

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) Безрукова Дмитрия Алексеевича
курса 3 очной (заочной) формы обучения
направления подготовки Информационные системы и технологии
направленность(профиль)Интеллектуальные информационные системы и технологии.
Наименование темы «Исследование программных архитектур».
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	5
2.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
3.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	4
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	4
6.	Применение современных технологий обработки информации	4
7.	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	5
8.	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы

Актуальность темы применения современных математических моделей
и программного инструментария для проведения АСК-анализа на основе
базы данных

Недостатки работы

Отдельные погрешности в оформлении

Итоговая оценка при защите 5 (отлично)

Рецензент

« »

 2017 г.

Е.В. Луценко

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 программных архитектур с использованием АСК-анализа
и системы Эйдос на основе данных репозитория UCI

выполнил студент группы ИТ1421 Безруков Дмитрий Алексеевич

Допущен 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**

Студенту: ИТ1421 группы 3 курса
Факультета прикладной информатики
Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии
(шифр)

Безруков Дмитрий Алексеевичу
(Ф.И.О.)

Тема проекта: **Исследование программных архитектур с использованием АСК-анализа и системы Эйдос на основе данных репозитория UCI**

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	5
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	6
1.1. Описание решения.....	6
1.2. Преобразование исходных данных из HTML-формата в файл исходных данных MS Excel.....	6
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	12
1.4. Виды моделей системы «Эйдос»	13
1.5. Результаты верификации моделей.....	15
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	23
2.1. Решение задачи идентификации	23
2.2. Когнитивные функции	26
2.3. Кластерно-конструктивный анализ	30
2.4. Нейронная сеть	32
2.5. SWOT и PEST матрицы и диаграммы	34
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	37
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	38

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 программных архитектурных стилей.

Для достижения поставленной цели необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая поможет преобразовать эти данные в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Удачным выбором является база данных тестовых задач для систем искусственного интеллекта репозитория UCI.

В данной курсовой работе использована база данных «Программные архитектурные стили из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория UCI.

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

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

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

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

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

Из электронного ресурса баз данных www.kaggle.com/qadeemkha/dataset-of-software-architectural-styles1 возьмем базу данных – «Software Architectural Styles..xls», которую оставим без изменений.

Общее описание задачи:

1. Your Good Name?-Ваше имя?
2. Organization?-Организация?
3. Last Degree?-Последняя степень?
4. Job Experience ?-Опыт работы?

Столбцы 3-23 описательные шкалы.

Столбец 2 является классификационной шкалой. Этот столбец тип чрезвычайной ситуации.

Таблица 1 –Software Architectural Styles.xls

A920						
	A	B	C	D	E	
1	Timestamp	Your Good Name?	Organization?	Last Degree?	Job Experience ?	1. How Many Re
2	2016/12/11 8:42:47 AM GMT+5	Muhammad Adil	kohat University of Science and Technology	BSC (CS or SE)	Other	
3	2016/12/11 8:47:34 AM GMT+5	Muhammad Saqlain	NUST	MS (CS or SE)	Education	
4	2016/12/11 8:48:59 AM GMT+5	Fazlul Haq	Govt	BSC (CS or SE)	Other	
5	2016/12/11 8:53:11 AM GMT+5	Zamir	Daewoo E&C	BSC (CS or SE)	Other	
6	2016/12/11 9:01:31 AM GMT+5	Kaleem ullah khan	AIIT	MS (CS or SE)	Education	
7	2016/12/11 9:52:08 AM GMT+5	Adil Mehmood	Locopixel STP Islamabad	MS (CS or SE)	Software Industry	
8	2016/12/11 9:54:01 AM GMT+5	Khalid Mahmood	Oakland University	Phd (CS or SE)	Software Industry; Education	
9	2016/12/11 9:59:44 AM GMT+5	Faisal sadique	Broadpeak technologies	MS (CS or SE)	Software Industry	
10	2016/12/11 10:02:41 AM GMT+5	wajeeh uddin	kust	BSC (CS or SE)	Software Industry; Education; Other	
11	2016/12/11 10:02:54 AM GMT+5	Asad Shah	KP E&SE	BSC (CS or SE)	Education	
12	2016/12/11 10:19:09 AM GMT+5	Syed Taif Hussain	Mervellous Technology	BSC (CS or SE)	Software Industry	
13	2016/12/11 10:19:26 AM GMT+5	Abdul Malik	Webtoniq	MS (CS or SE)	Software Industry	
14	2016/12/11 10:35:27 AM GMT+5	Mukhtar Ahmad	District Administration Dir Lower	MS (CS or SE)	Other	
15	2016/12/11 10:49:00 AM GMT+5	ZAHIR ULLAH	Netsol Technology Lahore	BSC (CS or SE)	Software Industry	
16	2016/12/11 11:41:44 AM GMT+5	asim	al noman	BSC (CS or SE)	Software Industry	
17	2016/12/11 11:52:23 AM GMT+5	saima	I engineering	BSC (CS or SE)	Other	
18	2016/12/11 12:32:09 PM GMT+5	Dr Muazzam A Khan	NUST	Phd (CS or SE)	Software Industry; Education	
19	2016/12/11 12:33:37 PM GMT+5	Malik Rizwan Samdani	Telecommunication	BSC (CS or SE)	Other	
20	2016/12/11 1:41:33 PM GMT+5	abrar	kohat university of science and technology	MS (CS or SE)	Education	
21	2016/12/11 2:18:08 PM GMT+5	Asad Ullah	Directorate of Information Technology, Govt. of KPK	BSC (CS or SE)	Software Industry	
22	2016/12/11 2:23:46 PM GMT+5	Muhammad Faran Majeed	Asian Institute of Technology	Phd (CS or SE)	Education; Other	
23	2016/12/11 2:32:47 PM GMT+5	Faiq shah	Medline International	MS (CS or SE)	Software Industry	
24	2016/12/11 2:32:48 PM GMT+5	Faiq shah	Medline International	MS (CS or SE)	Software Industry	
25	2016/12/11 2:41:21 PM GMT+5	zahid iqbal	education	MS (CS or SE)	Education	

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

Скопируем получившуюся таблицу из MS Word в MS Excel и запишем ее с именем: Inp_data.xls в папку: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\. В файле Inp_data.xls добавим пустую колонку на позиции «A» и автоматически пронумеруем все строки. В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

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

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода

данных из внешних баз данных табличного вида, т.е. режимом 2.3.2.2.

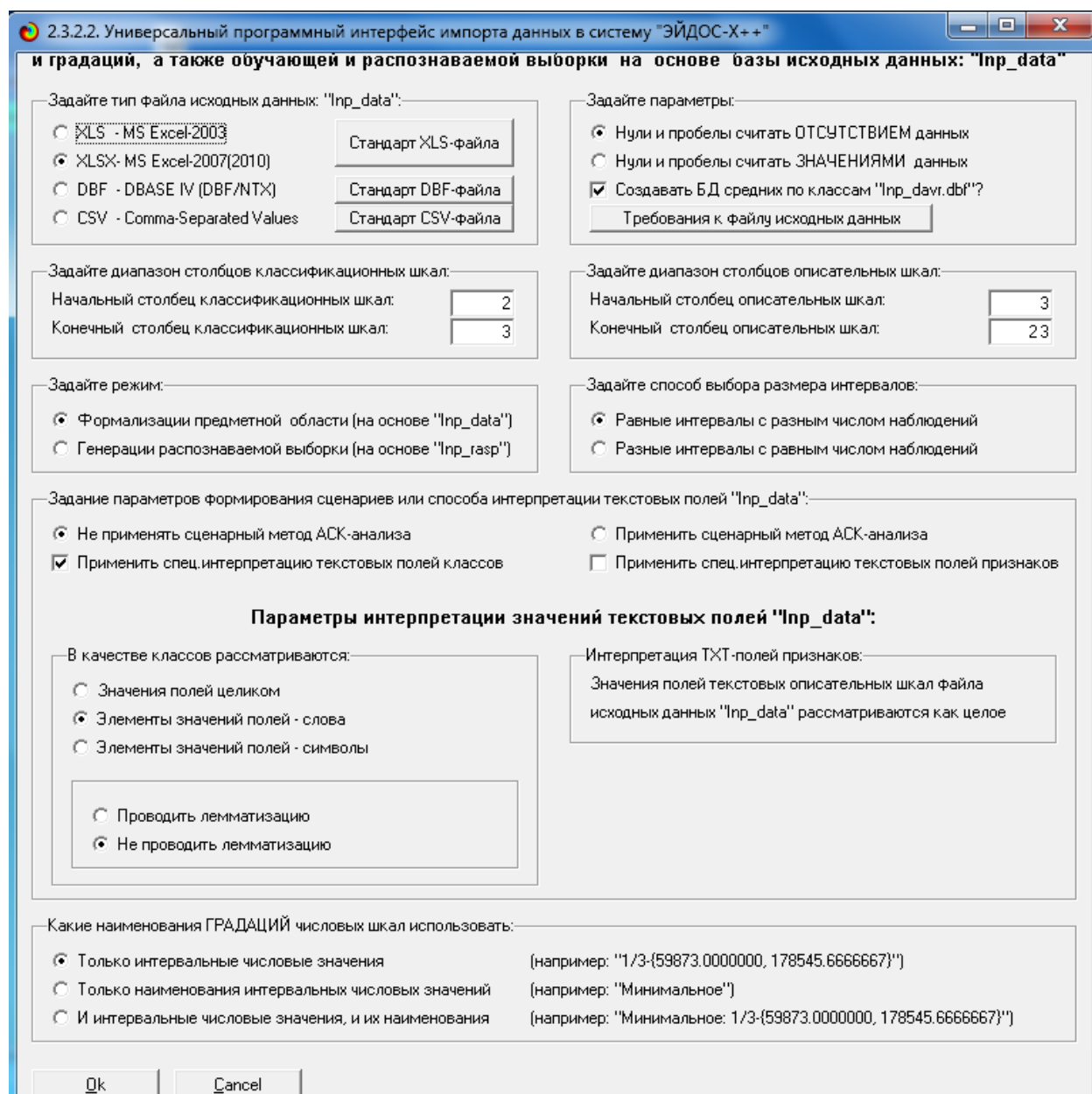


Рисунок 1 Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

В экранной форме, приведенной на рисунке 1, 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" – 3(второй столбец в таблице);

– "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 3, "Конечный столбец описательных шкал" – 23;

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

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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [169 x 63]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	0	0	0,00	18	54	3,00
Текстовые	2	169	84,50	2	9	4,50
ВСЕГО:	2	169	84,50	20	63	3,15

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

Рисунок 2. Задание размерности модели системы "Эйдос"

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

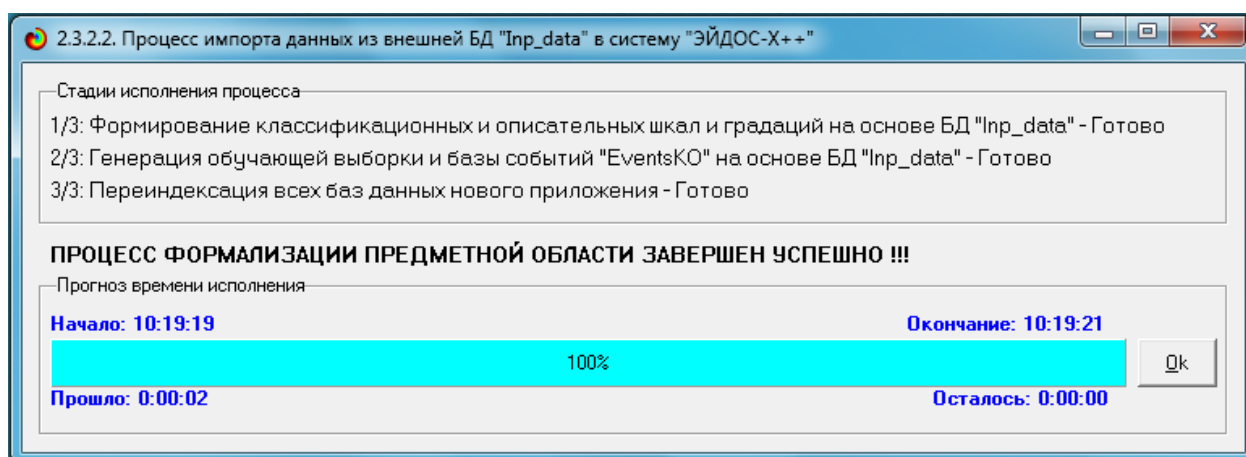


Рисунок 3. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Этим самым полностью автоматизировано выполняется 2-й этап АСК - анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 4).

