091	-0.348	0.439			0.401
24	LAST_EVALUATION-0.78	-0.091	0.652	-0.561			0.612

## 1.5. Результаты верификации моделей

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Средний модуль уровней сходст... ложно-положит. решений	Средний модуль уровней сходст... ложно-отрицат. решений	А-точность модели APrecision = ATR/ATP...	А-полнота модели AResult = ATR/ATP...	L2-мера поощ. Е.В. Луценко	Процент правильной идентификац...	Процент правильной не идентифи...	Процент ошибочной идентификац...	Процент ошибочной не идентифи...	Процент правильных результатов	Дата получения результата	Время получения результата
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс...	Корреляция абс частот с обр...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790		50.105	29.05.2017	16:07:20
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс...	Сумма абс частот по призна...	0.246		0.709	1.000	0.830	100.000		100.000		50.000	29.05.2017	16:07:20
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790		50.105	29.05.2017	16:07:30
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	0.457		0.500	1.000	0.667	100.000		100.000		50.000	29.05.2017	16:07:31
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790		50.105	29.05.2017	16:07:41
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...	0.446		0.489	1.000	0.657	100.000		100.000		50.000	29.05.2017	16:07:41
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	0.206	0.330	0.455	0.536	0.492	71.343	75.189	24.811	28.657	73.266	29.05.2017	16:07:52
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.291	0.201	0.278	0.563	0.372	70.942	75.646	24.354	29.058	73.294	29.05.2017	16:07:52
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	0.229	0.317	0.430	0.531	0.475	71.343	74.988	25.012	28.657	73.166	29.05.2017	16:08:03
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.281	0.179	0.290	0.600	0.391	66.132	76.992	23.008	33.868	71.562	29.05.2017	16:08:03
6. INF3 - частный критерий: Хинкварт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0.368	0.317	0.418	0.660	0.511	66.934	61.106	38.814	33.066	64.060	29.05.2017	16:08:13
6. INF3 - частный критерий: Хинкварт, разности между факти...	Сумма знаний	0.146	0.248	0.697	0.652	0.674	66.934	61.186	38.814	33.066	64.060	29.05.2017	16:08:13
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.294	0.325	0.445	0.534	0.486	51.303	88.033	11.967	48.697	69.668	29.05.2017	16:08:24
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	0.206	0.064	0.273	0.712	0.394	73.948	74.130	25.870	26.052	74.039	29.05.2017	16:08:24
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.304	0.307	0.432	0.536	0.478	50.501	88.340	11.660	49.499	69.421	29.05.2017	16:08:35
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	0.205	0.053	0.277	0.743	0.404	68.737	75.423	24.577	31.263	72.080	29.05.2017	16:08:35
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.361	0.253	0.397	0.656	0.495	65.130	63.163	36.837	34.870	64.146	29.05.2017	16:08:46
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.335	0.101	0.147	0.652	0.240	66.934	60.173	39.827	33.066	63.553	29.05.2017	16:08:46
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.374	0.209	0.336	0.571	0.423	64.529	73.816	26.184	35.471	69.172	29.05.2017	16:08:57
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.343	0.066	0.129	0.670	0.216	65.531	73.661	26.339	34.469	69.596	29.05.2017	16:08:57

Рисунок 12. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели ABS, INF3 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,674. 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).

Помощь по режимам: 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++"

Помощь по режимам: 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++".

**ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.**  
Предположим, модель дает такой прогноз: выпадет 1, 2, 3, 4, 5 или 6. В этом случае у нее будет 100% достоверность идентификации, т.е. не будет ни одного объекта, не отнесенного к тому классу, к которому он действительно относится, но при этом будет очень большая ошибка ложной идентификации, т.к. огромное количество объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся (и именно за счет этого у модели и будет очень высокая достоверность идентификации). Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

**ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.**  
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадет. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хорошо оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность не идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.

**ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.**  
Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

**Реальный прогноз.**  
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществится один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представьте себе, что у вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно отнести объекты к классам, к которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В. Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:  

$$L1 = \frac{(TP + TN - FP - FN)}{(TP + TN + FP + FN)}$$
 (нормировка: {-1, +1})  

$$L2 = \frac{(1 + (TP + TN - FP - FN))}{(TP + TN + FP + FN)}$$
 (нормировка: {0, 1})  
 где: TP - истинно-положительное решение; TN - истинно-отрицательное решение; FP - ложно-положительное решение; FN - ложно-отрицательное решение;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергера:  

$$Precision = TP / (TP + FP)$$
 - точность модели;  

$$Recall = TP / (TP + FN)$$
 - полнота модели;  

$$F\text{-мера} = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall)$$

В АСК-анализе и системе "Эйдос" предлагается L-мера, представляющая собой нечеткую мультиклассовое обобщение классической F-меры достоверности моделей Ван Ризбергера:  

$$SPrecision = STP / (STP + SFP)$$
 - нечеткая мультиклассовая точность модели;  

$$SRecall = STP / (STP + SFN)$$
 - нечеткая мультиклассовая полнота модели;  

$$L\text{-мера} = 2 * (SPrecision * SRecall) / (SPrecision + SRecall)$$
 - нечеткая мультиклассовая достоверность модели.

где:  
 STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;  
 SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.



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 INF3.

