

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 Урлик Вадима Михайловича
курса 3 очной (заочной) формы обучения
направления подготовки Информационные системы и технологии
направленность(профиль)Интеллектуальные информационные системы и технологии.
Наименование темы «Системно-когнитивный анализ персонажей игры Pokemon GO с использованием АСК-анализа и системы Эйдос на основе данных репозитория UCI».

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

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 _____

Рецензент _____
«__07__» __июня____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 И ТЕХНОЛОГИИ

на тему:

**АСК-анализ персонажей игры Pokemon на основе данных репозитория
UCI**

выполнила студент группы ИТ1421 Урлик Вадим Михайлович

Допущен к защите _____

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

(подпись, расшифровка подписи)

Нормоконтролер Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(подпись, расшифровка подписи)

Защищена _____

Оценка_____

(дата)

Члены комиссии _____

В.И. Лойко
Е.В. Луценко
В.Н. Лаптев

(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

Студент: ИТ1421 группы 3 курса

Факультета прикладной информатики

Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии
(шифр)

Урлик Вадим Михайлович
(Ф.И.О.)

Тема проекта: ACK-анализ персонажей игры Pokemon на основе данных
репозитория UCI

Содержание задания: Проанализировать современные методы и средства
формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации
конкретных объектов с классами

Объем работы:

а) пояснительная записка к работе 34 листа формата А4

б) графическая часть 30 лист формата А4

Рекомендуемая литература: Луценко Е.В. Универсальная когнитивная
аналитическая система «Эйдос- X++» 2017 г.

Срок выполнения проекта: с “ ” по “ ” 20 г.

Срок защиты: “ ” 20 г.

Дата выдачи задания: “ ” 20 г.

Дата сдачи проекта на кафедру: “ ” 20 г.

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

(подпись, Ф.И.О., звание, степень)

Задание принял студент _____
(подпись, дата)

Краснодар

2017 г.

РЕФЕРАТ

36 страниц, 30 рисунков, 1 таблица, 8 литературных источников
ЭЙДОС X, СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА,
ГРАДАЦИИ, КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ, ОПИСАТЕЛЬНЫЕ
ШКАЛЫ

Целью работы является системно-когнитивный анализ персонажей игры Pokemon GO.

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
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	22
2.1. Решение задачи идентификации	22
2.2. Когнитивные функции	24
2.3. Кластерно-конструктивный анализ	29
2.4. Нейронная сеть на основе АСК.....	30
2.5. SWOT и PEST матрицы и диаграммы	31
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	34
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	35

ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрен системно-когнитивный анализ персонажей игры Pokemon GO.

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 «EPI_R» 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 alleexcel возьмем базу данных покемонов – «EPI_R.xls», которую оставим без изменений. Ссылка на базу данных <https://www.kaggle.com/abcsds/pokemon>.

Общее описание задачи:

1. Номер покемона
2. name - имя
3. type 1 – первый тип покемона
4. type 2 – второй тип покемона
5. max cp – максимальный урон
6. max hp – максимальное здоровье

Столбцы 1,2,3,4,6 описательные шкалы.

Столбец 5 является классификационной шкалой, а колонки со 2 по 6 являются описательными шкалами.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – EPI_R.xls

Pokemon No.	Name	Type 1	Type 2	Max CP	Max HP
1	Bulbasaur	Grass	Poison	1079	83
2	Ivysaur	Grass	Poison	1643	107
3	Venusaur	Grass	Poison	2598	138
4	Charmander	Fire	Nan	962	73
5	Charmeleon	Fire	Nan	1568	103
6	Charizard	Fire	Flying	2620	135
7	Squirtle	Water	Nan	1015	81
8	Wartortle	Water	Nan	1594	105
9	Blastoise	Water	Nan	2560	137
10	Caterpie	Bug	Nan	446	83
11	Metapod	Bug	Nan	481	91
12	Butterfree	Bug	Flying	1465	107

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 и перенесем 5 столбец на 2 позицию в результате получим новую таблицу.

Pokemon No.	Max CP	Name	Type 1	Type 2	Max HP
1	1079	Bulbasaur	Grass	Poison	83
2	1643	Ivysaur	Grass	Poison	107
3	2598	Venusaur	Grass	Poison	138
4	962	Charmander	Fire	Nan	73
5	1568	Charmeleon	Fire	Nan	103
6	2620	Charizard	Fire	Flying	135
7	1015	Squirtle	Water	Nan	81
8	1594	Wartortle	Water	Nan	105
9	2560	Blastoise	Water	Nan	137
10	446	Caterpie	Bug	Nan	83
11	481	Metapod	Bug	Nan	91
12	1465	Butterfree	Bug	Flying	107
13	452	Weedle	Bug	Poison	75
14	488	Kakuna	Bug	Poison	83

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 «А» 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.

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

Автоматическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Стандарт XLS-файла

Стандарт DBF-файла

Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

- Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
- Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
- Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?
- Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

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

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

В качестве классов рассматриваются:

- Значения полей целиком
- Элементы значений полей - слова
- Элементы значений полей - символы

Проводить лемматизацию

Не проводить лемматизацию

Интерпретация TXT-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

Ok **Cancel**

Рисунок 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" – 2(второй столбец в таблице);
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 2, "Конечный столбец описательных шкал" – 5.
- "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец.интерпретацию TXT-полей".