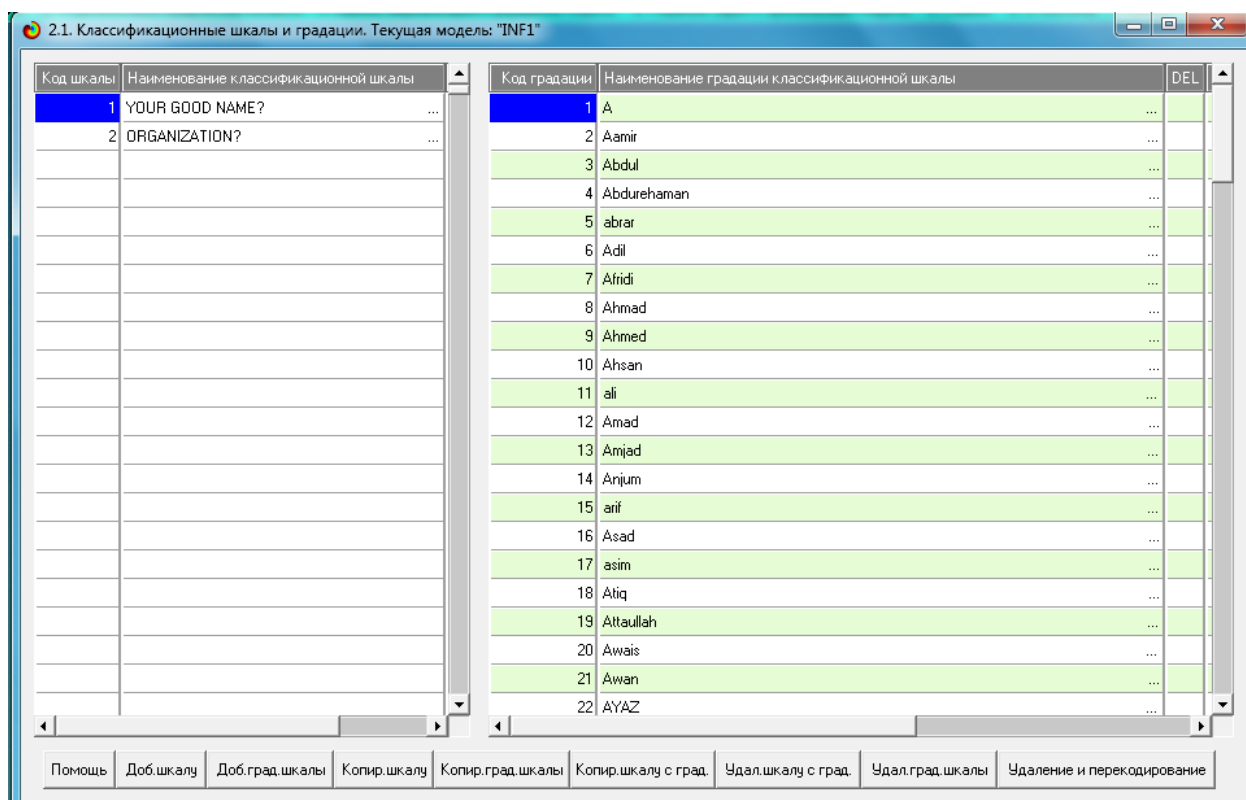


Рисунок 4. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 5):

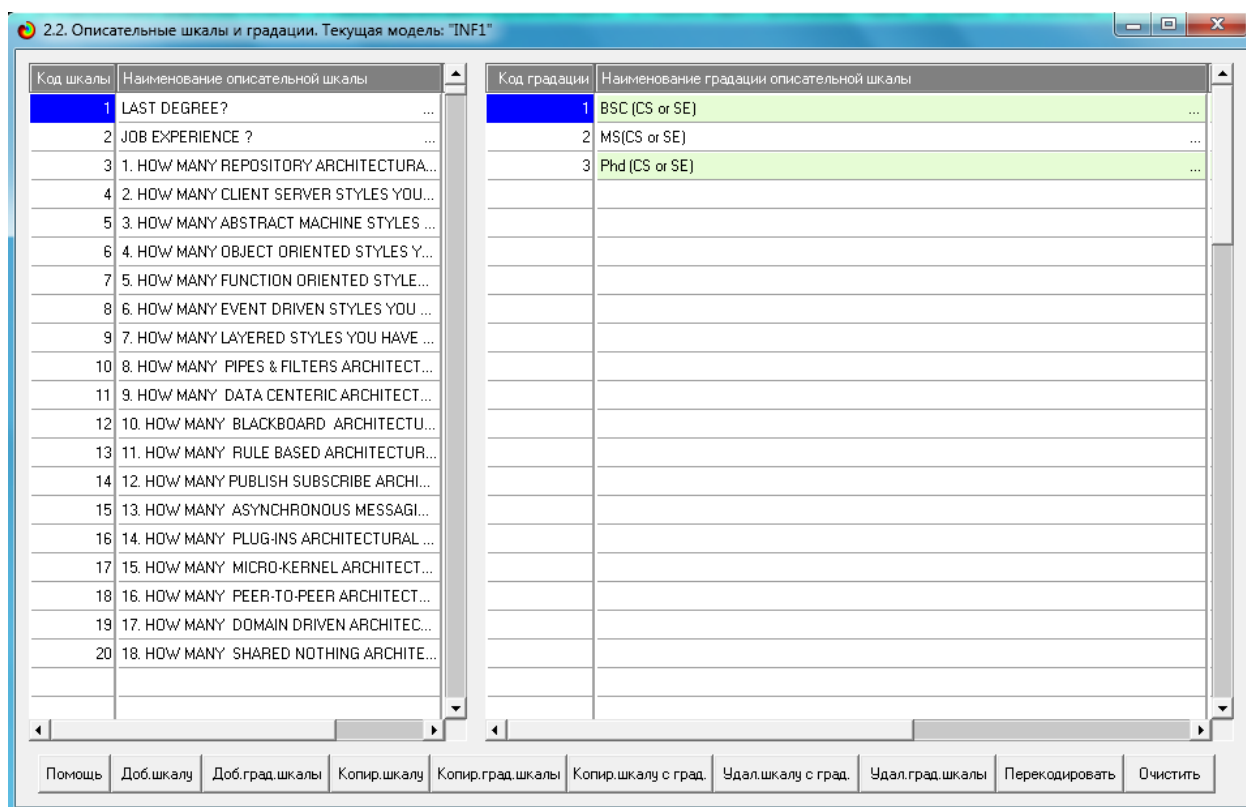


Рисунок 5. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

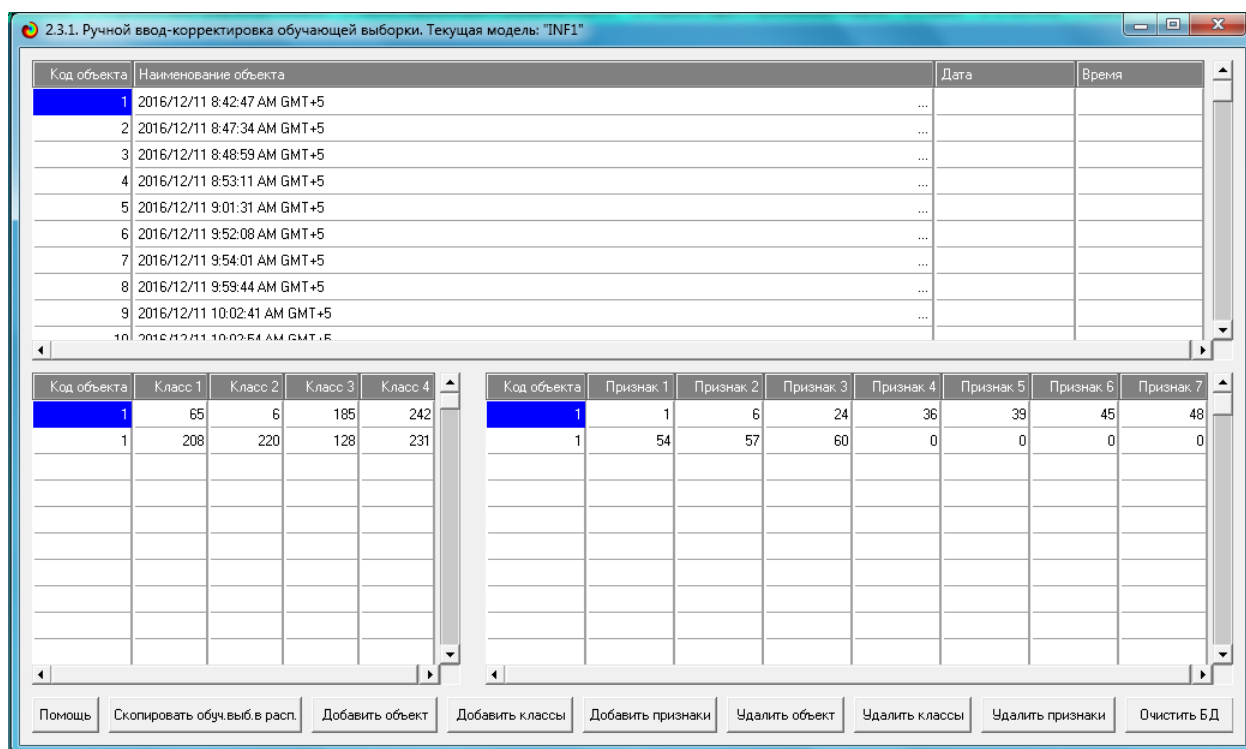


Рисунок 6. Обучающая выборка (фрагмент)

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

значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы [8]).

1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

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

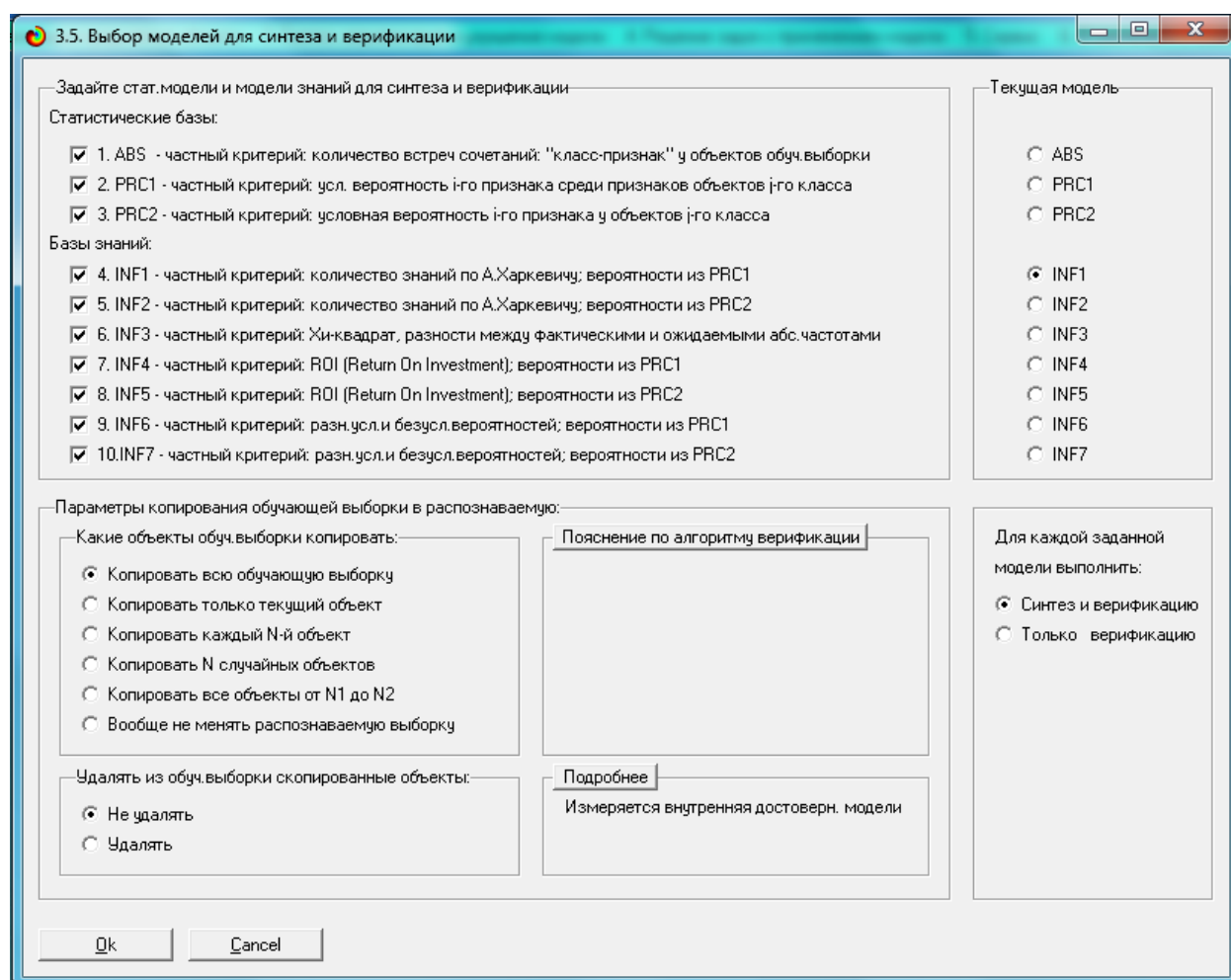


Рисунок 7. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 10. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 8.

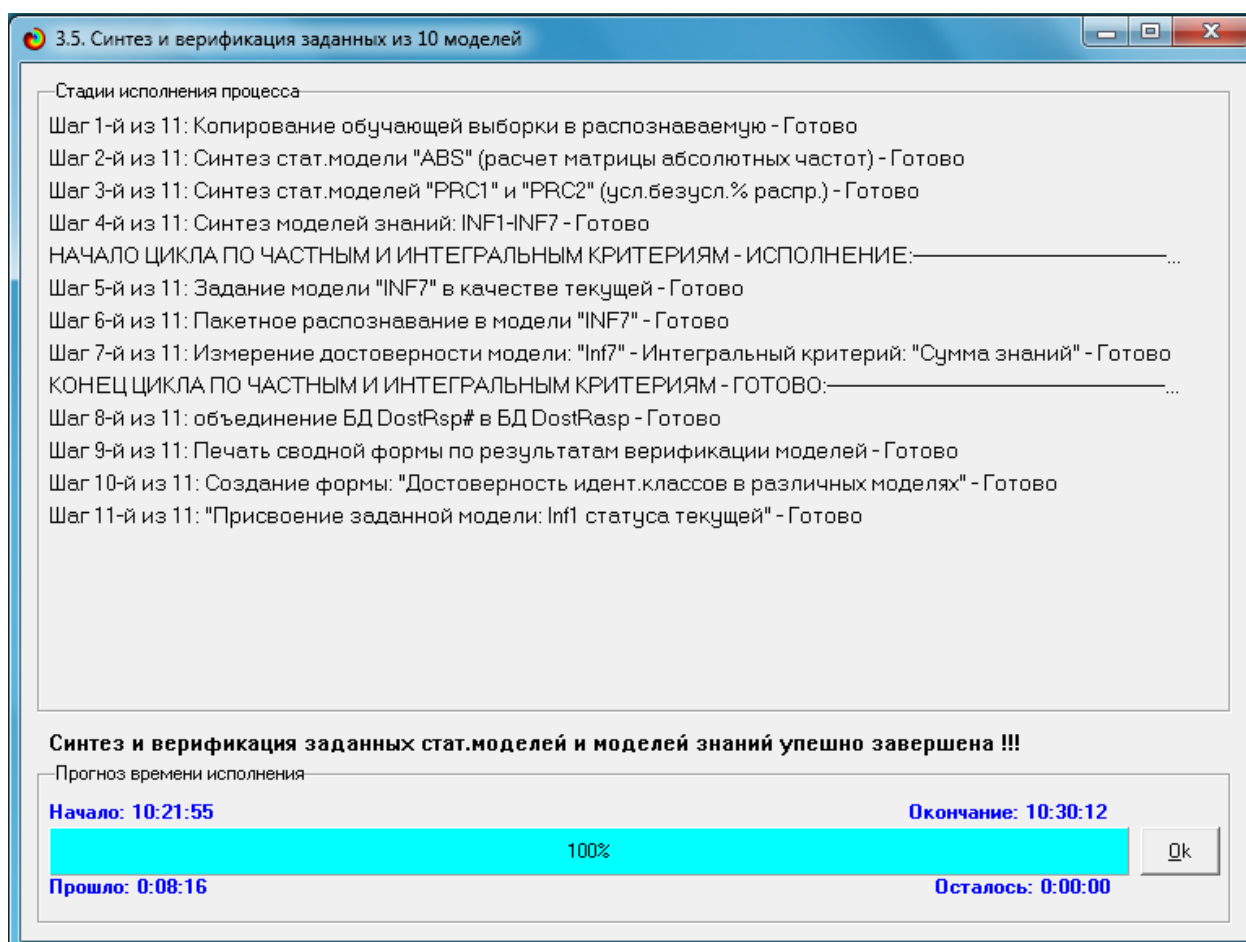


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 8 минут, так как обрабатывается большой объем данных (1000 строк). При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 131 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.