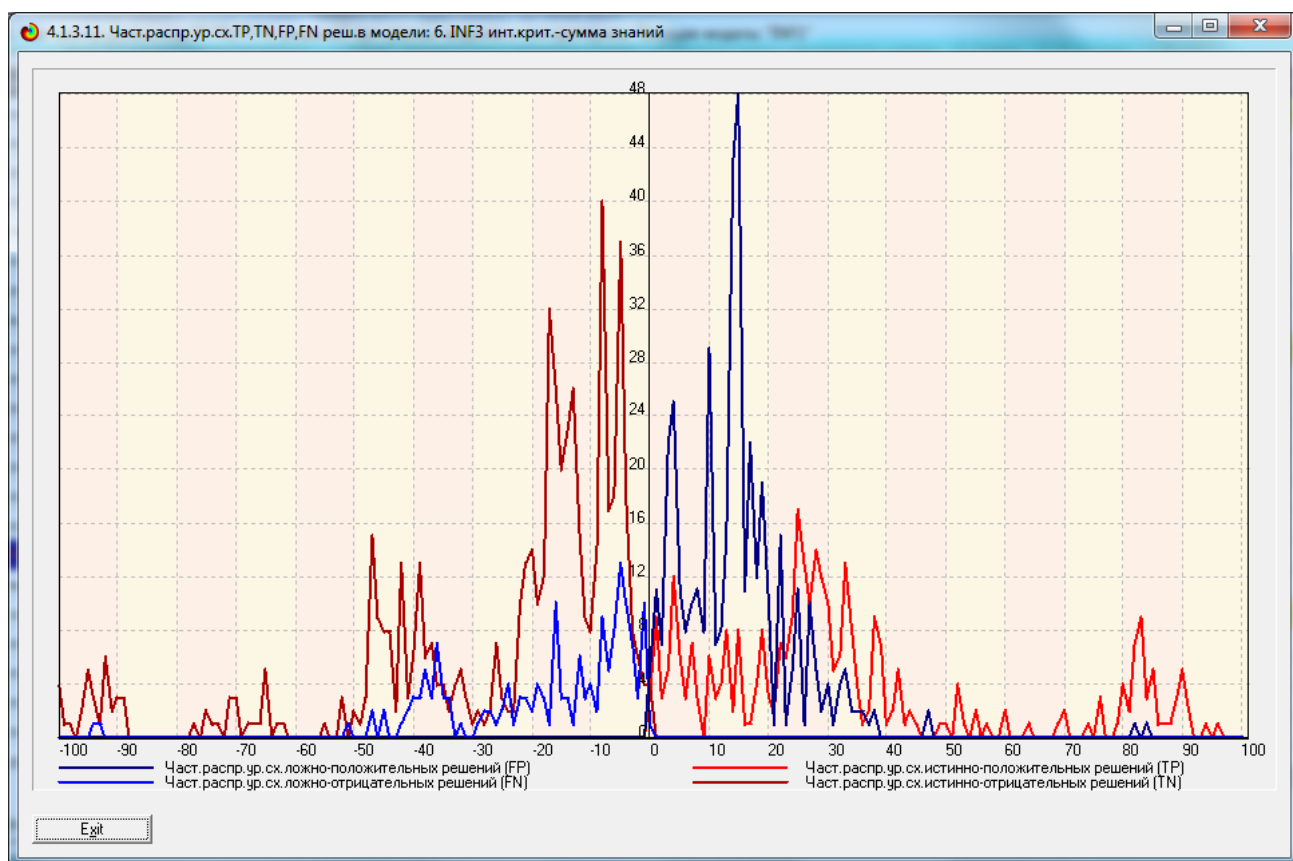


Рисунок 14. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF3

Из рисунка 11 видно, что:

– наиболее достоверная модель INF3 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 9);

– модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF3 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 60% все положительные решения являются истинными. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 60%) 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 INF3.