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

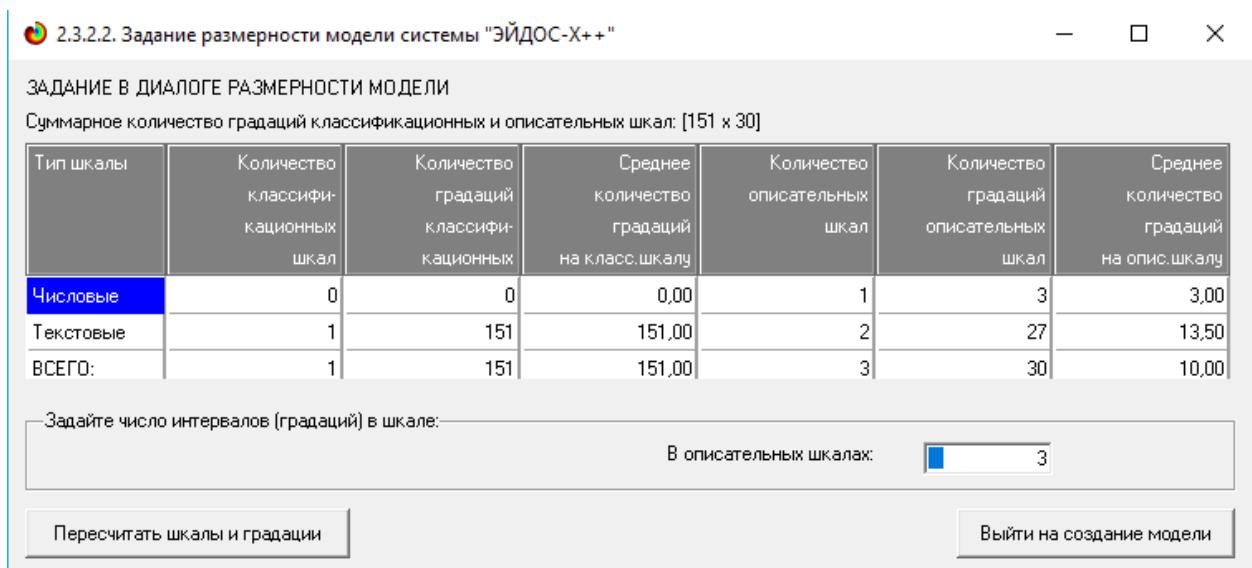


Рисунок 2. Задание размерности модели системы "Эйдос"

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 "OK".

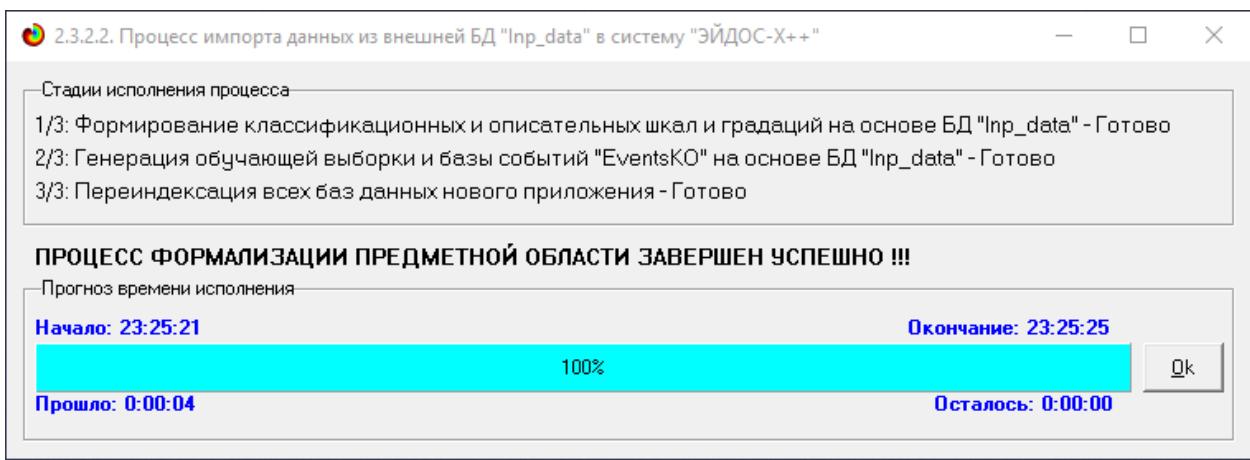


Рисунок 3. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

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).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	NAME
2	Aerodactyl
3	Alakazam
4	Abra
5	Arcanine
6	Articuno
7	Beedrill
8	Bellsprout
9	Blastoise
10	Bulbasaur
11	Butterfree
12	Caterpie
13	Chansey
14	Charizard
15	Charmander
16	Charmeleon
17	Clefable
18	Clefairy
19	Cloyster
20	Cubone
21	Dewgong
22	Diglett

Рисунок 4. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

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

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование описательной шкалы
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	NAME
2	TYPE 1
3	TYPE 2
4	MAX HP
1	Abra
2	Aerodactyl
3	Alakazam
4	Arbok
5	Arcanine
6	Articuno
7	Beedrill
8	Bellsprout
9	Blastoise
10	Bulbasaur
11	Butterfree
12	Caterpie
13	Chansey
14	Charizard
15	Chamander
16	Charmeleon
17	Clefable
18	Clefairy
19	Cloyster
20	Cubone
21	Dewgong
22	Diglett

Помощь Доб.шкалу Доб.град.шкалы Копир.шкалу Копир.град.шкалы Копир.шкалу с град. Удал.шкалу с град. Удал.град.шкалы Перекодировать Очистить

Рисунок 5. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"												
Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время									
1												
2												
3												
4												
5												
6												
7												
8												
9												
10												
Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	10	0	0	0	1	8	23	0	0	0	0	0

Помощь Скопировать обуч.выб в расп. Добавить объект Добавить классы Добавить признаки Удалить объект Удалить классы Удалить признаки Очистить БД

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.

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).