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

[illegible]

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. YOUR GOOD NAME? A	2. YOUR GOOD NAME? AAMIR	3. YOUR GOOD NAME? ABDUL	4. YOUR GOOD NAME? ABDUREHA...	5. YOUR GOOD NAME? ABRAR	6. YOUR GOOD NAME? ADIL	7. YOUR GOOD NAME? AFRIDI	8. YOUR GOOD NAME? AHMAD	9. YOUR GOOD NAME? AHMED	10. YOUR GOOD NAME? AHSAN	11. YOUR GOOD NAME? ALI	12. YOUR GOOD NAME? AMAD	13. YOUR GOOD NAME? AMJAD
1	LAST DEGREE?BSC (CS or SE) ...			0.120	0.441	-0.011	-1.105	0.893	-0.129	0.893	0.893	0.601		0.893
2	LAST DEGREE?MS(CS or SE) ...		1.507	0.734		-0.170	-0.491		-0.740			-0.580	1.055	
3	LAST DEGREE?Phd (CS or SE) ...	3.067												
4	JOB EXPERIENCE ?Education ...			0.946		0.042			0.245		1.719		1.267	
5	JOB EXPERIENCE ?Education;Other ...				2.830			3.282				1.194		2.509
6	JOB EXPERIENCE ?Other ...						0.165		-0.084			0.849		
7	JOB EXPERIENCE ?Software Industry ...		1.557	0.784			-0.441			1.557		0.242		0.784
8	JOB EXPERIENCE ?Software Industry;Education ...	2.163				1.507			0.938			1.097		
9	JOB EXPERIENCE ?Software Industry;Education;... ...					2.830								
10	1. HOW MANY REPOSITORY ARCHITECTURAL ...													
11	1. HOW MANY REPOSITORY ARCHITECTURAL ...													
12	1. HOW MANY REPOSITORY ARCHITECTURAL ...													
13	2. HOW MANY CLIENT SERVER STYLES YOU H...													
14	2. HOW MANY CLIENT SERVER STYLES YOU H...													
15	2. HOW MANY CLIENT SERVER STYLES YOU H...													
16	3. HOW MANY ABSTRACT MACHINE STYLES Y...													
17	3. HOW MANY ABSTRACT MACHINE STYLES Y...													
18	3. HOW MANY ABSTRACT MACHINE STYLES Y...													
19	4. HOW MANY OBJECT ORIENTED STYLES YO...													
20	4. HOW MANY OBJECT ORIENTED STYLES YO...													
21	4. HOW MANY OBJECT ORIENTED STYLES YO...													
22	5. HOW MANY FUNCTION ORIENTED STYLES Y...													

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. YOUR GOOD NAME? A	2. YOUR GOOD NAME? AAMIR	3. YOUR GOOD NAME? ABDUL	4. YOUR GOOD NAME? ABDUREHA...	5. YOUR GOOD NAME? ABRAR	6. YOUR GOOD NAME? ADIL	7. YOUR GOOD NAME? AFRIDI	8. YOUR GOOD NAME? AHMAD	9. YOUR GOOD NAME? AHMED	10. YOUR GOOD NAME? AHSAN	11. YOUR GOOD NAME? ALI	12. YOUR GOOD NAME? AMAD	13. YOUR GOOD NAME? AMJAD
1	LAST DEGREE?BSC (CS or SE) ...	-1.122	-0.449	0.102	0.327	-0.020	-1.693	0.551	-0.367	1.102	0.551	2.082	-0.673	1.102
2	LAST DEGREE?MS(CS or SE) ...	-0.647	0.741	0.482	-0.388	-0.165	-0.553	-0.259	-0.941	-0.518	-0.259	-0.682	0.612	-0.518
3	LAST DEGREE?Phd (CS or SE) ...	0.936	-0.026	-0.051	-0.038	-0.115	-0.153	-0.026	-0.192	-0.051	-0.026	-0.166	-0.038	-0.051
4	JOB EXPERIENCE ?Education ...	-0.535	-0.214	0.572	-0.321	0.037	-1.284	-0.214	0.395	-0.428	0.786	-1.391	0.679	-0.428
5	JOB EXPERIENCE ?Education;Other ...	-0.132	-0.053	-0.105	0.921	-0.237	-0.316	0.947	-0.395	-0.105	-0.053	0.657	-0.079	0.893
6	JOB EXPERIENCE ?Other ...	-0.359	-0.144	-0.288	-0.216	-0.647	0.137	-0.144	-0.078	-0.288	-0.144	1.065	-0.216	-0.288
7	JOB EXPERIENCE ?Software Industry ...	-0.619	0.752	0.505	-0.371	-1.114	-0.486	-0.248	-1.857	1.505	-0.248	0.391	-0.371	0.505
8	JOB EXPERIENCE ?Software Industry;Education ...	0.856	-0.058	-0.115	-0.086	0.741	-0.345	-0.058	0.569	-0.115	-0.058	0.626	-0.086	-0.115
9	JOB EXPERIENCE ?Software Industry;Education;... ...	-0.044	-0.018	-0.035	-0.026	0.921	-0.105	-0.018	-0.132	-0.035	-0.018	-0.114	-0.026	-0.035
10	1. HOW MANY REPOSITORY ARCHITECTURAL ...													
11	1. HOW MANY REPOSITORY ARCHITECTURAL ...													
12	1. HOW MANY REPOSITORY ARCHITECTURAL ...													
13	2. HOW MANY CLIENT SERVER STYLES YOU H...													
14	2. HOW MANY CLIENT SERVER STYLES YOU H...													
15	2. HOW MANY CLIENT SERVER STYLES YOU H...													
16	3. HOW MANY ABSTRACT MACHINE STYLES Y...													
17	3. HOW MANY ABSTRACT MACHINE STYLES Y...													
18	3. HOW MANY ABSTRACT MACHINE STYLES Y...													
19	4. HOW MANY OBJECT ORIENTED STYLES YO...													
20	4. HOW MANY OBJECT ORIENTED STYLES YO...													
21	4. HOW MANY OBJECT ORIENTED STYLES YO...													
22	5. HOW MANY FUNCTION ORIENTED STYLES Y...	-0.076	-0.030	-0.061	-0.046	-0.137	-0.182	-0.030	-0.228	-0.061	-0.030	-0.197	-0.046	-0.061

1.5. Результаты верификации моделей

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

4.13.6. Обобщ.форма по достов.моделям при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"											
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложн.-положительных решений (FP)	Число ложн.-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма мод. уровней схож. истинно-полож. решений (ST...)	Сумма мод. уровней схож. истинно-отриц. решений (ST...)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	458	458	8334	16752		0.027	1.000	0.052	371.854	354.933
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признакам...	458	458	8314	16772		0.027	1.000	0.052	62.051	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	458	458	8334	16752		0.027	1.000	0.052	371.854	354.934
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по при...	458	458	8314	16772		0.027	1.000	0.052	320.319	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	458	458	8334	16752		0.027	1.000	0.052	371.801	354.892
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по при...	458	458	8314	16772		0.027	1.000	0.052	168.457	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	458	407	11208	13878	51	0.028	0.889	0.055	266.517	597.564
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	458	417	9858	15228	41	0.027	0.910	0.052	74.015	46.065
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	458	414	10492	14594	44	0.028	0.904	0.054	264.075	567.703
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	458	431	9778	15308	27	0.027	0.941	0.053	60.630	26.818
6. INF3 - частный критерий: X ² -квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	458	411	12643	12443	47	0.032	0.897	0.062	290.600	3572.782
6. INF3 - частный критерий: X ² -квадрат, разности между факти...	Сумма знаний	458	411	12643	12443	47	0.032	0.897	0.062	52.788	453.410
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	458	397	13182	11904	61	0.032	0.867	0.062	240.448	497.205
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	458	422	9794	15292	36	0.027	0.921	0.052	47.831	5.186
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	458	404	13294	11792	54	0.033	0.882	0.064	236.748	493.688
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	458	437	9693	15393	21	0.028	0.954	0.054	36.801	2.686
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	458	406	10455	14631	52	0.027	0.886	0.052	301.270	777.745
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Сумма знаний	458	411	9969	15117	47	0.026	0.897	0.051	198.323	104.878
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	458	424	9897	15189	34	0.027	0.926	0.053	309.857	670.035
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сумма знаний	458	437	9710	15376	21	0.028	0.954	0.054	101.982	43.333

Рисунок 9. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF5 и INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергена) составляет 0,064, а точность модели (L1-мера профессора Луценко 0,033). L1-мера профессора Луценко является более достоверной, по сравнению с F-мерой Ван Ризбергена. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 100%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В.Луценко [7] (рисунок 10).

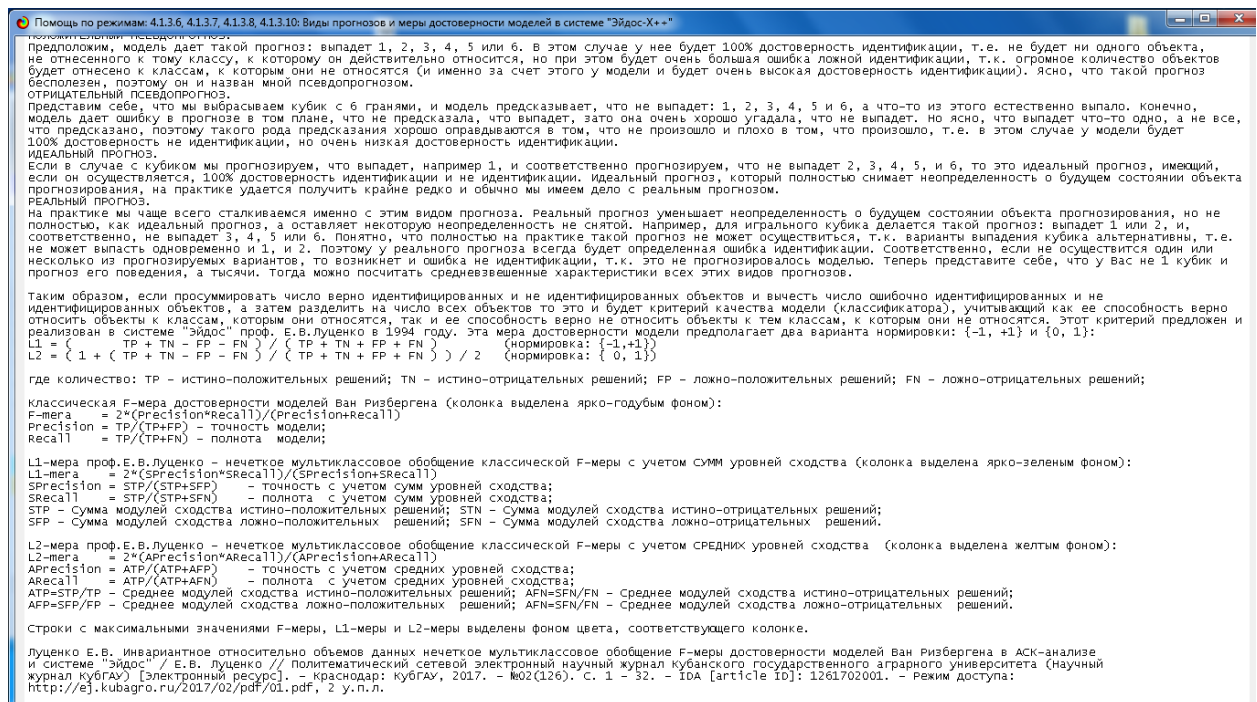


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

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.