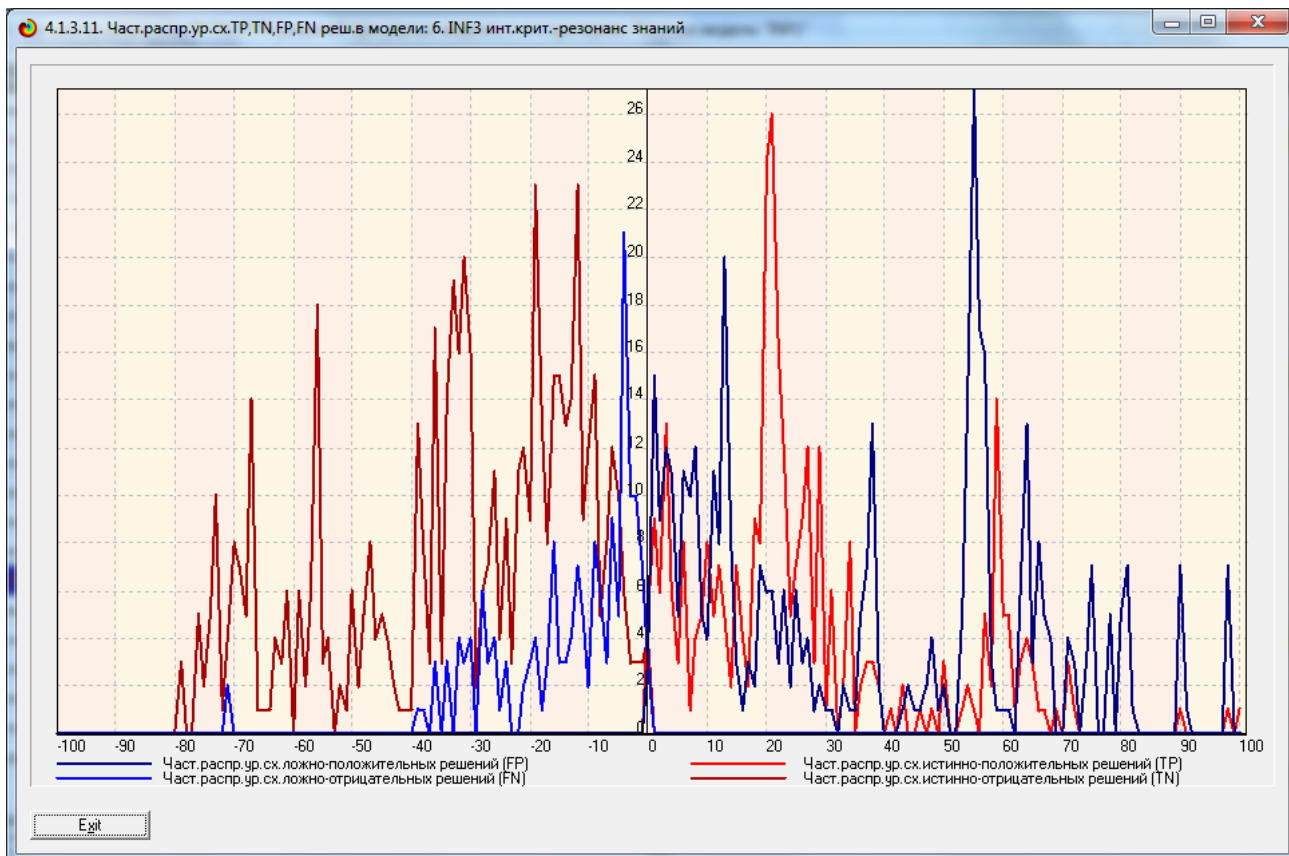


Рисунок 16. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF3

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.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сравний модель условной сред... лавно-положит. решений	Сходный модель условной сред... лавно-отрицат. решений	A-Точность модель A-Precision = ATR/AIP	A-Полнота модель A-PRecall = AIP/AIP	L2-мера прое... Е.В. Лэджко	Процент правильной идентифика...	Процент правильной не иденти...	Процент ошибочной идентифика...	Процент ошибочной не иденти...	Процент правильных результатов	Дата получения результата	Время получения результата
1. ABS - частный критерий: количество встреч соизвятий "клас...	Корреляция абс частот с обр...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790	50.105	29.05.2017	16.07.20	
1. ABS - частный критерий: количество встреч соизвятий "клас...	Сумма абс частот по призна...	0.246		0.709	1.000	0.830	100.000		100.000	50.000	29.05.2017	16.07.20	
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790	50.105	29.05.2017	16.07.30	
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сумма усл.отн частот по приз...	0.457		0.500	1.000	0.667	100.000		100.000	50.000	29.05.2017	16.07.31	
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	0.499	0.080	0.516	1.000	0.681	100.000	0.210	99.790	50.105	29.05.2017	16.07.41	
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Сумма усл.отн частот по приз...	0.446		0.489	1.000	0.657	100.000		100.000	50.000	29.05.2017	16.07.41	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	0.206	0.330	0.455	0.536	0.492	71.343	75.189	24.811	28.657	73.266	29.05.2017	16.07.52
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Сумма знаний	0.291	0.201	0.278	0.563	0.372	70.942	75.646	24.354	29.058	73.294	29.05.2017	16.07.52
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	0.229	0.317	0.430	0.531	0.475	71.343	74.988	25.012	28.657	73.166	29.05.2017	16.08.03
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Сумма знаний	0.281	0.179	0.290	0.600	0.391	66.132	76.992	23.008	33.868	71.562	29.05.2017	16.08.03
6. INF3 - частный критерий: Хинкватер, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0.369	0.317	0.418	0.660	0.531	66.934	61.186	38.814	33.066	64.060	29.05.2017	16.08.13
6. INF3 - частный критерий: Хинкватер, разности между факти...	Сумма знаний	0.146	0.248	0.697	0.652	0.574	66.934	61.186	38.814	33.066	64.060	29.05.2017	16.08.13
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.294	0.325	0.445	0.534	0.406	51.303	88.033	11.967	48.697	69.668	29.05.2017	16.08.24
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	0.206	0.064	0.273	0.712	0.394	73.948	74.130	25.870	26.052	74.039	29.05.2017	16.08.24
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	0.304	0.307	0.432	0.536	0.478	50.501	88.340	11.660	49.499	69.421	29.05.2017	16.08.35
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	0.205	0.053	0.277	0.743	0.404	68.737	75.423	24.577	31.263	72.080	29.05.2017	16.08.35
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	0.361	0.253	0.397	0.656	0.495	65.130	63.163	36.837	34.870	64.146	29.05.2017	16.08.46
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сумма знаний	0.335	0.101	0.147	0.652	0.240	66.934	60.173	39.827	33.066	63.553	29.05.2017	16.08.46
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	0.374	0.209	0.336	0.571	0.423	64.529	73.816	26.184	35.471	69.172	29.05.2017	16.08.57
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сумма знаний	0.343	0.066	0.129	0.670	0.216	65.531	73.661	26.339	34.469	69.596	29.05.2017	16.08.57

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 INF3, 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 В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF3 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

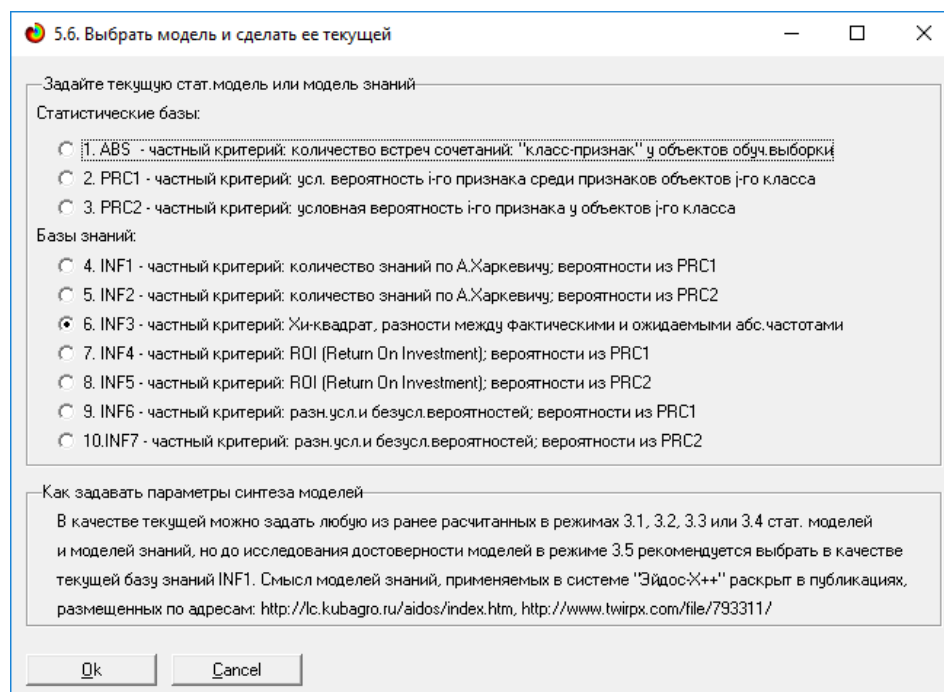
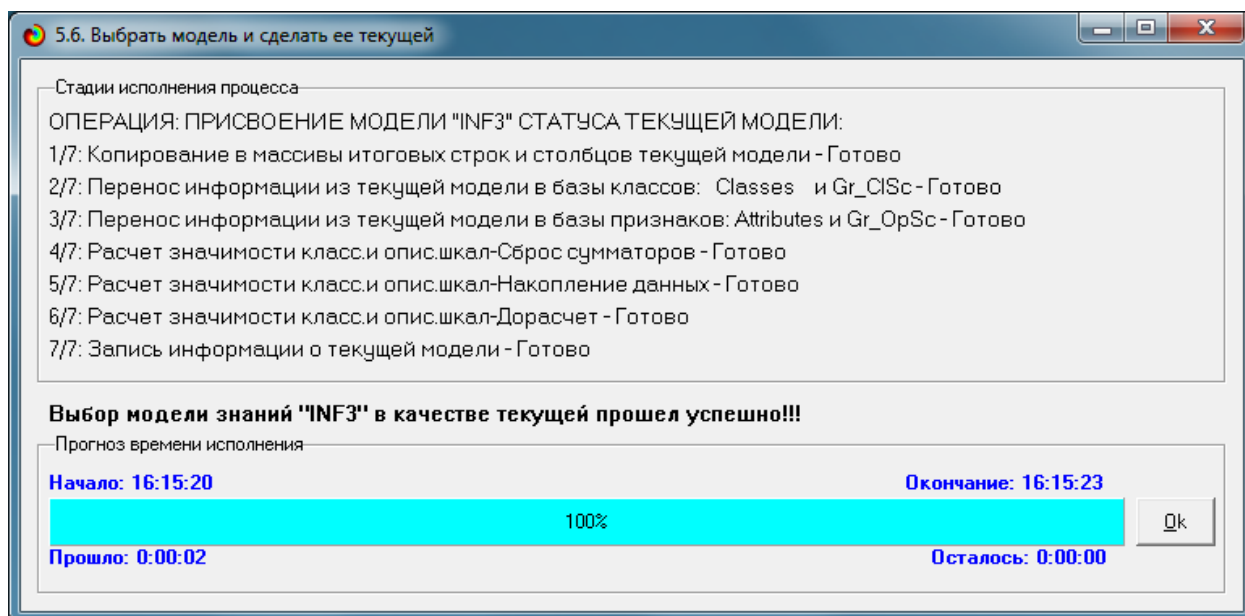