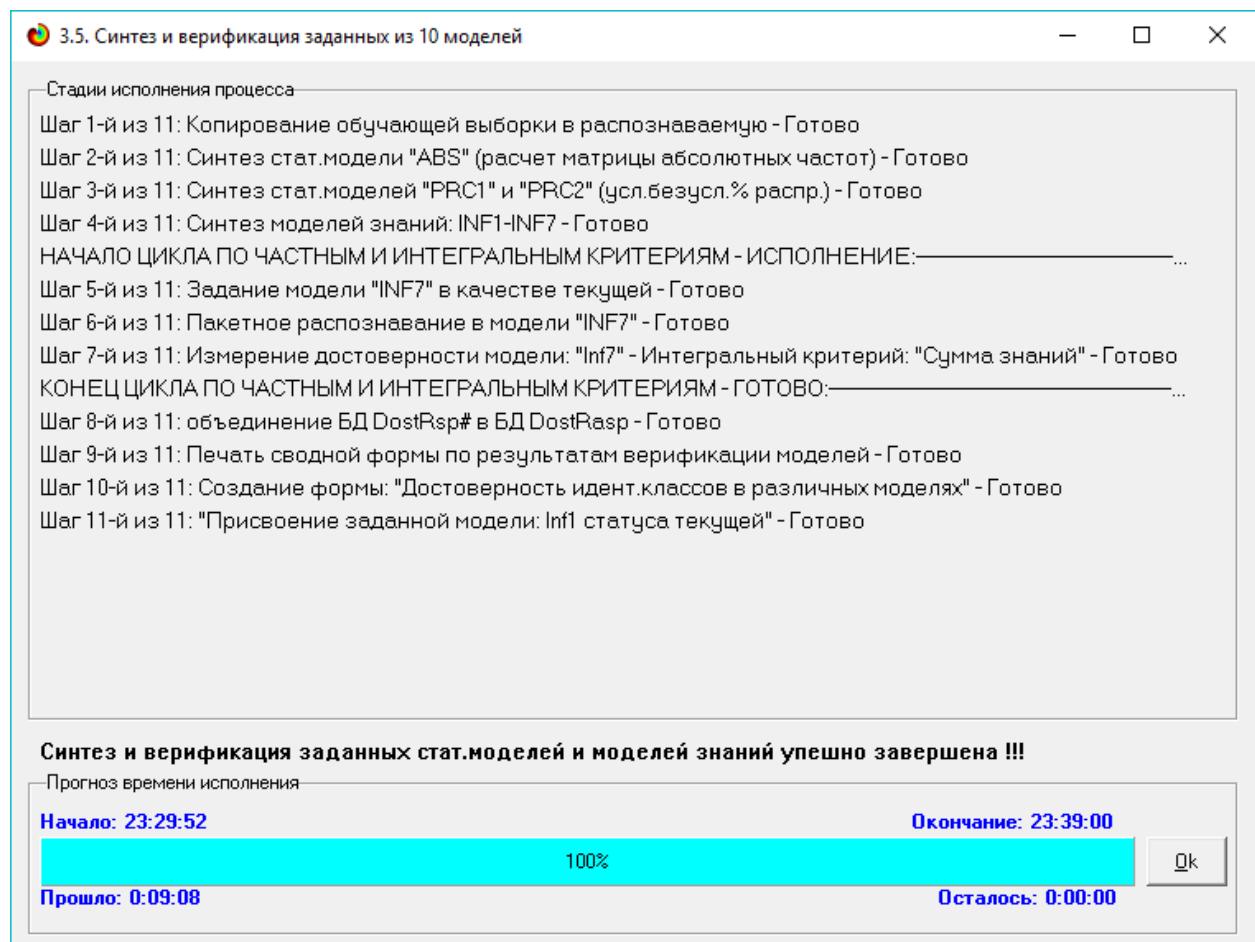


Рисунок 7. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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.

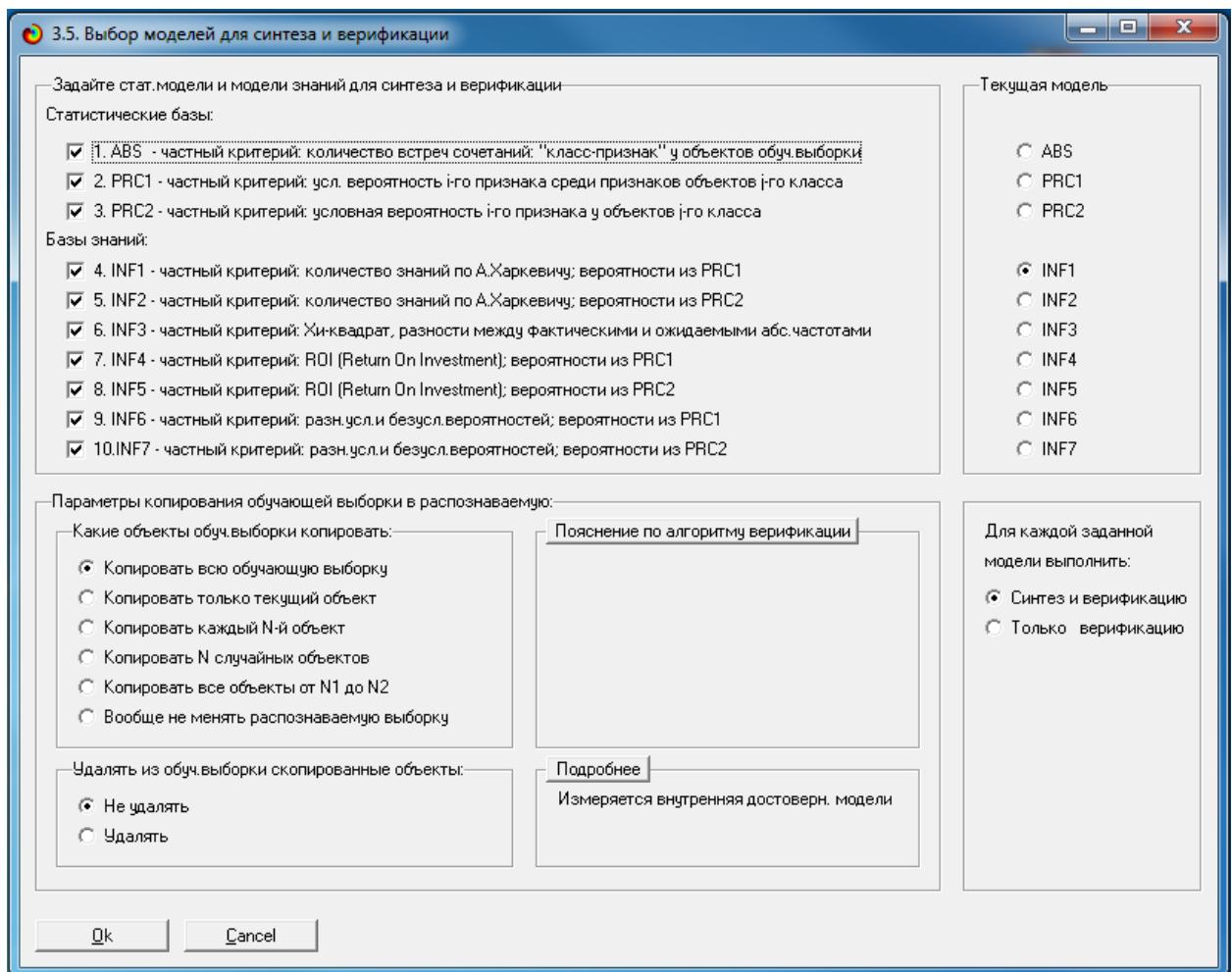


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 15 минут, так как обрабатывается большой объем данных (58 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.