4.1.3.11. Част.распр.уровн.сход.ТР,TN,FP,FN решений при разных моделях и инт.критериях. Текущая модель: "INF1"

Наименование частного и интегрального критерия	-100	-99	-98	-97	-96	-95	-94	-93	-92	-91	-90	-89	-88
Част.распр.Уровней Сходства ложно-отрицательных решений (FN)													
Интегральный критерий: СУММА АБС.ЧАСТОТ ПО ПРИЗНАКАМ ОБЪЕКТА													
Уровни сходства (Ур.Сх.) (%):	-100	-99	-98	-97	-96	-95	-94	-93	-92	-91	-90	-89	-88
Част.распр.Уровней Сходства истинных решений (TP+TN)													
Част.распр.Уровней Сходства ложных решений (FP+FN)													
Част.распр.Уровней Сходства истинно-положительных решений (TP)													
Част.распр.Уровней Сходства истинно-отрицательных решений (TN)													
Част.распр.Уровней Сходства ложно-положительных решений (FP)													
Част.распр.Уровней Сходства ложно-отрицательных решений (FN)													
2. РРС1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛ. ВЕРОЯТНОСТЬ I-ГО ПРИЗНАКА СРЕДИ ПРИЗНАКОВ ОБ...													
Интегральный критерий: КОРРЕЛЯЦИЯ УСЛ.ОТН.ЧАСТОТ С ОБР.ОБЪЕКТА													
Уровни сходства (Ур.Сх.) (%):	-100	-99	-98	-97	-96	-95	-94	-93	-92	-91	-90	-89	-88
Част.распр.Уровней Сходства истинных решений (TP+TN)													
Част.распр.Уровней Сходства ложных решений (FP+FN)													
Част.распр.Уровней Сходства истинно-положительных решений (TP)													
Част.распр.Уровней Сходства истинно-отрицательных решений (TN)													
Част.распр.Уровней Сходства ложно-положительных решений (FP)													
Част.распр.Уровней Сходства ложно-отрицательных решений (FN)													
Интегральный критерий: СУММА УСЛ.ОТН.ЧАСТОТ ПО ПРИЗНАКАМ ОБЪЕКТА													
Уровни сходства (Ур.Сх.) (%):	-100	-99	-98	-97	-96	-95	-94	-93	-92	-91	-90	-89	-88
Част.распр.Уровней Сходства истинных решений (TP+TN)													
Част.распр.Уровней Сходства ложных решений (FP+FN)													
Част.распр.Уровней Сходства истинно-положительных решений (TP)													

Помощь Графики TP,TN,FP,FN, инт.крит.-резонанс знаний Графики TP,TN,FP,FN, инт.крит.-сумма знаний Excel

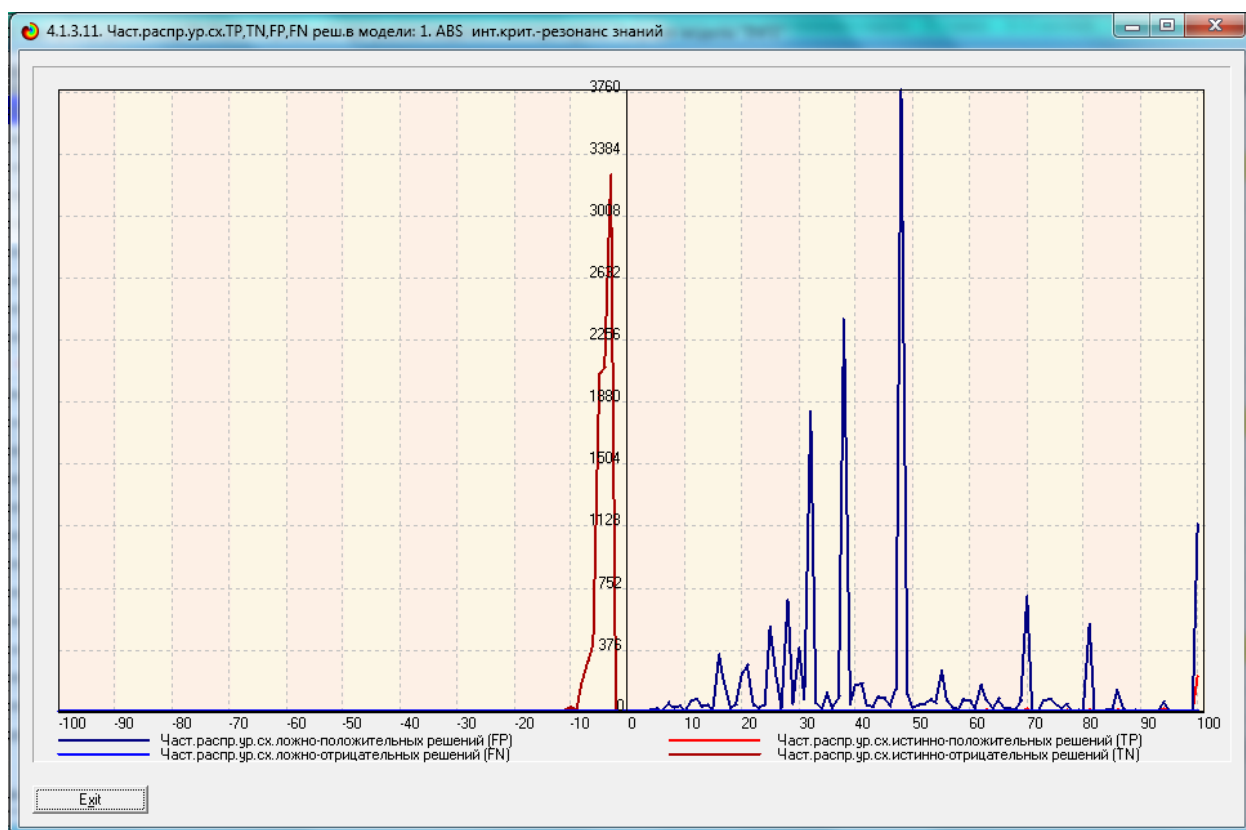


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF5

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 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 очень больших значений уровней сходства-различия (более 90%) также различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями практически отсутствует[1].

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 12):

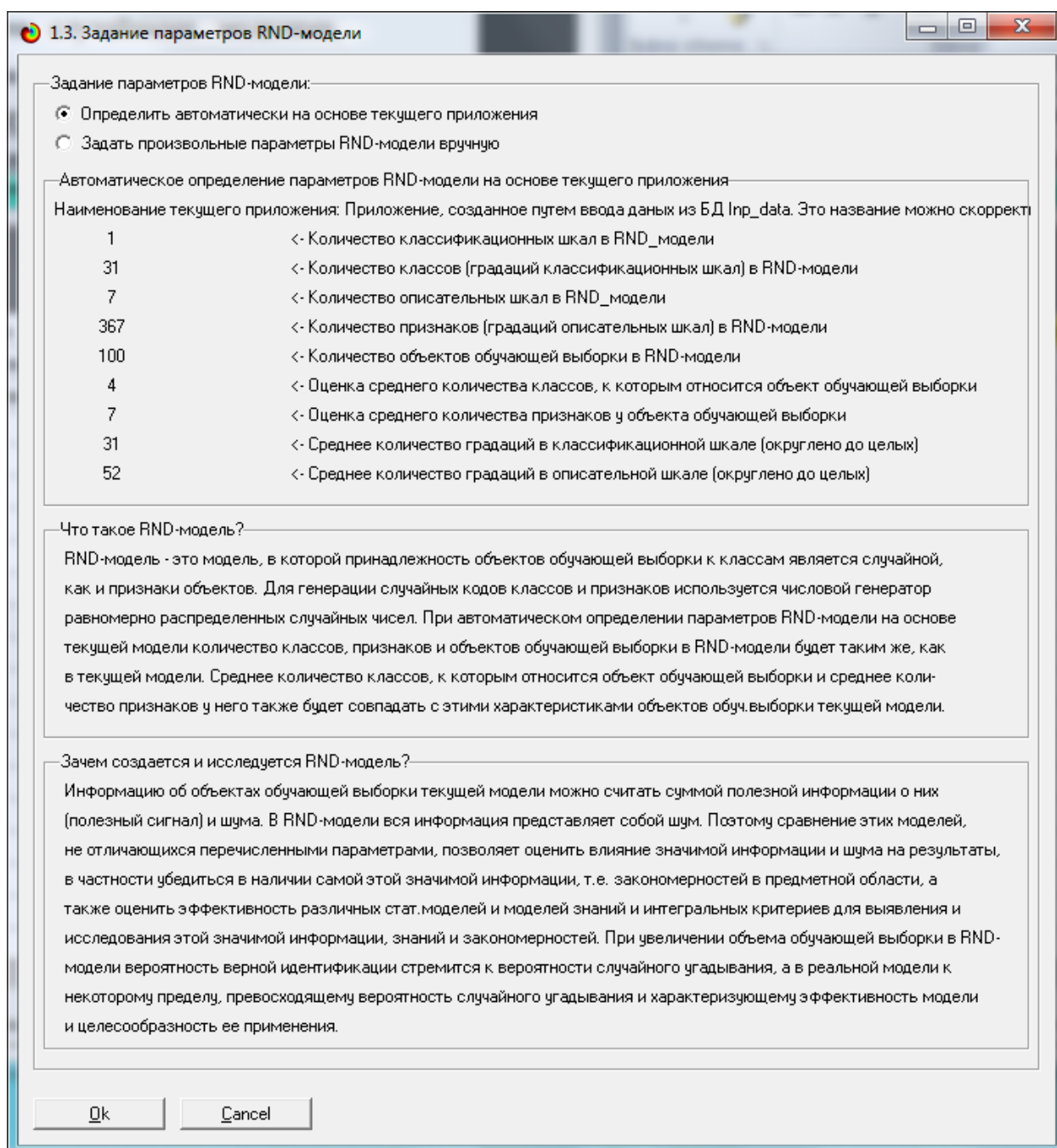
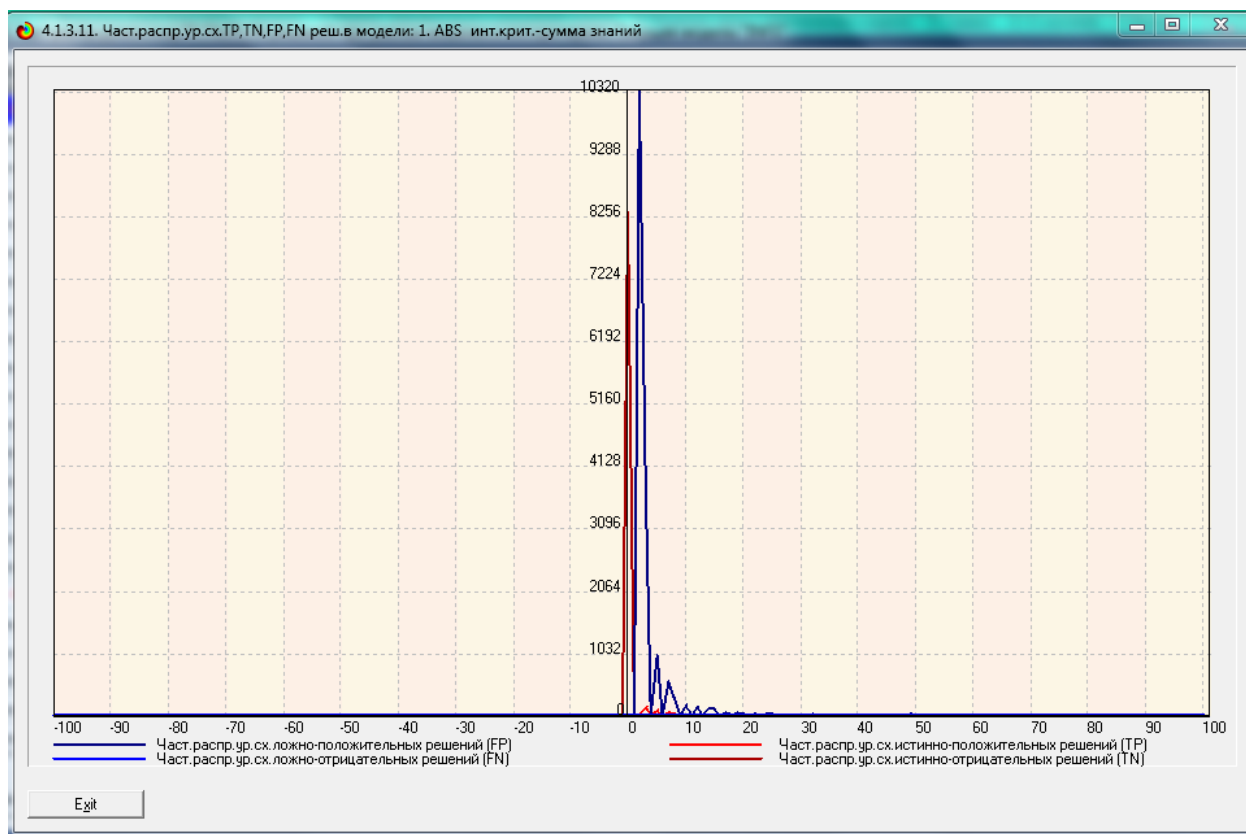


Рисунок 12. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

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



На рисунке 13 приведены данные по достоверности статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки.

Совершенно очевидное различие частотных распределений уровней сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования и случайной модели (рисунки 12 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 14[4].

4.1.3.6. Обобщенная форма по достов. моделям при разн. крит. Текущая модель: "INF1"											
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложн. положительных решений (FP)	Число ложн. отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма мод. уровней со- истинно поло- решений (ST...)	Сумма мод. уровней со- истинно отриц. решений (ST...)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Клас...	Корреляция абс частот с обр...	458	458	8334	16752		0.027	1.000	0.052	371.854	354.933
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Клас...	Сумма абс частот по признак...	458	458	8314	16772		0.027	1.000	0.052	62.051	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	458	458	8334	16752		0.027	1.000	0.052	371.854	354.934
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность и-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	458	458	8314	16772		0.027	1.000	0.052	320.319	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	458	458	8334	16752		0.027	1.000	0.052	371.801	354.892
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность и-го признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	458	458	8314	16772		0.027	1.000	0.052	168.457	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	458	407	11208	13878	51	0.028	0.889	0.055	266.517	597.564
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Сумма знаний	458	417	9858	15228	41	0.027	0.910	0.052	74.015	46.065
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	458	414	10492	14594	44	0.028	0.904	0.054	264.075	567.703
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Сумма знаний	458	431	9778	15308	27	0.027	0.941	0.053	60.630	26.818
6. INF3 - частный критерий: Хинквадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	458	411	12643	12443	47	0.032	0.897	0.062	290.600	3572.782
6. INF3 - частный критерий: Хинквадрат, разности между факти...	Сумма знаний	458	411	12643	12443	47	0.032	0.897	0.062	52.788	453.410
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	458	397	13182	11904	61	0.032	0.867	0.062	240.448	497.205
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	458	422	9794	15292	36	0.027	0.921	0.052	47.831	5.186
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	458	404	13294	11792	54	0.033	0.882	0.064	236.748	493.688
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	458	437	9693	15393	21	0.028	0.954	0.054	36.801	2.686
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	458	406	10455	14631	52	0.027	0.886	0.052	301.270	777.745
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	458	411	9969	15117	47	0.026	0.897	0.051	198.323	104.878
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	458	424	9897	15189	34	0.027	0.926	0.053	309.857	670.035
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	458	437	9710	15376	21	0.028	0.954	0.054	101.982	43.333

Рисунок 14. Достоверность статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки

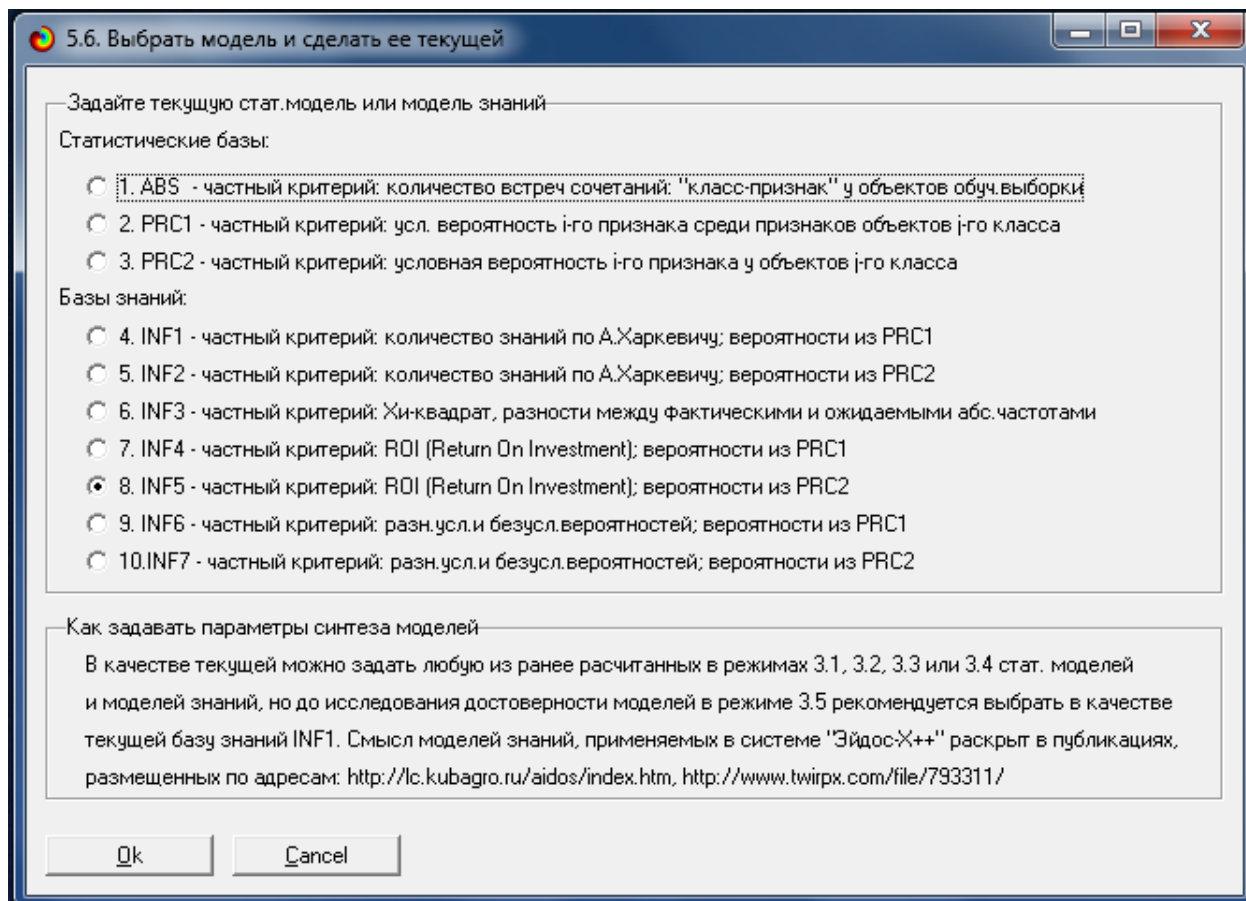
На основе его сравнения с рисунком 9 можно сделать следующие **ВЫВОДЫ**:

- 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[3].

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF4 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.



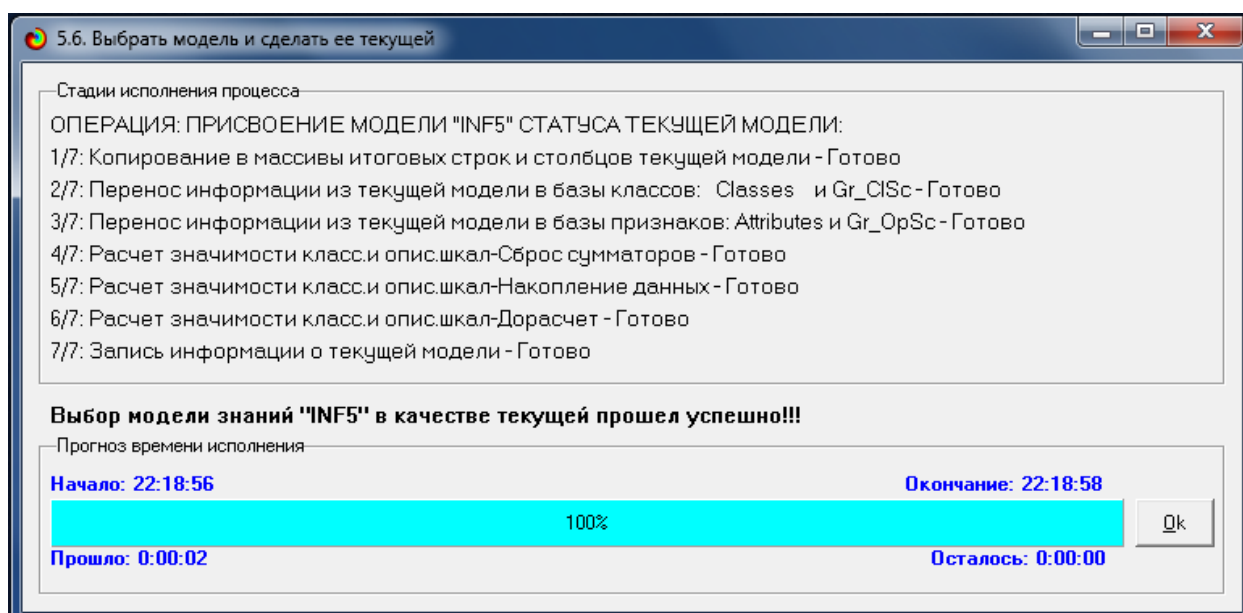


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

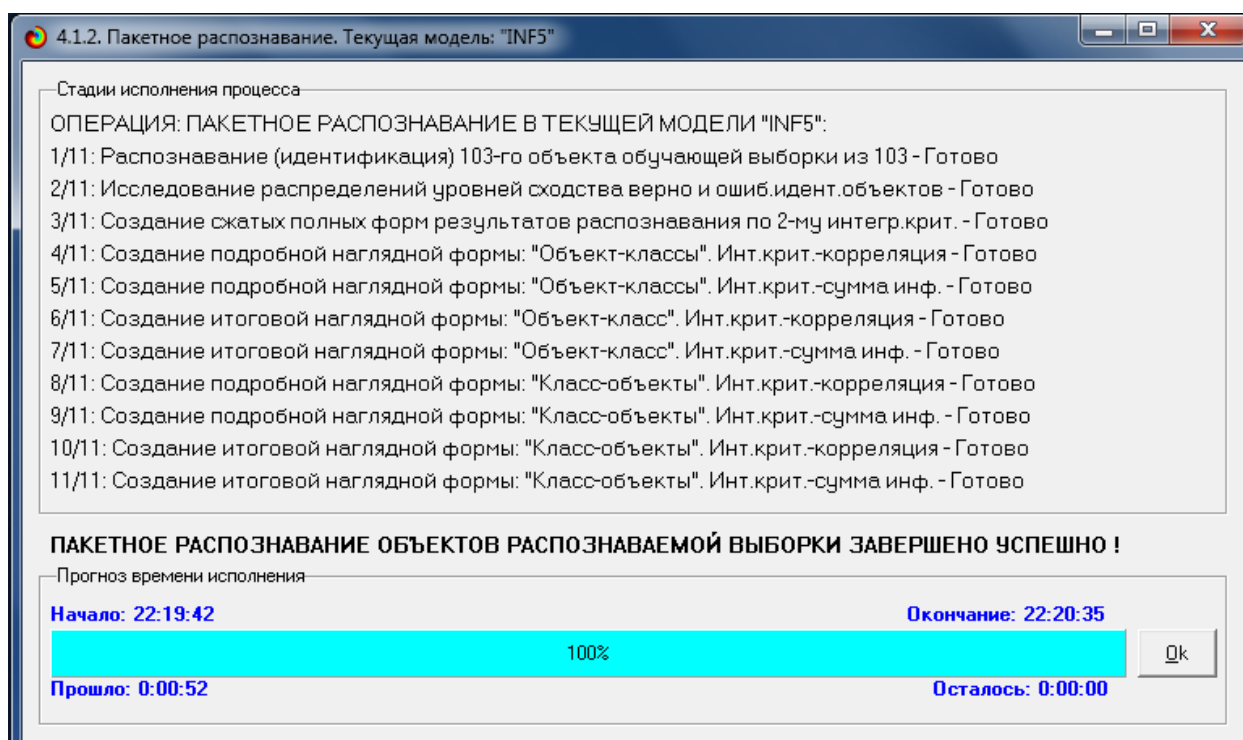


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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 15 и 16 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов ирисов в наиболее достоверной модели INF5 на основе наблюдения предыстории их развития:

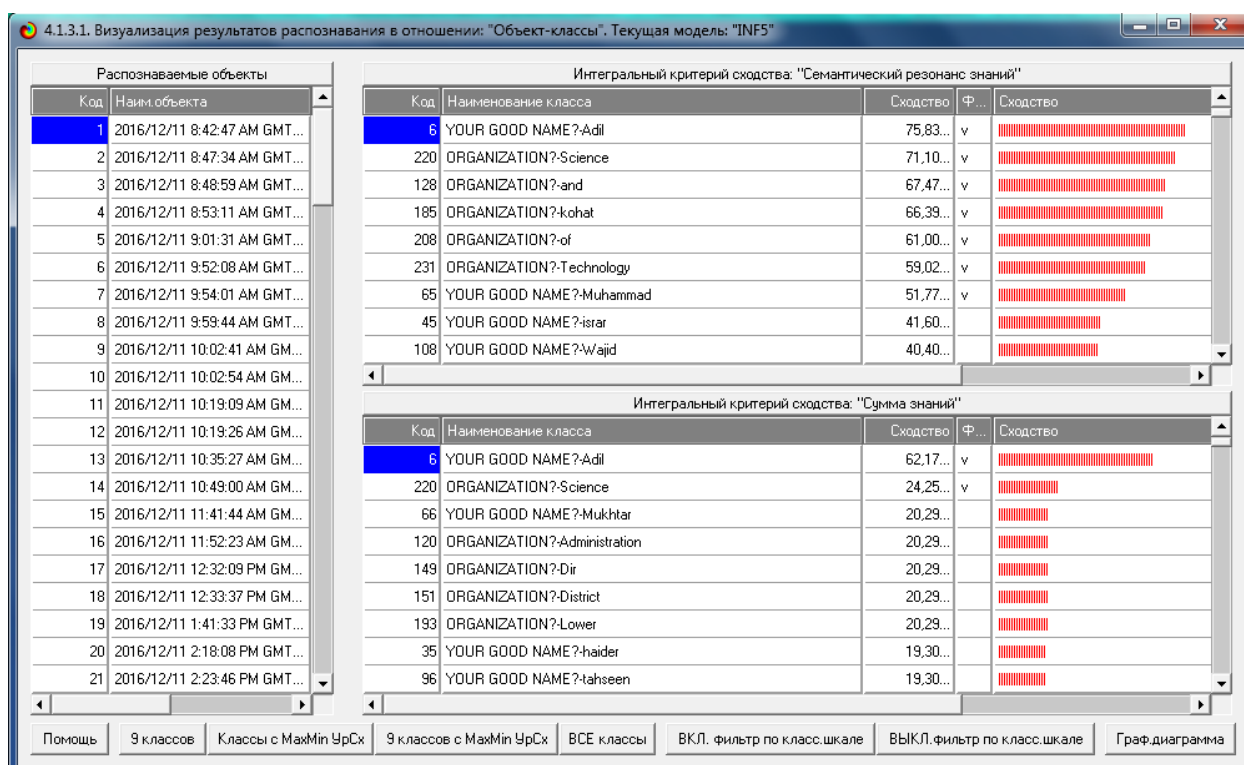


Рисунок 17. Пример идентификации классов в модели INF5

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF5"

Распознаваемые объекты		Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"			
Код	Наим. объекта	Код	Наименование класса	Сходство	Ф...
1	2016/12/11 8:42:47 AM GMT...	25	YOUR GOOD NAME?-Dad	75,53...	
2	2016/12/11 8:47:34 AM GMT...	51	YOUR GOOD NAME?-kashif	75,53...	
3	2016/12/11 8:48:59 AM GMT...	108	YOUR GOOD NAME?-wahid	75,53...	
4	2016/12/11 8:53:11 AM GMT...	122	ORGANIZATION?-AGL	75,53...	
5	2016/12/11 9:01:31 AM GMT...	126	ORGANIZATION?-airports	75,53...	
6	2016/12/11 9:52:08 AM GMT...	131	ORGANIZATION?-Attock	75,53...	
7	2016/12/11 9:54:01 AM GMT...	157	ORGANIZATION?-electrical	75,53...	
8	2016/12/11 9:59:44 AM GMT...	164	ORGANIZATION?-Gen	75,53...	
9	2016/12/11 10:02:41 AM GMT...	173	ORGANIZATION?-Industries	75,53...	
10	2016/12/11 10:02:54 AM GMT...				
11	2016/12/11 10:19:09 AM GMT...				
12	2016/12/11 10:19:26 AM GMT...				
13	2016/12/11 10:35:27 AM GMT...	66	YOUR GOOD NAME?-Mukhtar	21,46...	v
14	2016/12/11 10:49:00 AM GMT...	120	ORGANIZATION?-Administration	21,46...	v
15	2016/12/11 11:41:44 AM GMT...	149	ORGANIZATION?-Dir	21,46...	v
16	2016/12/11 11:52:23 AM GMT...	151	ORGANIZATION?-District	21,46...	v
17	2016/12/11 12:32:09 PM GMT...	193	ORGANIZATION?-Lower	21,46...	v
18	2016/12/11 12:33:37 PM GMT...	4	YOUR GOOD NAME?-Abdurehaman	17,67...	
19	2016/12/11 1:41:33 PM GMT...	6	YOUR GOOD NAME?-Adil	9,774...	
20	2016/12/11 2:18:08 PM GMT...	8	YOUR GOOD NAME?-Ahmad	3,929...	v
21	2016/12/11 2:23:46 PM GMT...	25	YOUR GOOD NAME?-Dad	3,788...	