Рисунок 18. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

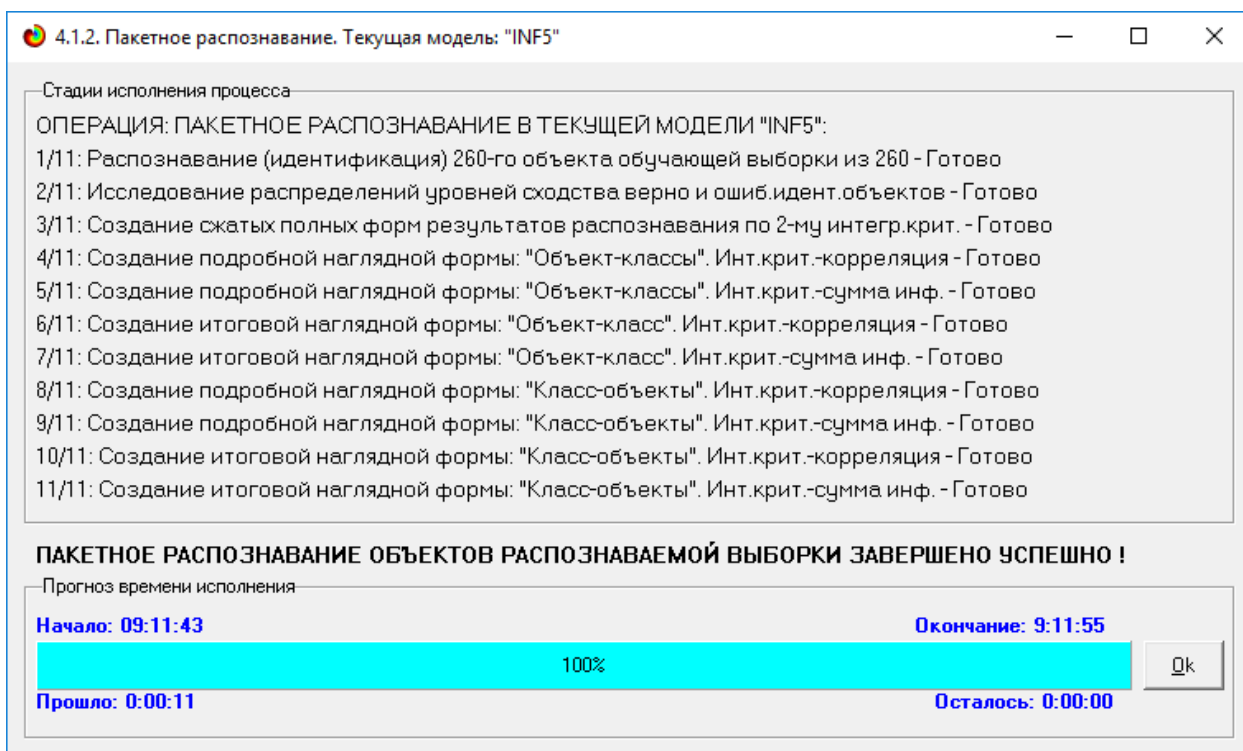


Рисунок 19. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

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

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
5. Подробно сжато: "Объект – классы".
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.



7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.

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

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

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

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 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:

Классы	
Код	Наим. класса
1	SALARY-high
2	SALARY-low
3	SALARY-medium

Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"				
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
116	technical	73,25...	v	[Progress Bar]
247	sales	73,25...		[Progress Bar]
467	marketing	73,25...	v	[Progress Bar]
42	technical	72,87...		[Progress Bar]
299	product_mng	72,87...	v	[Progress Bar]
330	sales	72,87...		[Progress Bar]
383	marketing	72,87...	v	[Progress Bar]
499	technical	72,87...	v	[Progress Bar]
460	sales	72,49...	v	[Progress Bar]

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"				
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф...	Сходство
116	technical	57,19...	v	[Progress Bar]
247	sales	57,19...		[Progress Bar]
467	marketing	57,19...	v	[Progress Bar]
42	technical	56,93...		[Progress Bar]
299	product_mng	56,93...	v	[Progress Bar]
330	sales	56,93...		[Progress Bar]
383	marketing	56,93...	v	[Progress Bar]
499	technical	56,93...	v	[Progress Bar]
460	sales	56,68...	v	[Progress Bar]