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

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

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"															
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. NAME ABRA	2. NAME AERODACT...	3. NAME ALAKAZAM	4. NAME ARBOK	5. NAME ARCANINE	6. NAME ARTICUNO	7. NAME BEEDRILL	8. NAME BELSPRO...	9. NAME BLASTOISE	10. NAME BULBASAUR	11. NAME BUTTERFL...	12. NAME CATERPIE	13. NAME CHANSEY	14. CH
1	TYPE 1-Bug									3.215				3.215	3.215
2	TYPE 1-Dragon														
3	TYPE 1-Electric														
4	TYPE 1-Fairy														
5	TYPE 1-Fighting														
6	TYPE 1-Fire							3.215							
7	TYPE 1-Ghost														
8	TYPE 1-Grass														
9	TYPE 1-Ground														
10	TYPE 1-Ice									5.483					
11	TYPE 1-Normal														2.447
12	TYPE 1-Poison									3.019					
13	TYPE 1-Psychic	3.579		3.579											
14	TYPE 1-Rock		3.579												
15	TYPE 1-Water											2.142			
16	TYPE 2-Fairy														
17	TYPE 2-Fighting														
18	TYPE 2-Flying		2.633					2.633					2.633		
19	TYPE 2-Grass														
20	TYPE 2-Ground														
21	TYPE 2-Ice														
22	TYPE 2-Nan	0.751		0.751	0.751	0.751					0.751		0.751	0.751	
23	TYPE 2-Poison										2.633	2.633	2.633		
24	TYPE 2-Psychic														

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

5.5. Модель: "7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1"															
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. NAME ABRA	2. NAME AERODACT...	3. NAME ALAKAZAM	4. NAME ARBOK	5. NAME ARCANINE	6. NAME ARTICUNO	7. NAME BEEDRILL	8. NAME BELSPRO...	9. NAME BLASTOISE	10. NAME BULBASAUR	11. NAME BUTTERFL...	12. NAME CATERPIE	13. NAME CHANSEY	14. CH
1	TYPE 1-Bug									11.667				11.667	11.667
2	TYPE 1-Dragon														
3	TYPE 1-Electric														
4	TYPE 1-Fairy														
5	TYPE 1-Fighting														
6	TYPE 1-Fire							11.667							
7	TYPE 1-Ghost														
8	TYPE 1-Grass										11.667	11.667			
9	TYPE 1-Ground														
10	TYPE 1-Ice									75.000					5.909
11	TYPE 1-Normal														
12	TYPE 1-Poison									9.857					
13	TYPE 1-Psychic	15.889		15.889											
14	TYPE 1-Rock		15.889												
15	TYPE 1-Water										4.429				
16	TYPE 2-Fairy														
17	TYPE 2-Fighting														
18	TYPE 2-Flying			7.000				7.000				7.000			
19	TYPE 2-Grass														
20	TYPE 2-Ground														
21	TYPE 2-Ice														
22	TYPE 2-Nan	0.810		0.810	0.810	0.810	0.810				0.810		0.810	0.810	
23	TYPE 2-Poison									7.000	7.000	7.000			
24	TYPE 2-Psychic														

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

5.5. Модели: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми abs.частотами"															
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. NAME ABRA	2. NAME AERODACT...	3. NAME ALAKAZAM	4. NAME ARBOK	5. NAME ARCANINE	6. NAME ARTICUNO	7. NAME BEEDRILL	8. NAME BELLSPRO...	9. NAME BLASTOISE	10. NAME BULBASAUR	11. NAME BUTTERFL...	12. NAME CATERPI	13. NAME CHANSEY	14.
1	TYPE 1-Bug	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	0.921	-0.079	-0.079	-0.079	0.921	0.921	-0.079		
2	TYPE 1-Dragon	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	
3	TYPE 1-Electric	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	
4	TYPE 1-Fairy	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	
5	TYPE 1-Fighting	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	-0.046	
6	TYPE 1-Fire	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	0.921	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	
7	TYPE 1-Ghost	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	
8	TYPE 1-Grass	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	-0.079	0.921	-0.079	0.921	-0.079	-0.079	
9	TYPE 1-Ground	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	-0.053	
10	TYPE 1-Ice	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	0.987	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	
11	TYPE 1-Normal	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	-0.145	0.855	
12	TYPE 1-Poison	-0.092	-0.092	-0.092	0.908	-0.092	-0.092	-0.092	-0.092	-0.092	-0.092	-0.092	-0.092	-0.092	
13	TYPE 1-Psychic	0.941	-0.059	0.941	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	
14	TYPE 1-Rock	-0.059	0.941	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	-0.059	
15	TYPE 1-Water	-0.184	-0.184	-0.184	-0.184	-0.184	-0.184	-0.184	-0.184	0.816	-0.184	-0.184	-0.184	-0.184	
16	TYPE 2-Fairy	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	-0.026	
17	TYPE 2-Fighting	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	-0.007	
18	TYPE 2-Flying	-0.125	0.875	-0.125	-0.125	0.875	-0.125	-0.125	-0.125	-0.125	-0.125	0.875	-0.125	-0.125	
19	TYPE 2-Glass	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	
20	TYPE 2-Ground	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	
21	TYPE 2-Ice	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	
22	TYPE 2-NaN	0.447	-0.553	0.447	0.447	0.447	-0.553	-0.553	-0.553	0.447	-0.553	0.447	-0.553	0.447	
23	TYPE 2-Poison	-0.125	-0.125	-0.125	-0.125	-0.125	-0.125	-0.125	0.875	0.875	-0.125	0.875	-0.125	-0.125	
24	TYPE 2-Psychic	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	-0.039	

1.5. Результаты верификации моделей

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

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит.. Текущая модель: "INF1"														
Назначение модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов в выборке	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 моду... временн... со... истинно-положительных решений (ST)	Сумма моду... временн... со... истинно-отрицательных решений (SF)	Сумма моду... временн... со... ложн... положительных решений (SP)	Сумма моду... временн... со... ложн... отрицательных решений (SF)	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сокращений "класс..."	Корреляция abs.частот с общ...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	116.575	180.289			
1. ABS - частный критерий: количество встреч сокращений "класс..."	Сумма abs.частот по признак...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	104.061	115.481			
2. PRD1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	116.575	180.289			
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	113.817	173.201			
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	116.576	180.289			
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	113.817	173.201			
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харлебину; в...	Семантический резонанс зна...	151	23	291	11	128	0.676	0.152	0.249	6.416	88.667	1.247	12.16	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харлебину; в...	Сумма знаний	151	150	205	97	1	0.607	0.993	0.754	23.247	21.287	4.880	0.11	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харлебину; в...	Семантический резонанс зна...	151	23	291	11	128	0.676	0.152	0.248	6.416	88.667	1.247	12.16	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактами	Семантический резонанс зна...	151	97	221	81	54	0.945	0.642	0.590	56.370	115.664	36.814	11.500	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактами	Сумма знаний	151	97	221	81	54	0.945	0.642	0.590	57.880	88.029	37.945	7.79	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	151	12	292	10	139	0.545	0.079	0.139	2.941	104.676	0.739	20.22	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	151	151	183	119	57	0.559	1.000	0.717	15.055	3.955	4.836		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	151	12	292	10	139	0.545	0.079	0.139	2.941	104.676	0.739	20.22	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	151	151	183	119	57	0.559	1.000	0.717	15.055	3.955	4.836		
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	151	94	222	80	57	0.940	0.623	0.578	55.146	129.578	38.658	21.68	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	151	97	219	83	54	0.939	0.642	0.586	13.637	80.065	10.781	2.01	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	151	94	222	80	57	0.940	0.623	0.578	55.146	129.578	38.658	21.68	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	151	97	219	83	54	0.939	0.642	0.586	13.637	80.065	10.781	2.01	

Рисунок 9. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4 и INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергена) составляет 0,806, а точность модели (L1-мера профессора Луценко 0,945). 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 [10] (рисунок 10).