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
66	YOUR GOOD NAME?-Mukhtar	21,46...	v	
120	ORGANIZATION?-Administration	21,46...	v	
149	ORGANIZATION?-Dir	21,46...	v	
151	ORGANIZATION?-District	21,46...	v	
193	ORGANIZATION?-Lower	21,46...	v	
4	YOUR GOOD NAME?-Abdurehaman	17,67...		
6	YOUR GOOD NAME?-Adil	9,774...		
8	YOUR GOOD NAME?-Ahmad	3,929...	v	
25	YOUR GOOD NAME?-Dad	3,788...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс. шкале | ВЫКЛ. фильтр по класс. шкале | Граф. диаграмма

Рисунок 18. 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 19)

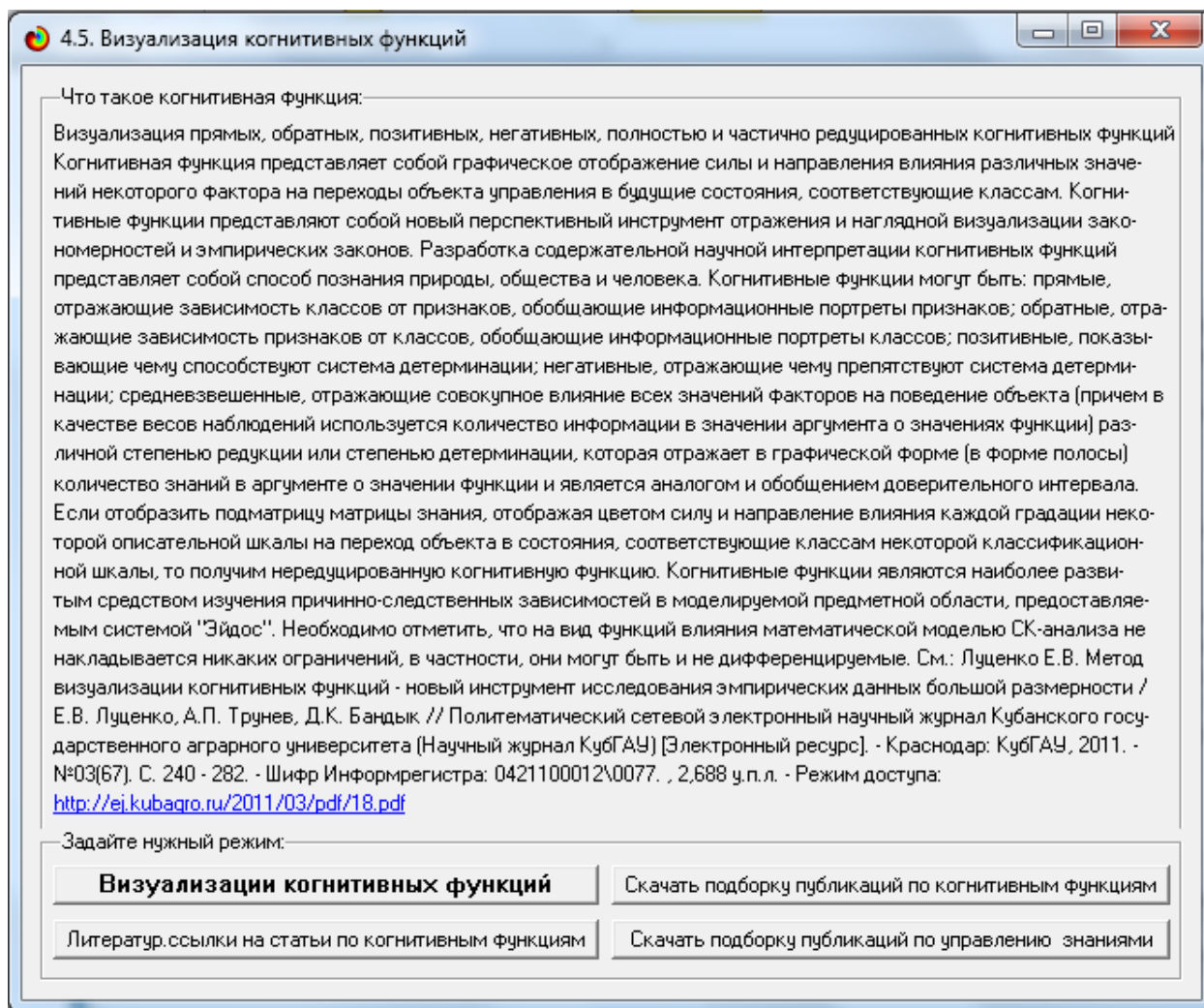


Рисунок 19. Экранная форма режима визуализации когнитивных функций

В когнитивных функциях количество информации в значениях аргумента о значениях функции отображается цветом (красным максимальное, синим минимальное), линией соединены значения функции о которых в значении аргумента содержится максимальное количество информации, ширина линии (аналог доверительного интервала) отражает степень неопределенности значения функции, которое тем ниже, чем больше информации о нем в значении функции (рис. 20–24):

На рисунке 20 представлена когнитивная функция, показывающая, что в меньшей широте и долготе преобладают вызовы по чрезвычайные ситуации, связанных с травмами людей. В средней широте и долготы вызовы связанные с кровоизлиянием, а в большей долготы вызовы, связанные с тошнотой [5].

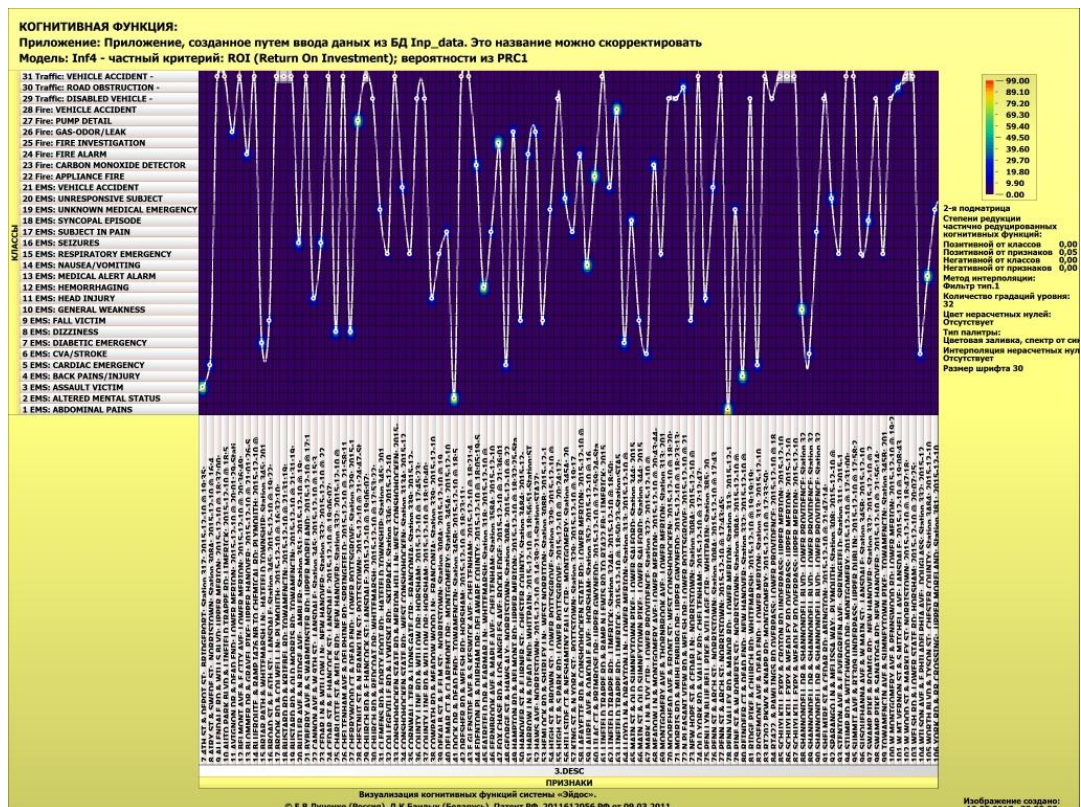


Рисунок 20. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь времени принятия вызова, станции принятия и типа чрезвычайной ситуации

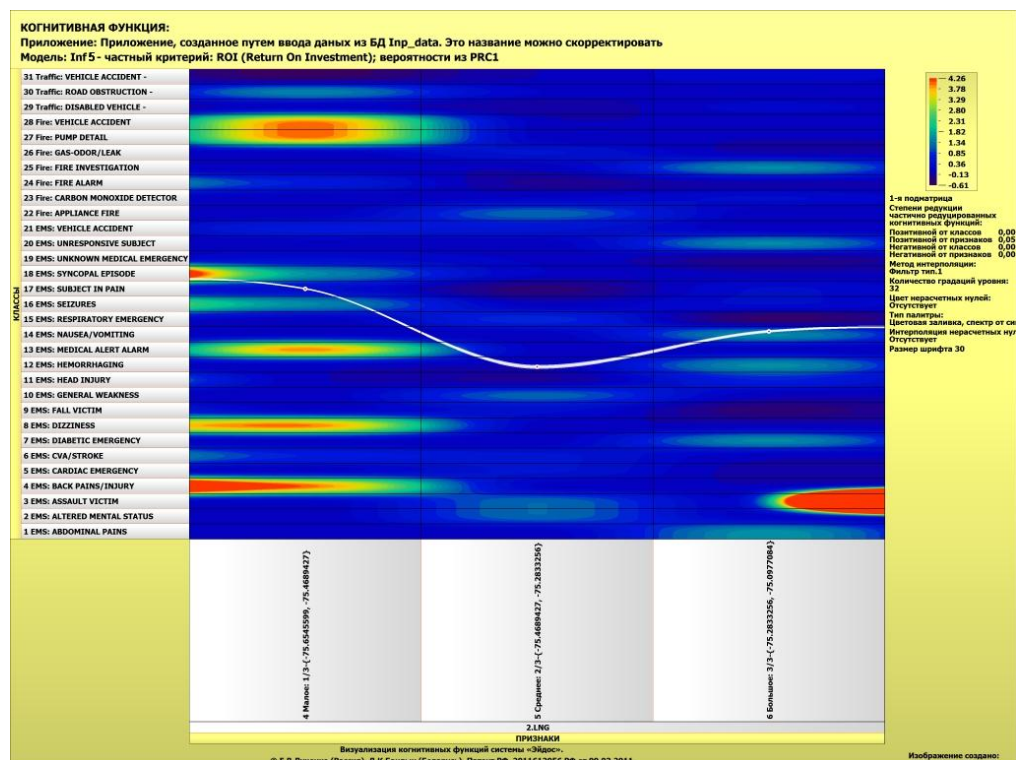


Рисунок 21. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь широты и долготы с типом чрезвычайной ситуации

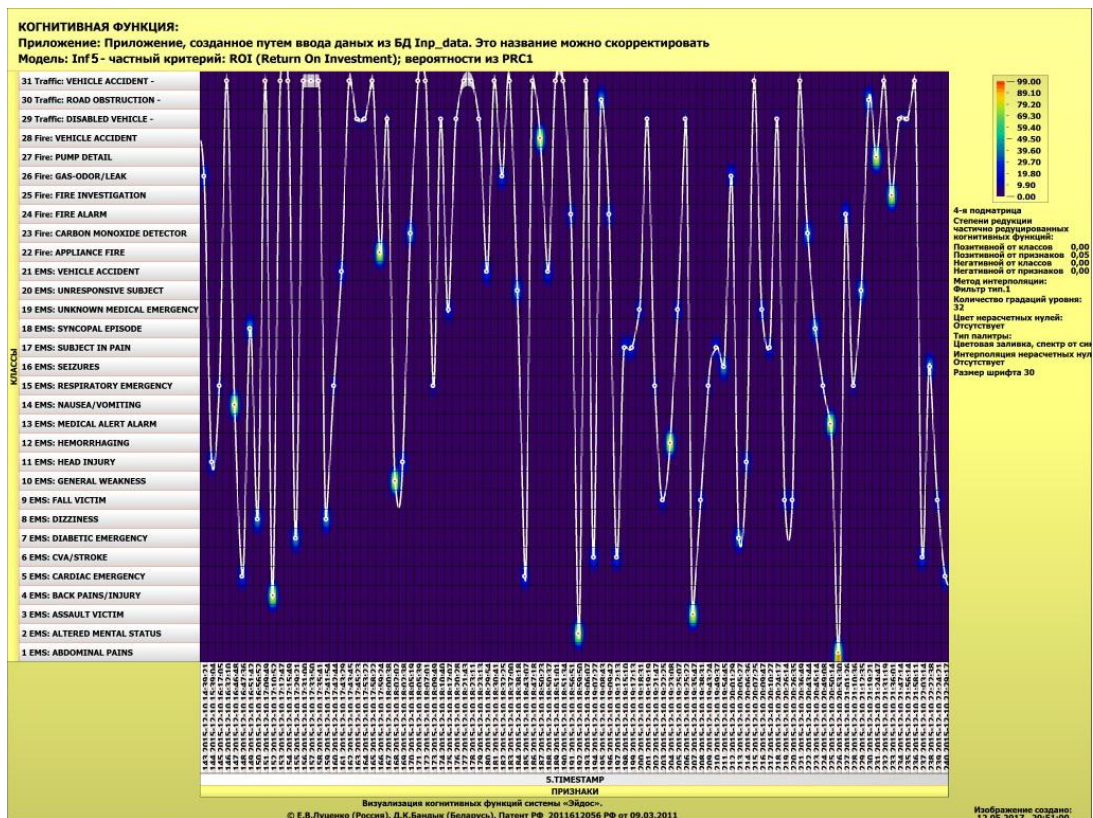


Рисунок 22. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь даты образования чрезвычайной ситуации и типа чрезвычайной ситуации