Рисунок 20. Пример идентификации классов в модели INF3

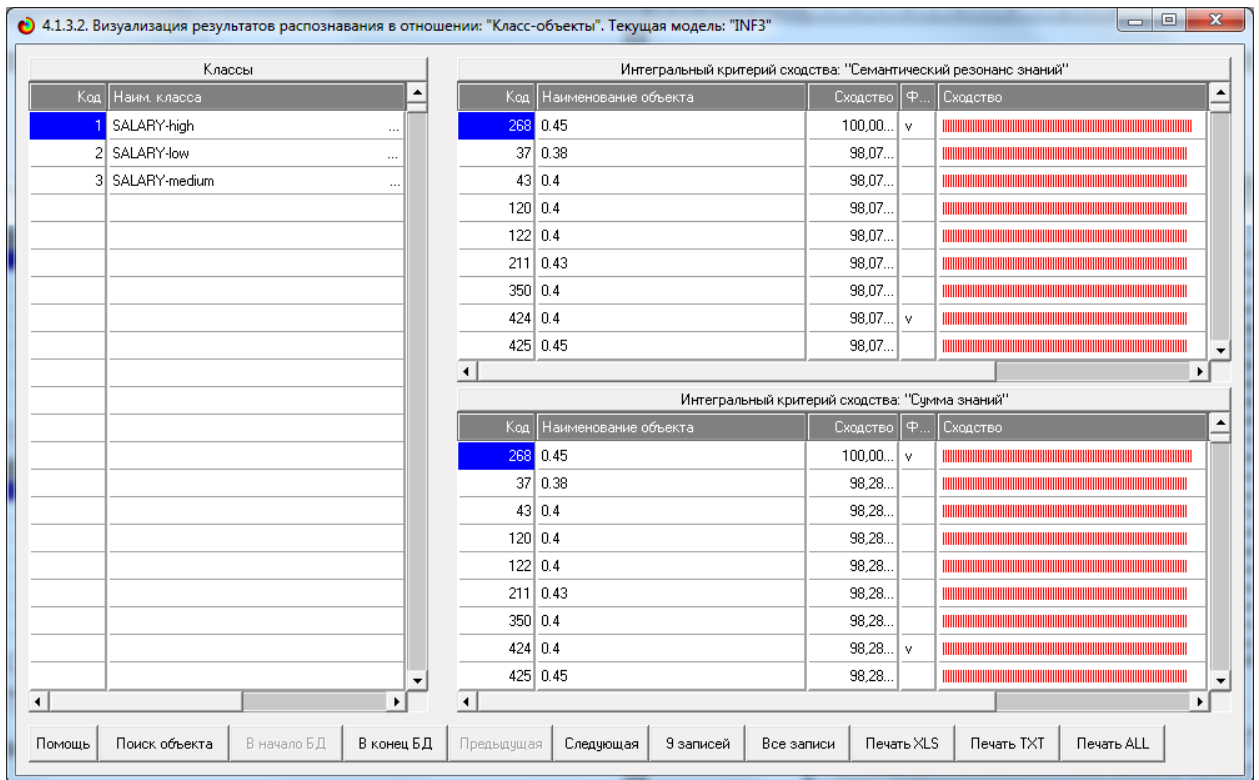


Рисунок 21. Пример идентификации классов в модели INF3

## 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)

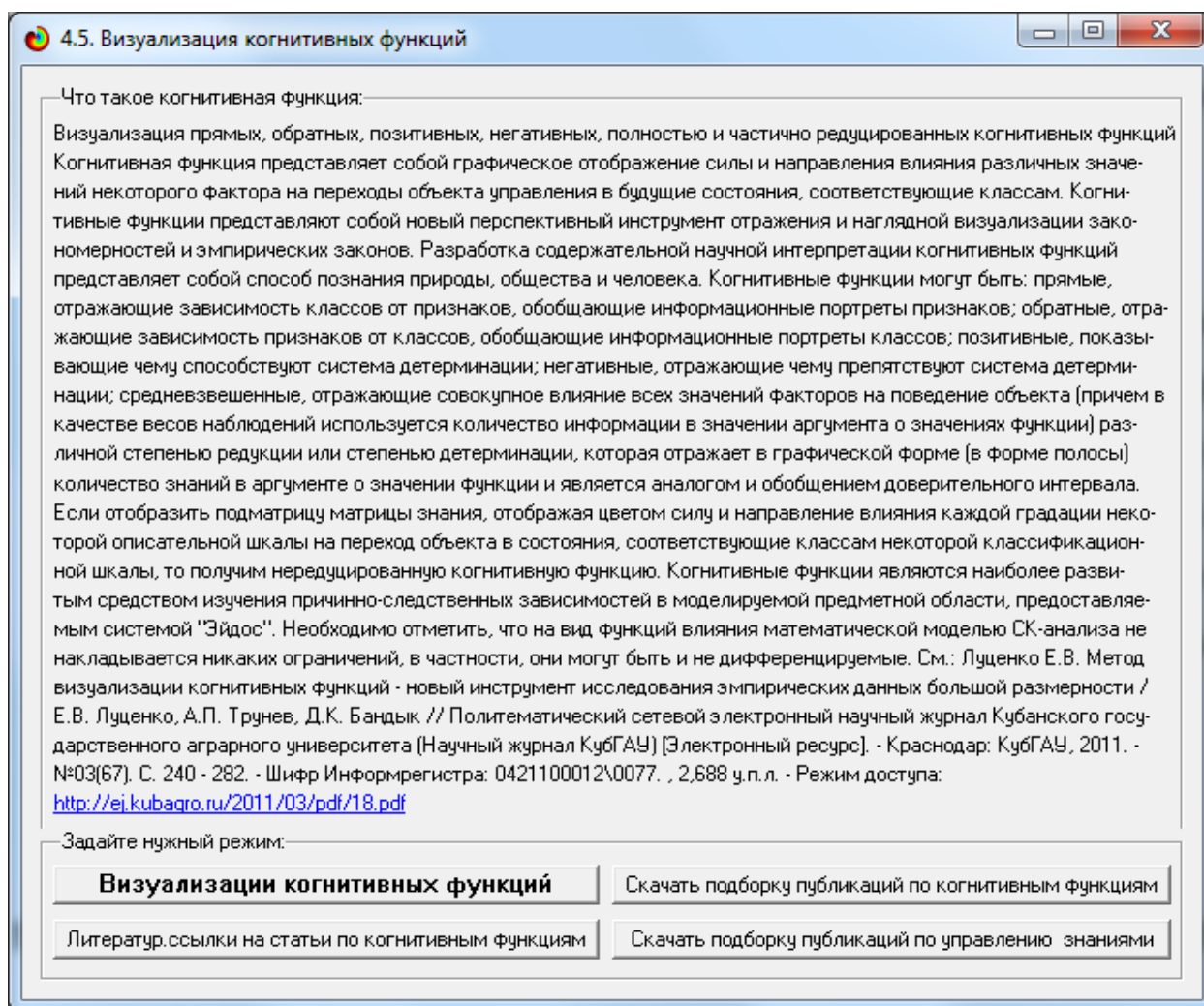


Рисунок 22. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-X++» «Визуализация когнитивных функций»

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 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 INF3.