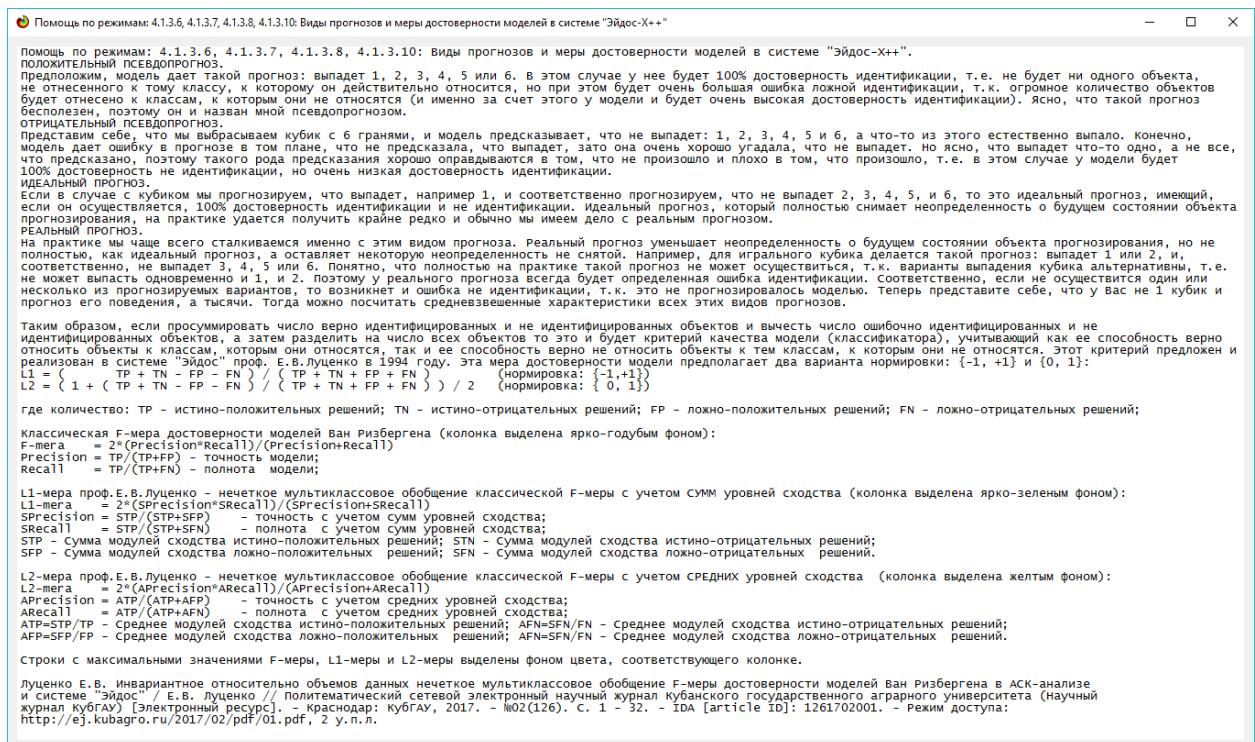


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

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 INF4.

4.1.3.11. Част.распр.уровн.сход.TP,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	-87
1. ABS - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: КОЛИЧЕСТВО ВСТРЕЧ СОЧЕТАНИЯ 'УКЛАСС ПРИЗНАК' У ОБЪЕКТА														
Интегральный критерий: КОРРЕЛЯЦИЯ АБС.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 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. PRC1 - ЧАСТНЫЙ КРИТЕРИЙ: УСЛ. ВЕРОЯТНОСТЬ ИГО ПРИЗНАКА СРЕДИ ПРИЗНАКОВ ОБЪЕКТА														
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)														

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

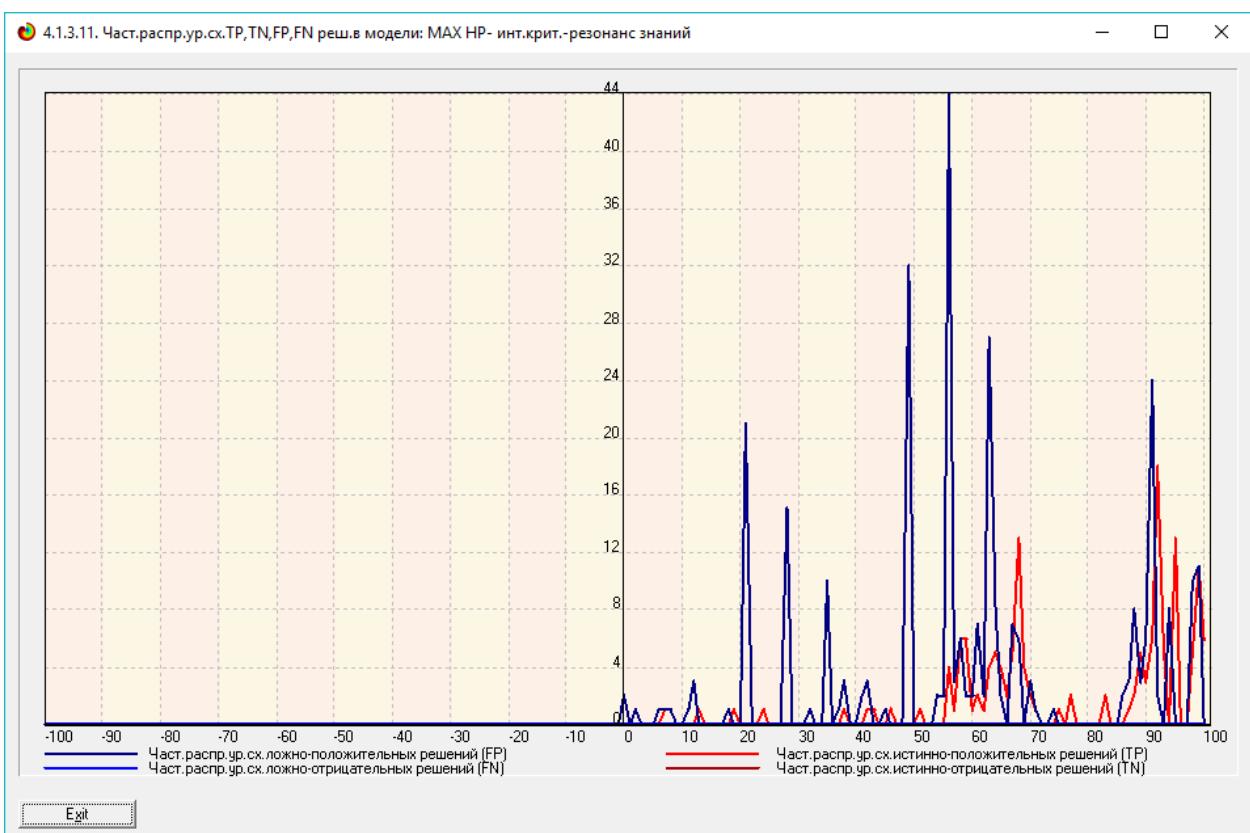


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF4

Из рисунка 11 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF4 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 9);
- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF5 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 15% уровня сходства. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 90%) 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 12):