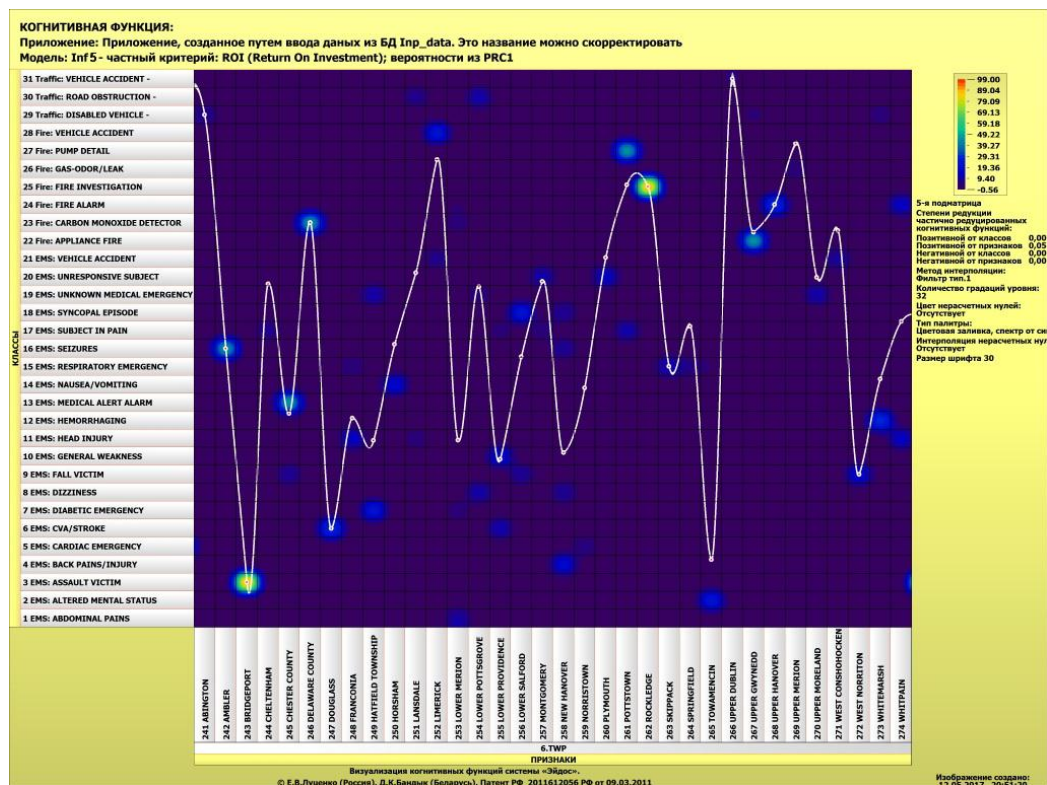


Рисунок 23. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь штата и типа чрезвычайной ситуации

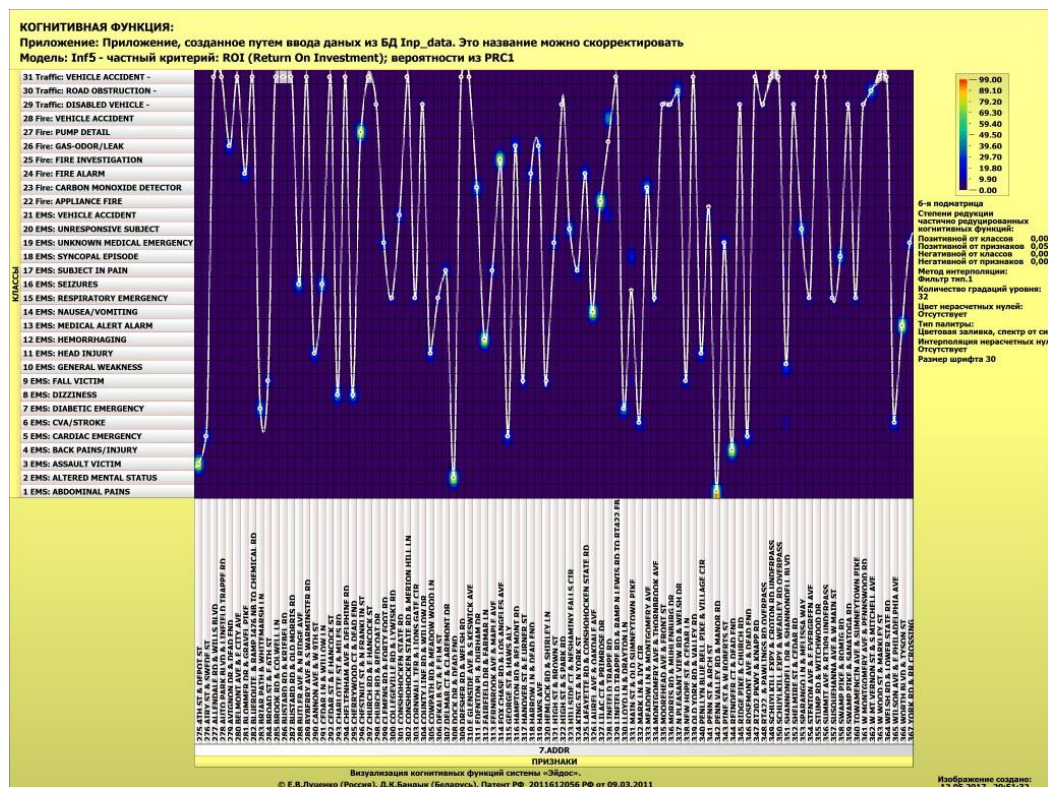


Рисунок 24. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь адреса и типа чрезвычайной ситуации

2.3. Кластерно-конструктивный анализ

Сходство-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений показателей. Результаты сравнения классов по системе характерных для типов чрезвычайных ситуаций приведены на рисунок 25:

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 1 "YOUR GOOD NAME?-A" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	YOUR GOOD NAME?-A	1	1	YOUR GOOD NAME?-A	100.000
2	YOUR GOOD NAME?-Aamir	2	26	YOUR GOOD NAME?-Dr	100.000
3	YOUR GOOD NAME?-Abdul	3	62	YOUR GOOD NAME?-Muazzam	100.000
4	YOUR GOOD NAME?-Abdurehaman	4	206	ORGANIZATION?-NUST	98.479
5	YOUR GOOD NAME?-abrar	5	52	YOUR GOOD NAME?-Khalid	57.257
6	YOUR GOOD NAME?-Adil	6	55	YOUR GOOD NAME?-Mahmood	57.257
7	YOUR GOOD NAME?-Afridi	7	207	ORGANIZATION?-Oakland	57.257
8	YOUR GOOD NAME?-Ahmad	8	59	YOUR GOOD NAME?-Mehboob	53.973
9	YOUR GOOD NAME?-Ahmed	9	85	YOUR GOOD NAME?-Salman	53.973
10	YOUR GOOD NAME?-Ahsan	10	119	YOUR GOOD NAME?-Zamir	39.911
11	YOUR GOOD NAME?-ali	11	136	ORGANIZATION?-C	39.911
12	YOUR GOOD NAME?-Amad	12	142	ORGANIZATION?-Daewoo	39.911
13	YOUR GOOD NAME?-Amjad	13	155	ORGANIZATION?-E	39.582
14	YOUR GOOD NAME?-Anjum	14	41	YOUR GOOD NAME?-Ijaz	37.570
15	YOUR GOOD NAME?-arif	15	29	YOUR GOOD NAME?-Faran	34.651
16	YOUR GOOD NAME?-Asad	16	56	YOUR GOOD NAME?-Majeed	34.651
17	YOUR GOOD NAME?-asim	17	129	ORGANIZATION?-Asian	34.651
18	YOUR GOOD NAME?-Atiq	18	177	ORGANIZATION?-Institute	33.921
19	YOUR GOOD NAME?-Attullah	19	77	YOUR GOOD NAME?-Saddam	30.021
20	YOUR GOOD NAME?-Awais	20	98	YOUR GOOD NAME?-Touheed	29.585
21	YOUR GOOD NAME?-Awan	21	178	ORGANIZATION?-intellect	29.585
22	YOUR GOOD NAME?-AYAZ	22	224	ORGANIZATION?-smart	29.585
23	YOUR GOOD NAME?-basit	23	33	YOUR GOOD NAME?-Gul	28.377

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

Рисунок 25 - Результаты сравнения классов по системе характерных для типов чрезвычайных ситуаций

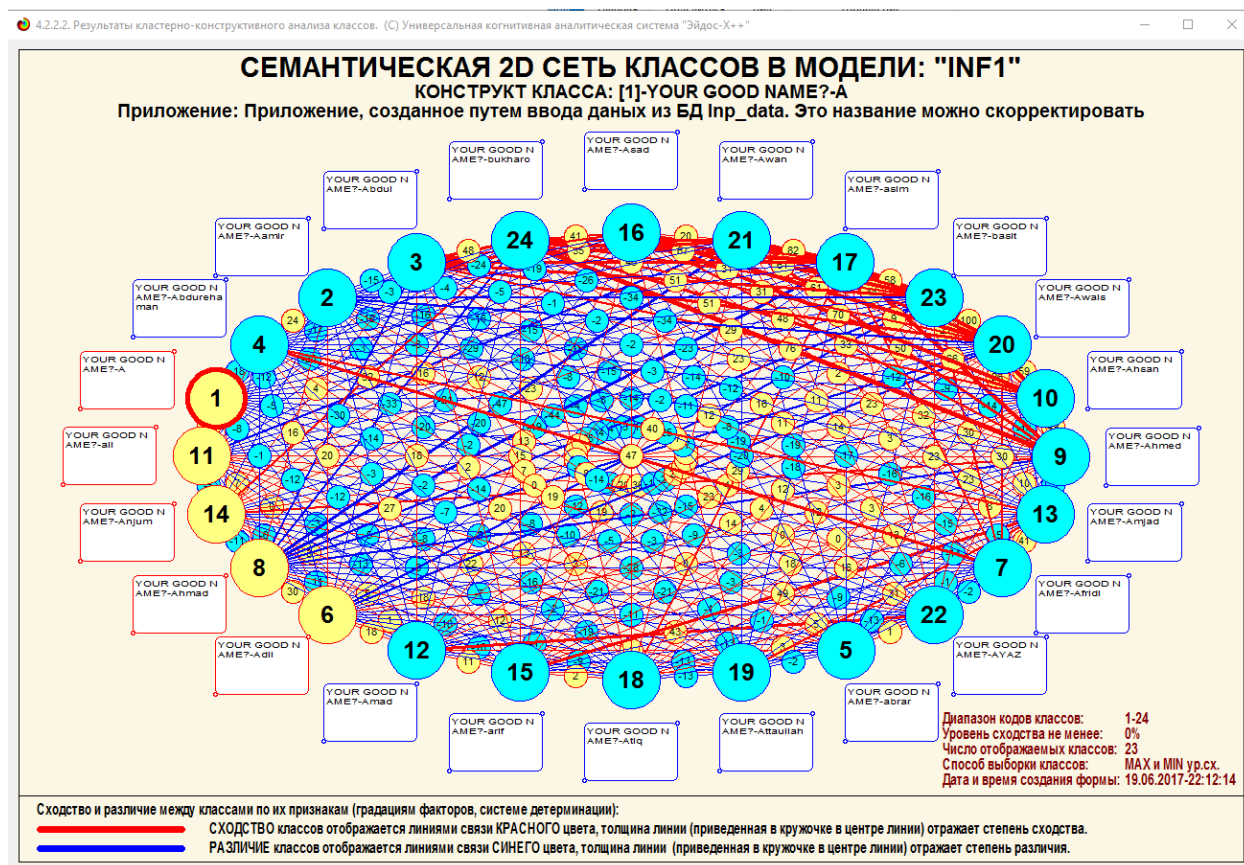


Рисунок 26. Результаты сравнения классов по системе характерных для значений чрезвычайных ситуаций

Из когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 26, мы видим, что, наибольшее количество вызовов по чрезвычайным ситуациям происходит из за болей в животе, диабета, угарного газа, пожар, утечки газа, кровоизлияний, пожарной сигнализации, средние количество вызовов из за тошноты, головокружений, травм головы, повреждений дыхательных путей, транспортных происшествий, а низкое количество вызовов из за отклонения психического состояния, головных болей, судорог и инсультов. Мы видим также, что пожары и срабатывания сигнализаций образуют один кластер, с низкой вариабельностью внутри него, а боли в животе и кровоизлияния образуют противоположный кластер с более высокой вариабельностью объектов, внутри него. Отметим также, что приведенная когнитивная диаграмма формируется системой «Эйдос» автоматически на основе созданных моделей.

2.4. Нейронная сеть

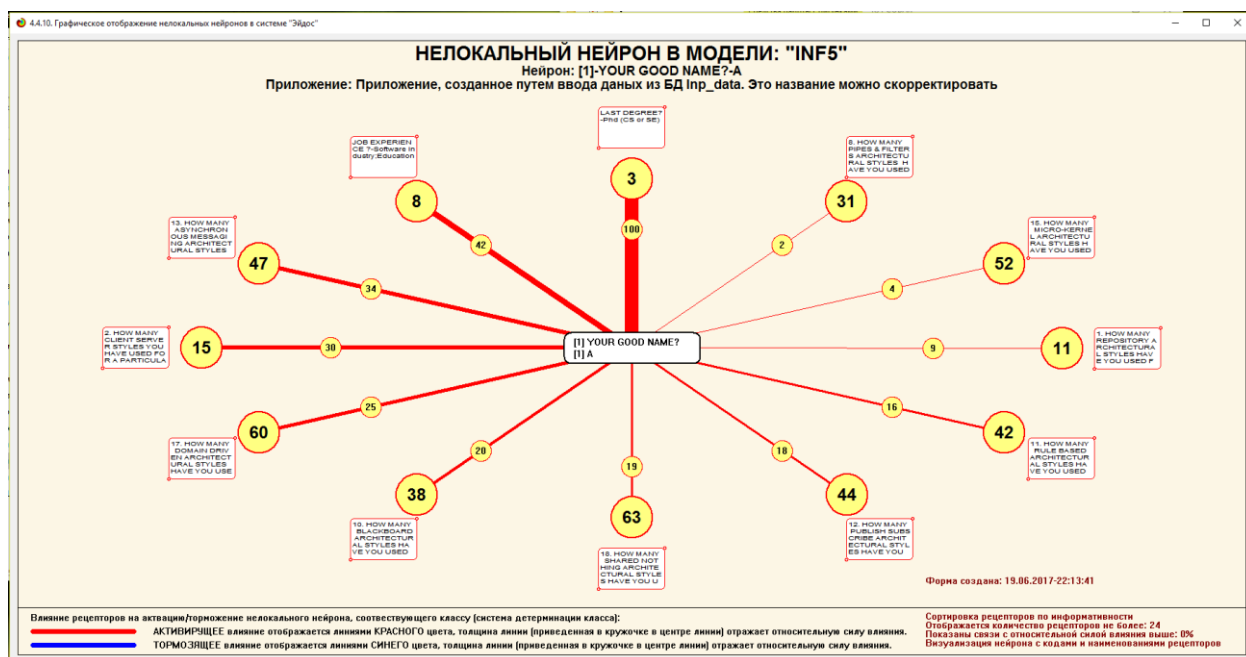


Рисунок 27. Графическое отображение нелокальных нейронов

Для каждого технологического фактора в соответствии с предложенной моделью определяется величина и направление его влияния на осуществление всех желаемых и не желаемых хозяйственных ситуаций. Для каждой ситуации эта информация отображается в различных текстовых и графических формах, в частности в форме нелокального нейрона (рисунок 27). На данной диаграмме цвет линии означает знак связи (красный – положительная, синий – отрицательная), а толщина – ее модуль.