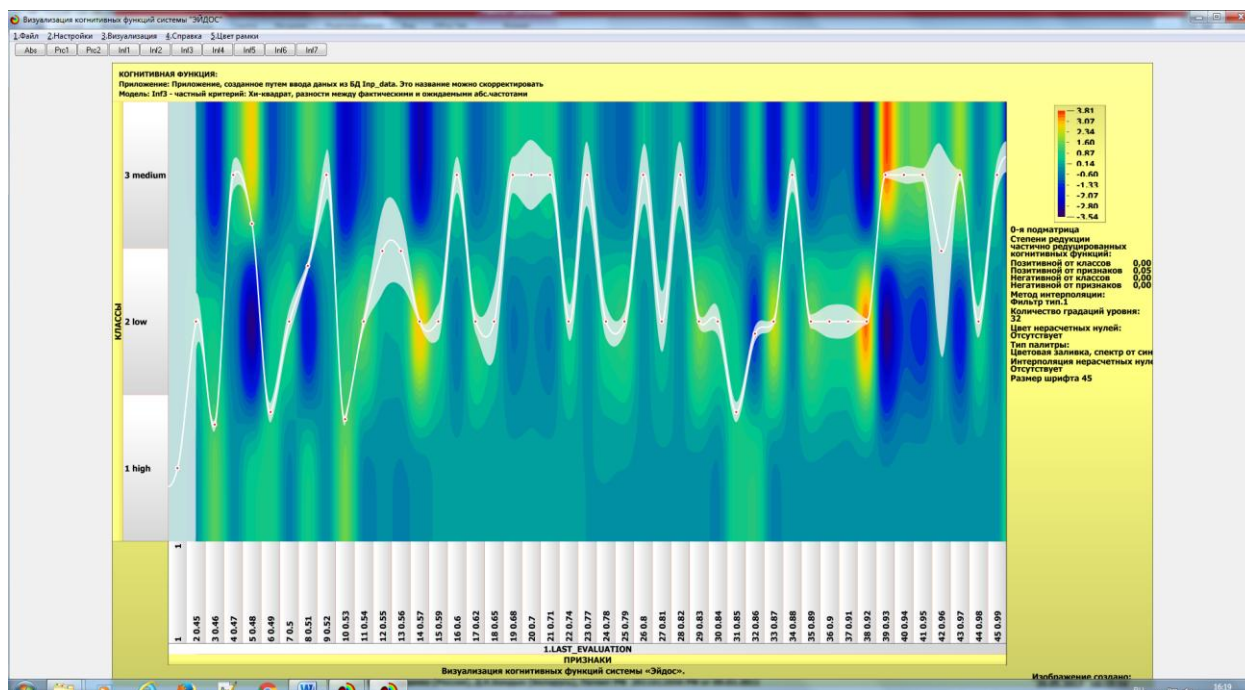


Рисунок 23. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF3

### 2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают 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).

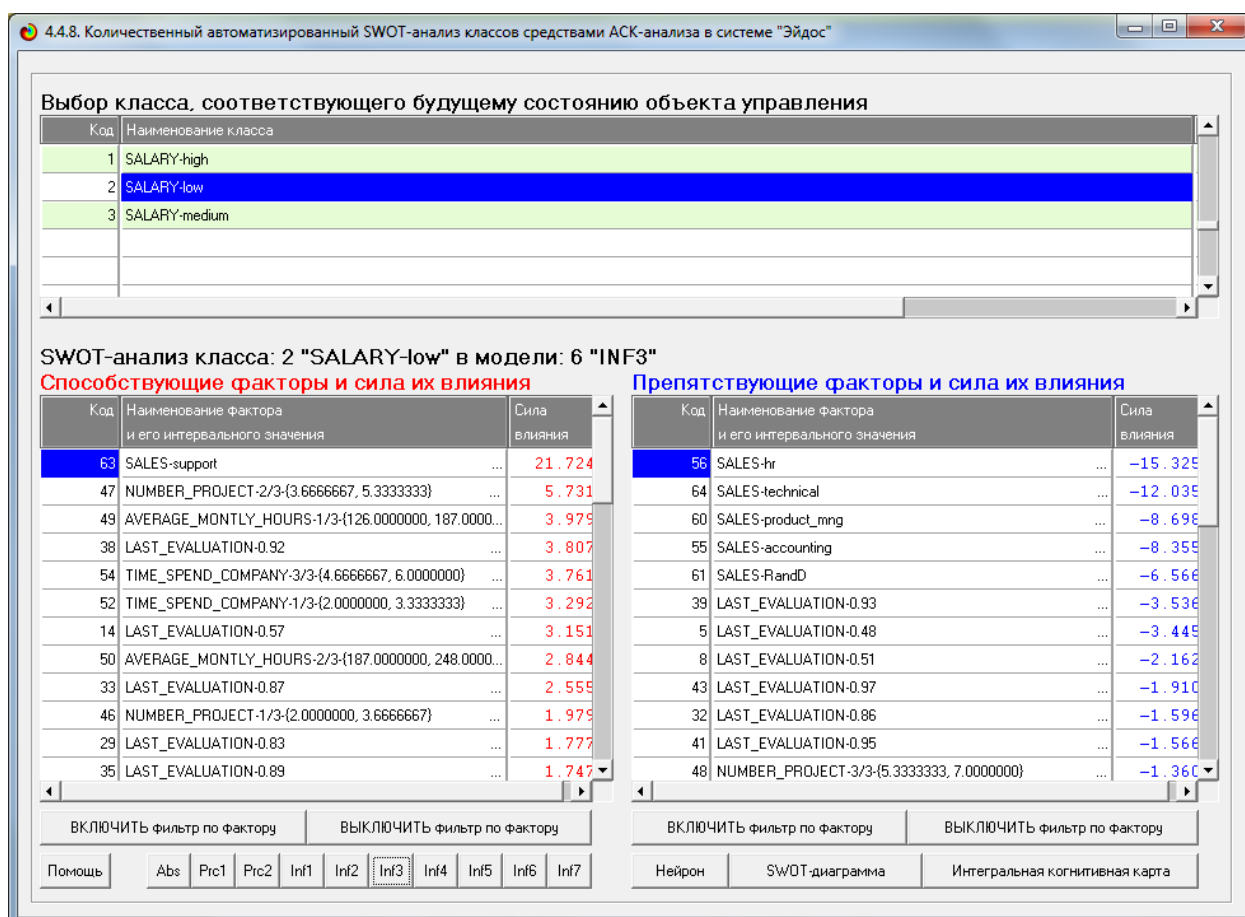


Рисунок 24. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

На рисунке 25 приведены примеры инвертированной SWOT- матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3.