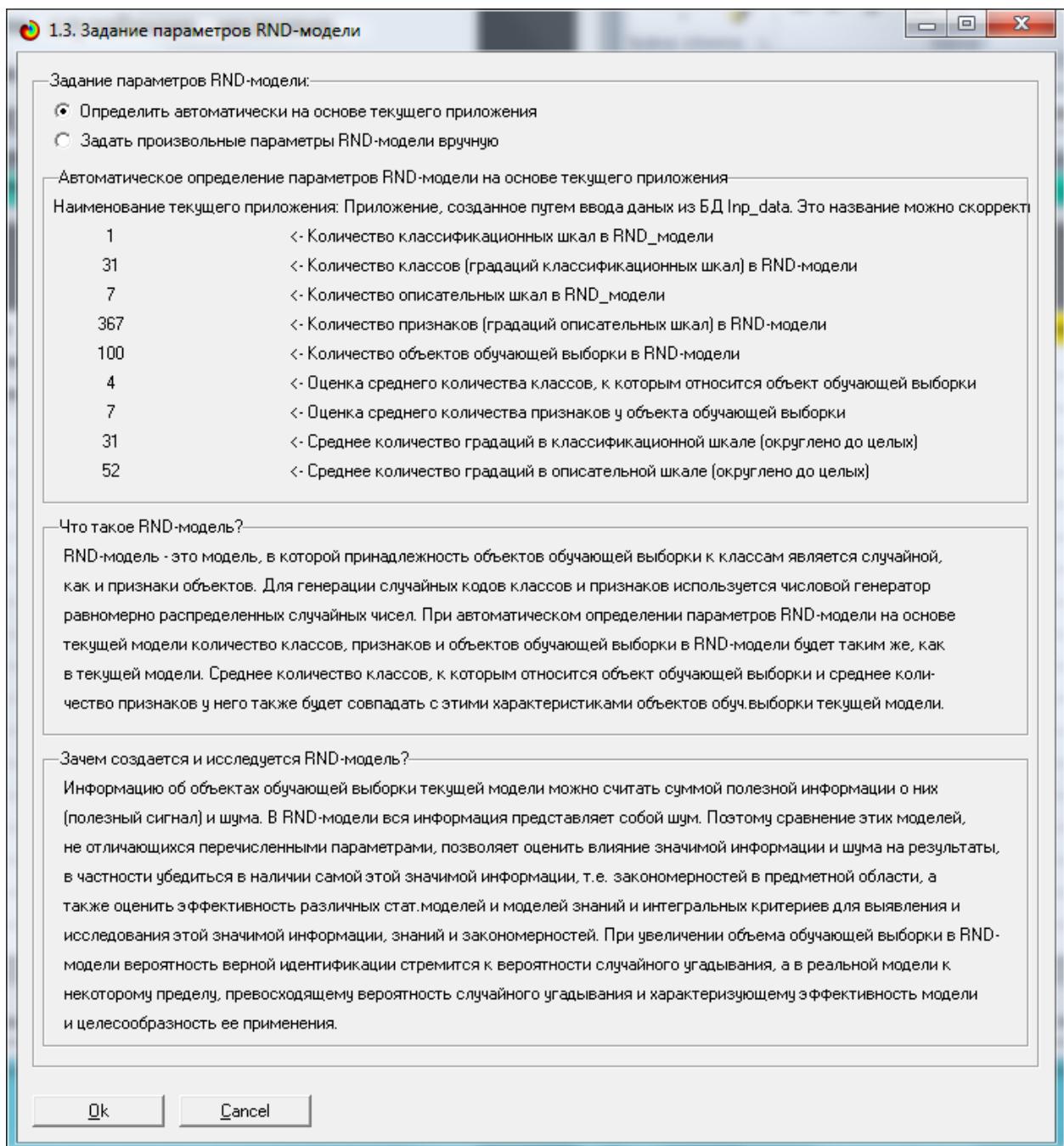
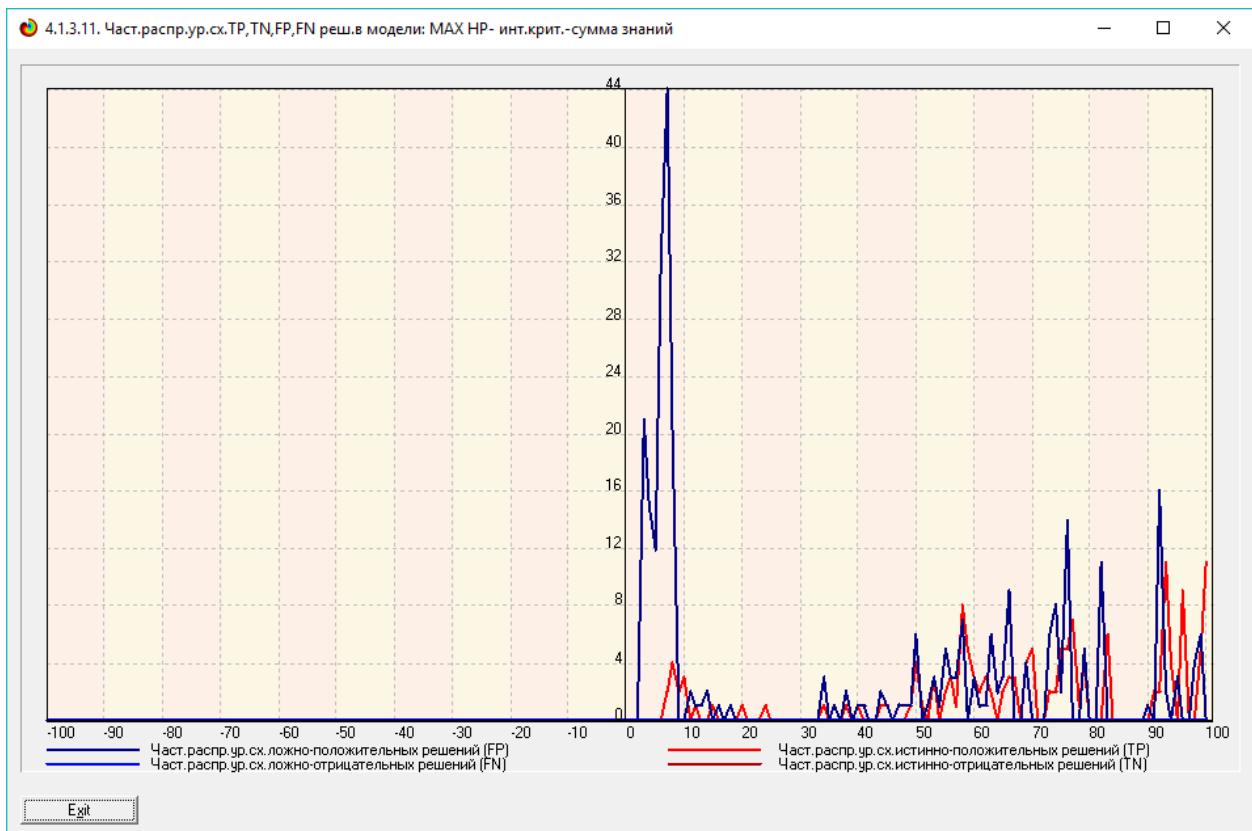