Дополнение модели нейрона связями факторов позволяет построить классическую когнитивную карту ситуаций (будущего состояния АОУ). Детальная внутренняя структура любой связи отображается в форме инвертированной когнитивной диаграммы (рисунок 28). Необходимо отметить, что все указанные графические формы генерируются системой "Эйдос" автоматически в соответствии с созданной моделью[9].

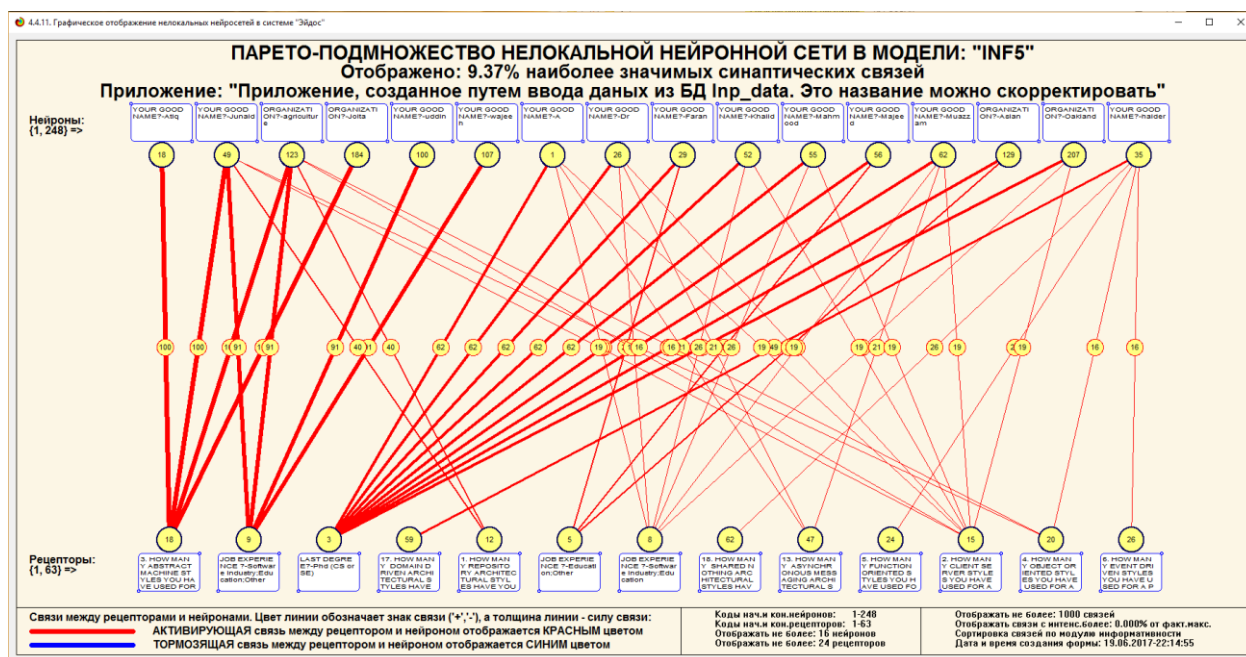


Рисунок 28 – Паретто – подмножеств нелокальной нейронной сети в системе «Эйдос - X»

2.5. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают не формализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос». Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 29).

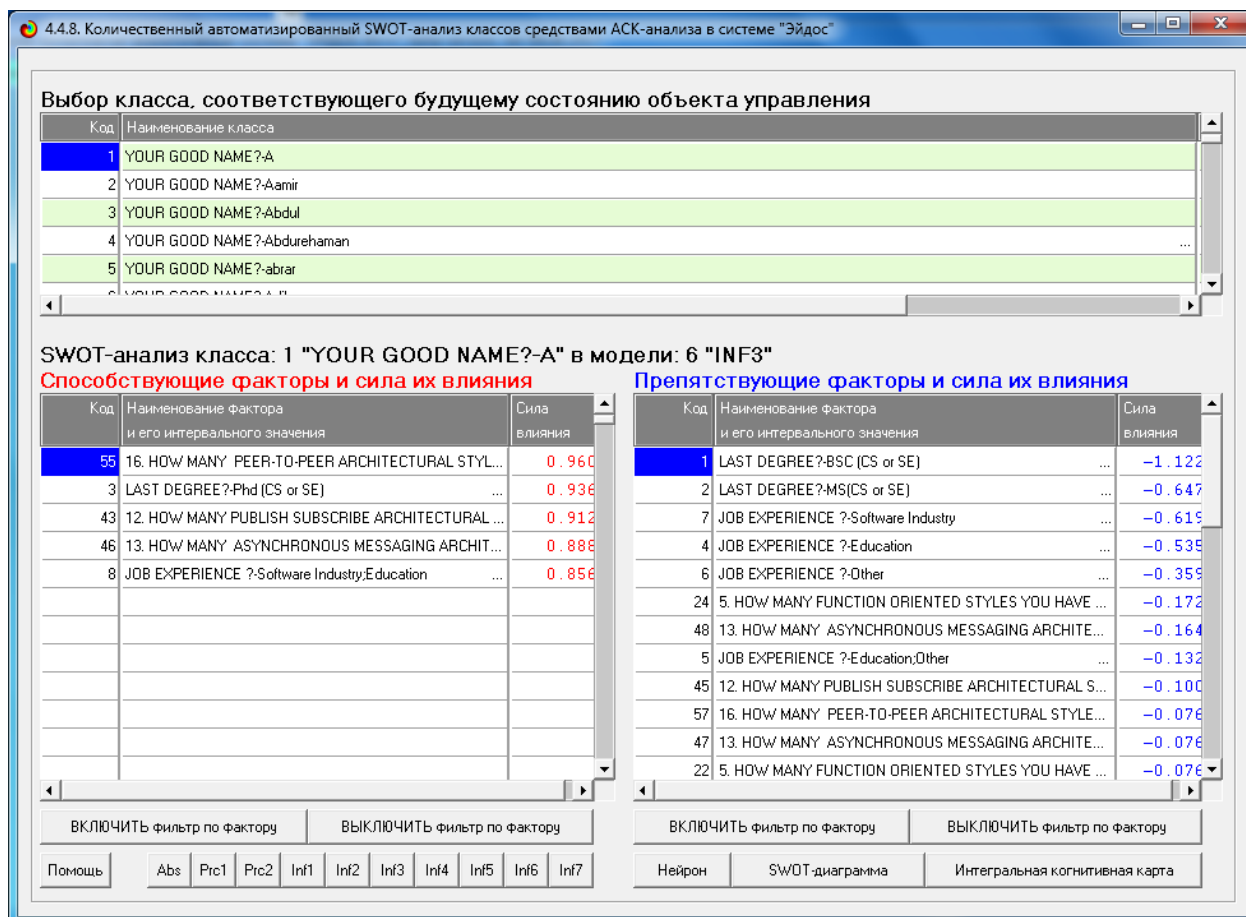


Рисунок 29. Пример SWOT-матрицы в модели INF5

На рисунке 30 приведены примеры инвертированной SWOT- матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF5.

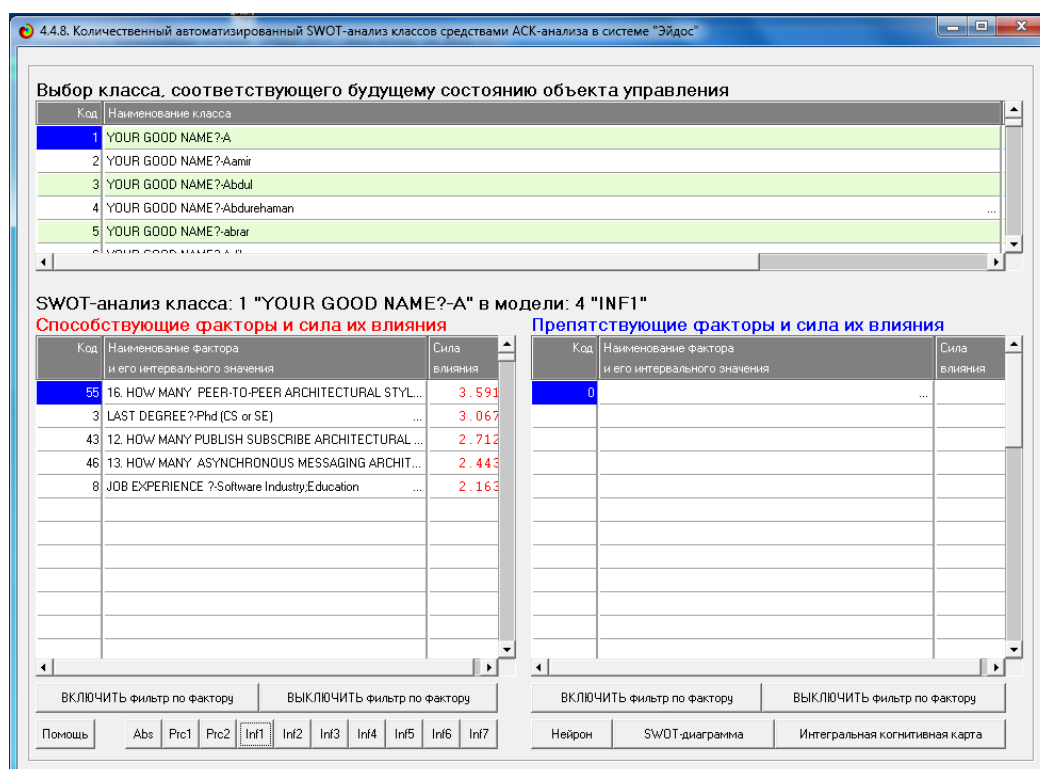


Рисунок 30. Табличная выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы «Эйдос»

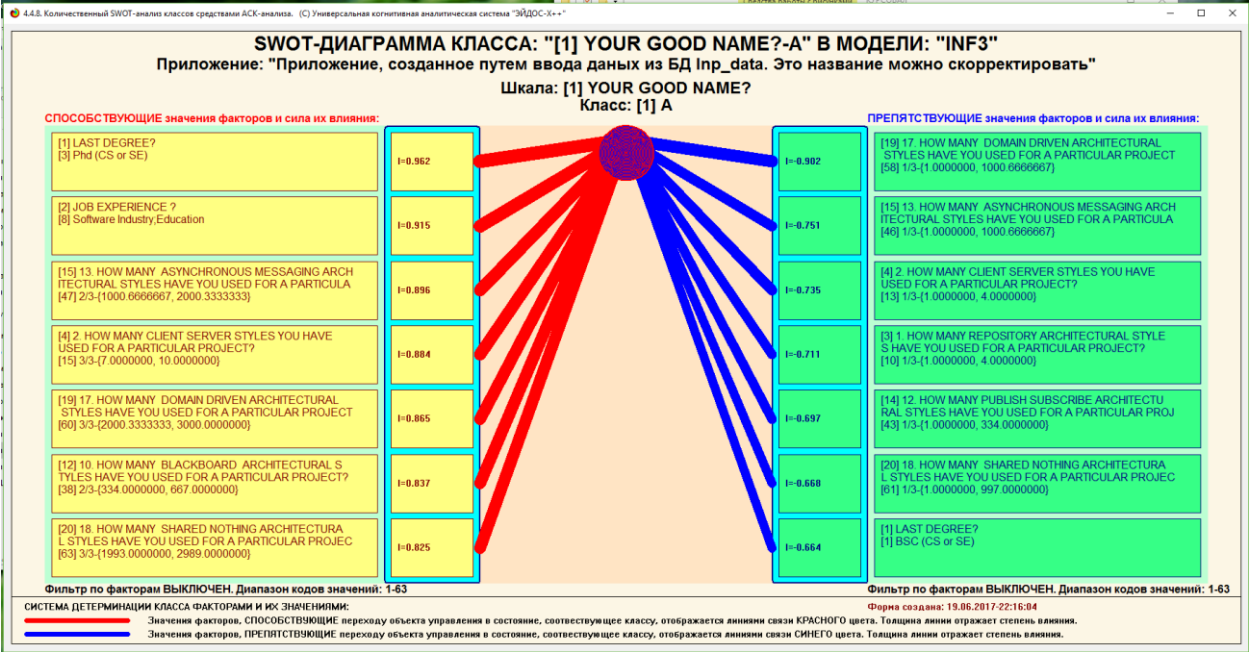


Рисунок 31. Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы «Эйдос»

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 репозитория UCI. В данной курсовой работе приводится развернутый пример использования базы данных репозитория UCI для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF5. основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,980, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 75%. 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 UCI, 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. 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.
2. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л. 3.
3. 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.
4. [Электронный ресурс]. Статья "Emergency – 911 Calls": <https://www.kaggle.com/mchirico/montcoalert>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. англ.
5. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.
6. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный

журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>, 2,062 у.п.л., <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057>.

7. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- Х++» / 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.

8. 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>

9. 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.