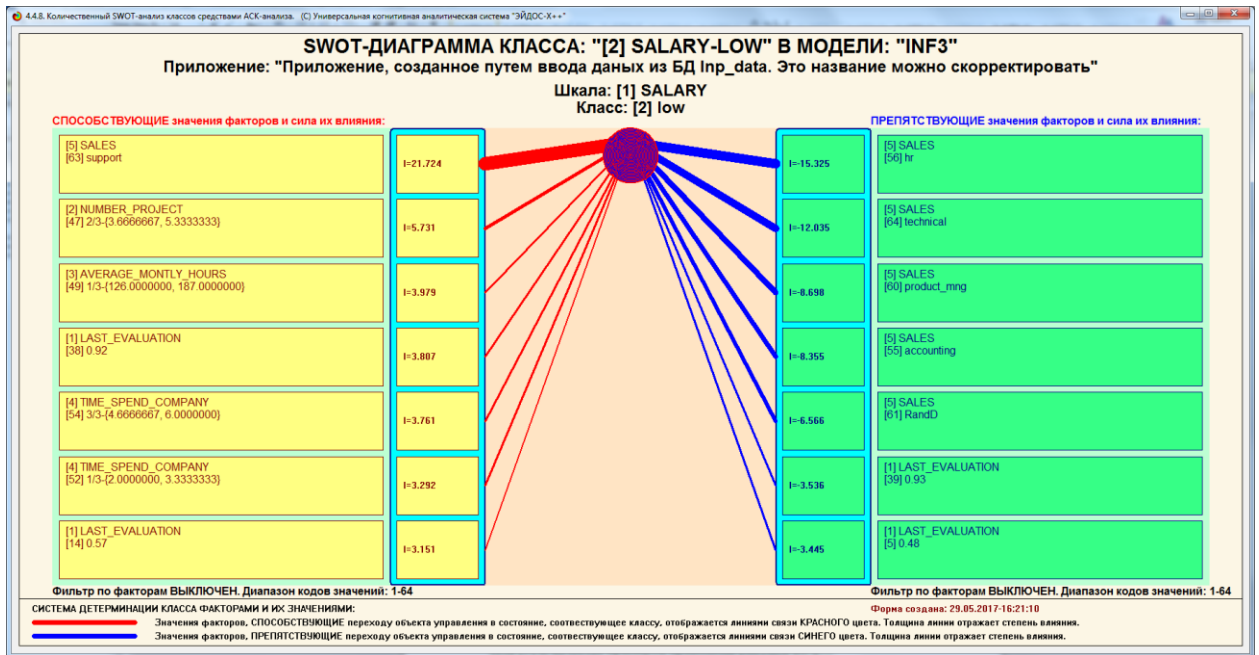


Рисунок 25. Пример SWOT-матрицы в модели INF3

## 2.4. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЙРОНЫ.

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует не локальный нейрон совокупность, которых образует не локальную нейронную сеть [9] В качестве примеров приведены рисунок 26-27.