Рисунок 12. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

На рисунке 13 показано частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF4



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.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-логических решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложн. положительных решений (FP)	Число ложн. отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Гамма Ван Ридбергена	Сумма модуляционной ско... истинно-отрицательных решений (ST)	Сумма модуляционной ско... истинно-положительных решений (SP)	Сумма модуляционной ско... истинно-отрицательных решений (SF)
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединок "Улас.."	Корреляция abs. частот с обр...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	116.575		180.289
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединок "Улас.."	Сумма abs. частот по признак...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	104.061		115.481
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	116.575		180.289
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность iго признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	113.817		173.201
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность iго признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	116.576		180.289
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность iго признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	151	151		302		0.333	1.000	0.500	113.817		173.201
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХареевому; в...	Семантический резонанс зна...	151	23	291	11	128	0.676	0.152	0.249	6.416	88.667	1.247
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХареевому; в...	Сумма знаний	151	150	205	97	1	0.607	0.993	0.754	23.247	21.287	4.880
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХареевому; в...	Семантический резонанс зна...	151	23	291	11	128	0.676	0.152	0.249	6.416	88.667	1.247
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХареевому; в...	Сумма знаний	151	150	205	97	1	0.607	0.993	0.754	23.247	21.287	4.880
6. INF3 - частный критерий: Хинкеллат, разности между фактами...	Семантический резонанс зна...	151	97	221	81	54	0.545	0.642	0.590	56.370	115.664	36.814
6. INF3 - частный критерий: Хинкеллат, разности между фактами...	Сумма знаний	151	97	221	81	54	0.545	0.642	0.590	57.880	88.029	37.945
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	151	12	292	10	139	0.545	0.079	0.139	2.941	104.676	0.739
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	151	151	183	119		0.559	1.000	0.717	15.055	3.955	4.836
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	151	12	292	10	139	0.545	0.079	0.139	2.941	104.676	0.739
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	151	151	183	119		0.559	1.000	0.717	15.055	3.955	4.836
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	151	94	222	80	57	0.540	0.623	0.578	55.146	129.578	38.658
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	151	97	219	83	54	0.539	0.642	0.586	13.637	80.065	10.781
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	151	94	222	80	57	0.540	0.623	0.578	55.146	129.578	38.658
10.INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	151	97	219	83	54	0.539	0.642	0.586	13.637	80.065	10.781

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 INF4, 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 INF1 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