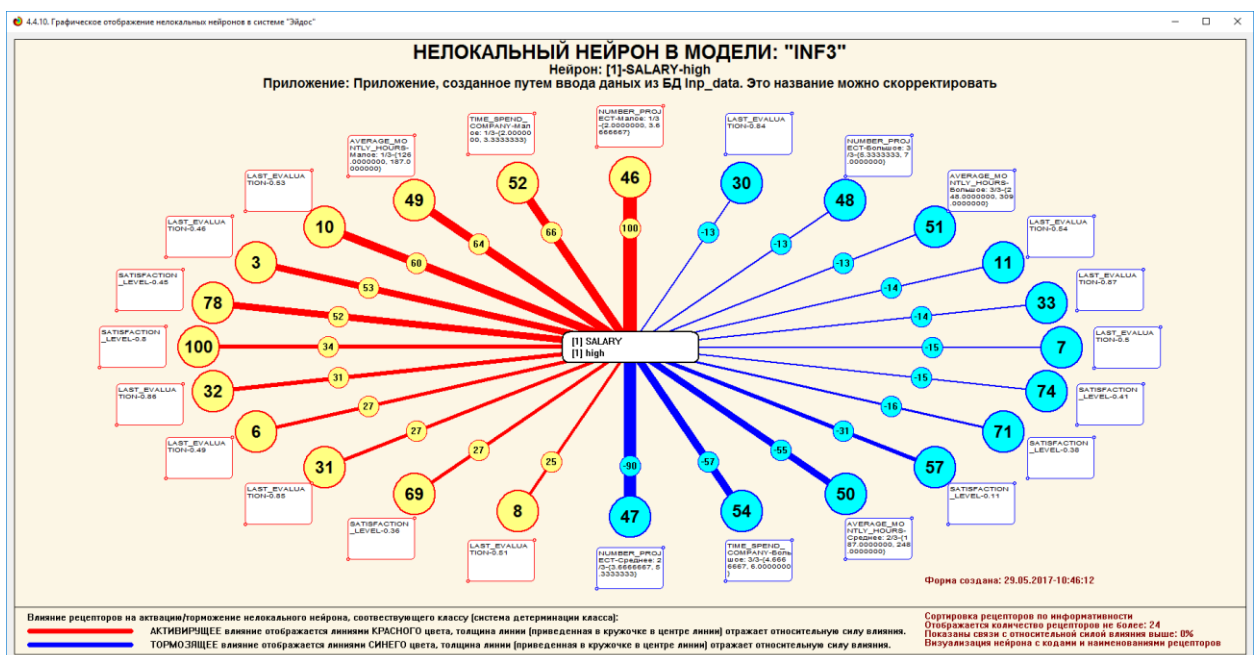




Рисунок 26. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF3

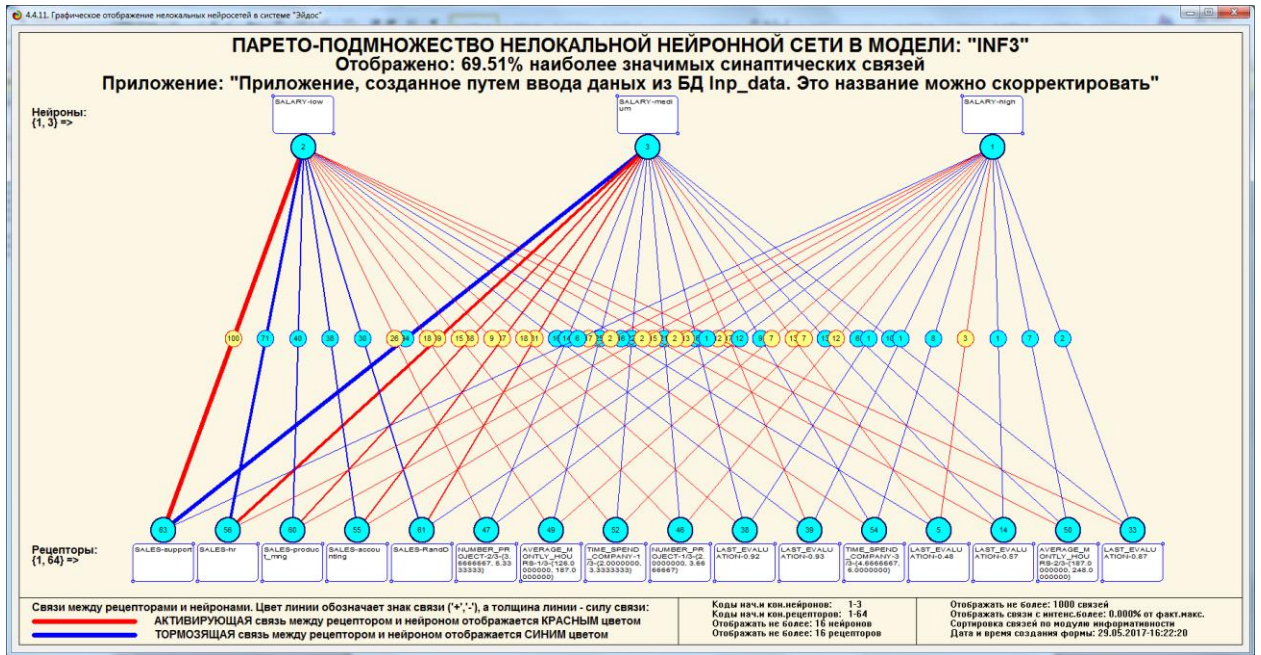


Рисунок 26. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF3

## 2.5 КЛАСТЕРНЫЙ И КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ

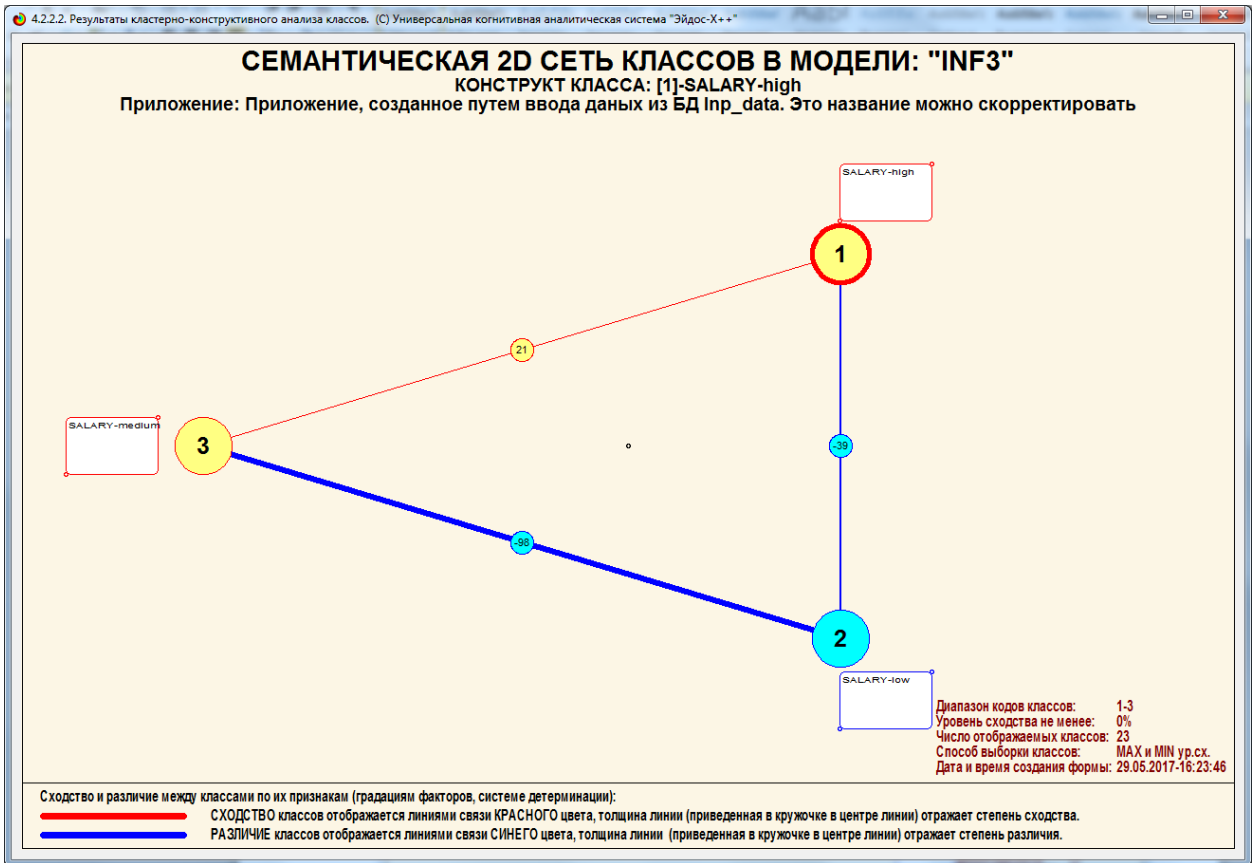


Рисунок 27. Пример кластерный и конструктивный анализ модели INF3



## 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 INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,674, 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 // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: [http://lc.kubagro.ru/My\\_training\\_schedule.doc](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.

5. [Электронный ресурс]. Статья "baza dannix sotrudnikov": <http://allexcel.ru/gotovye-tablitsy-excel-besplatno>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. англ.

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>

10. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический

сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.