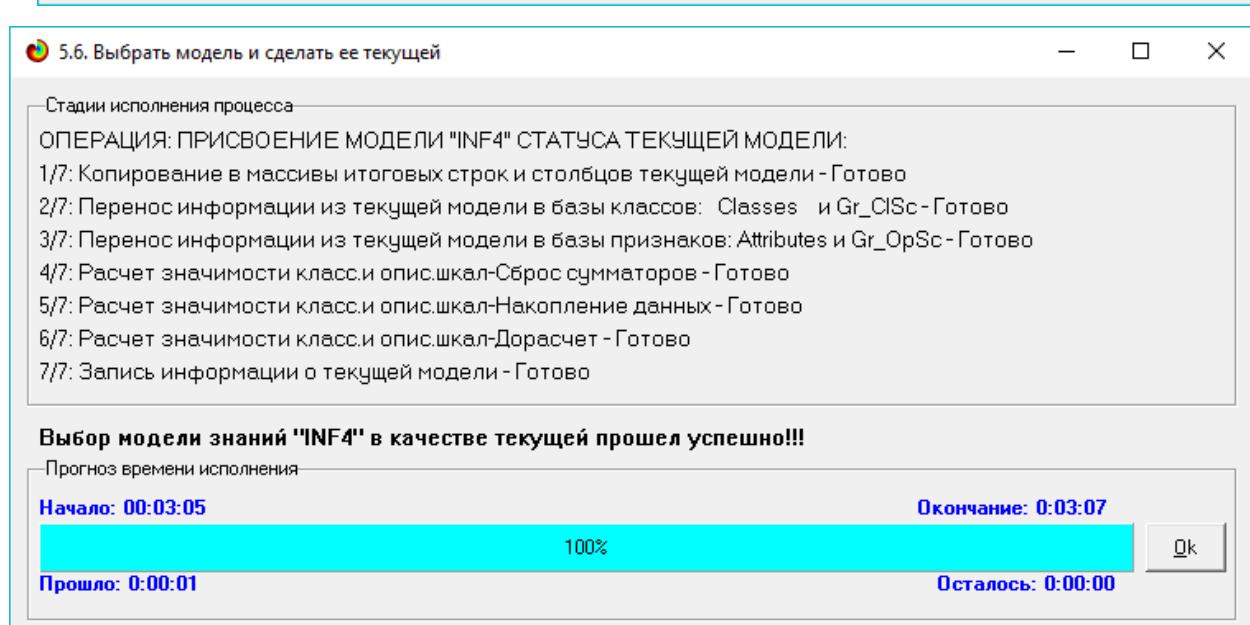
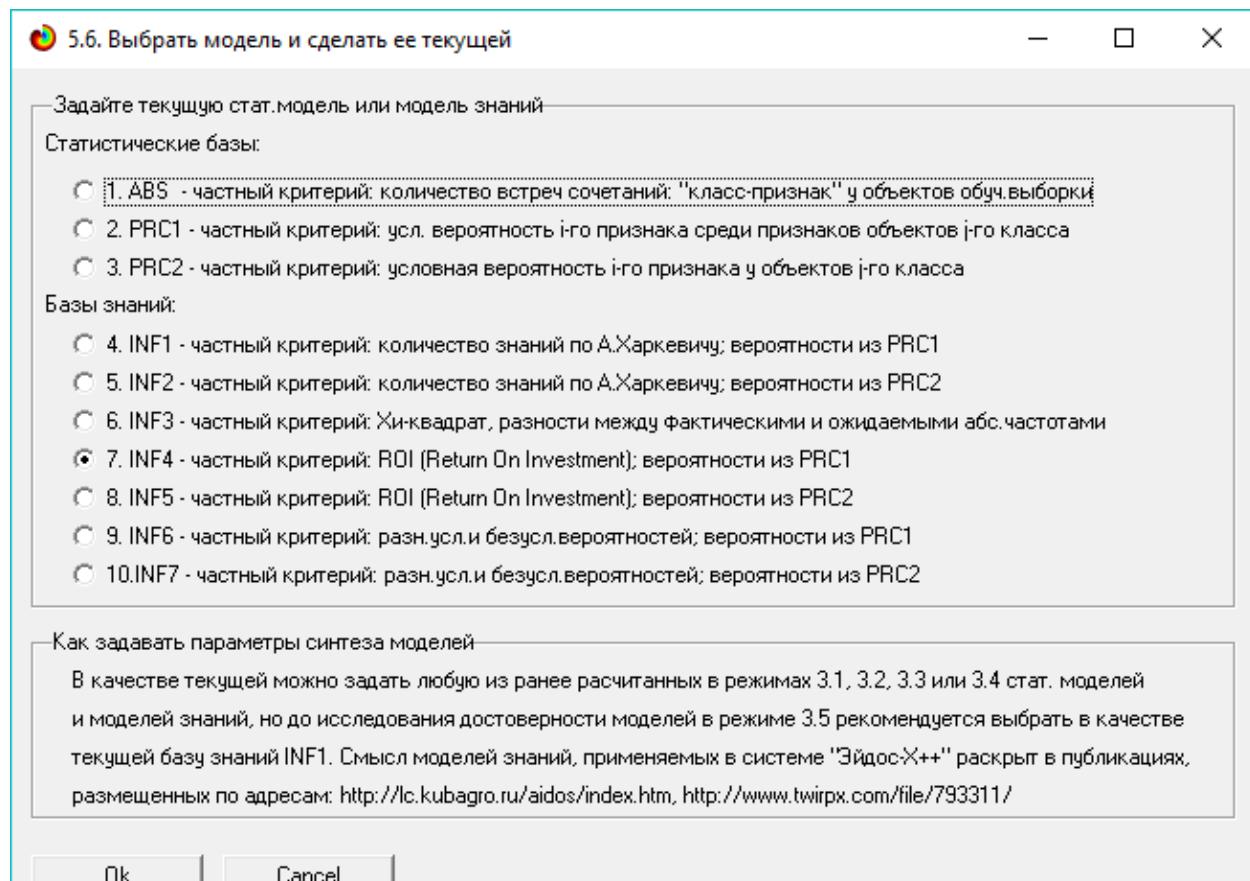


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

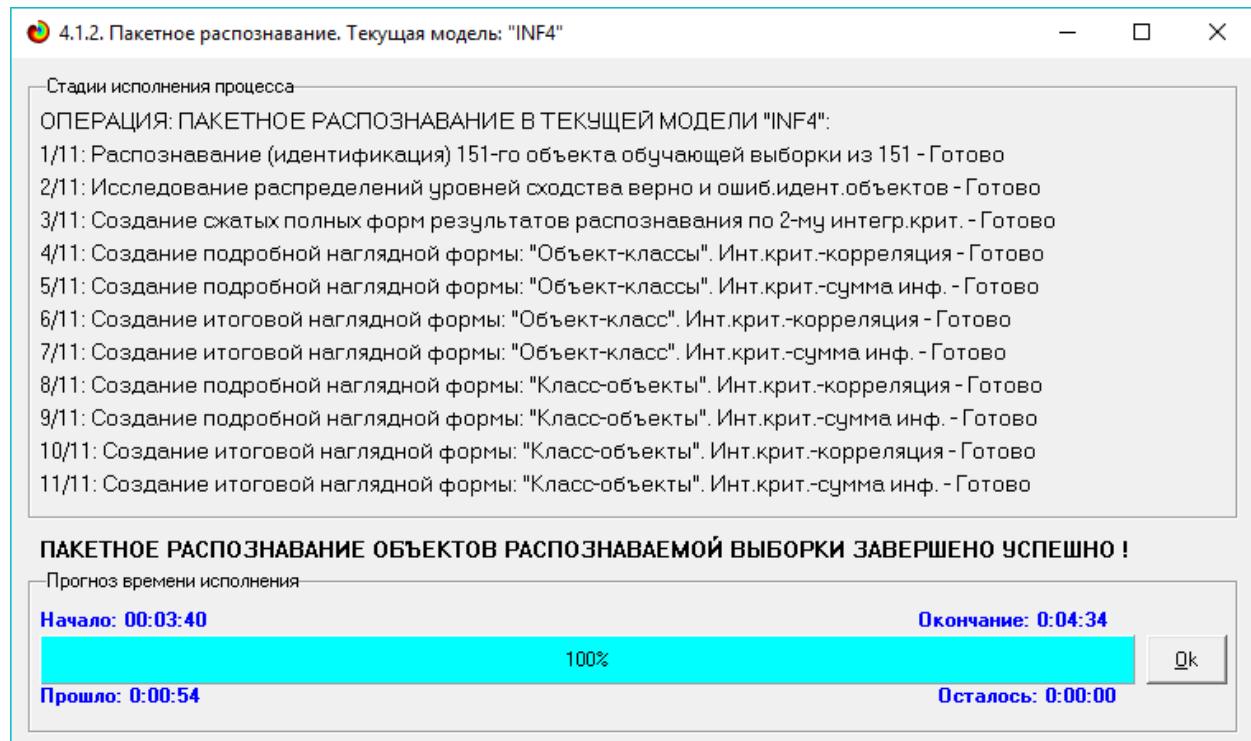


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

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

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
5. Подробно 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 INF1 на основе наблюдения предыстории их развития:

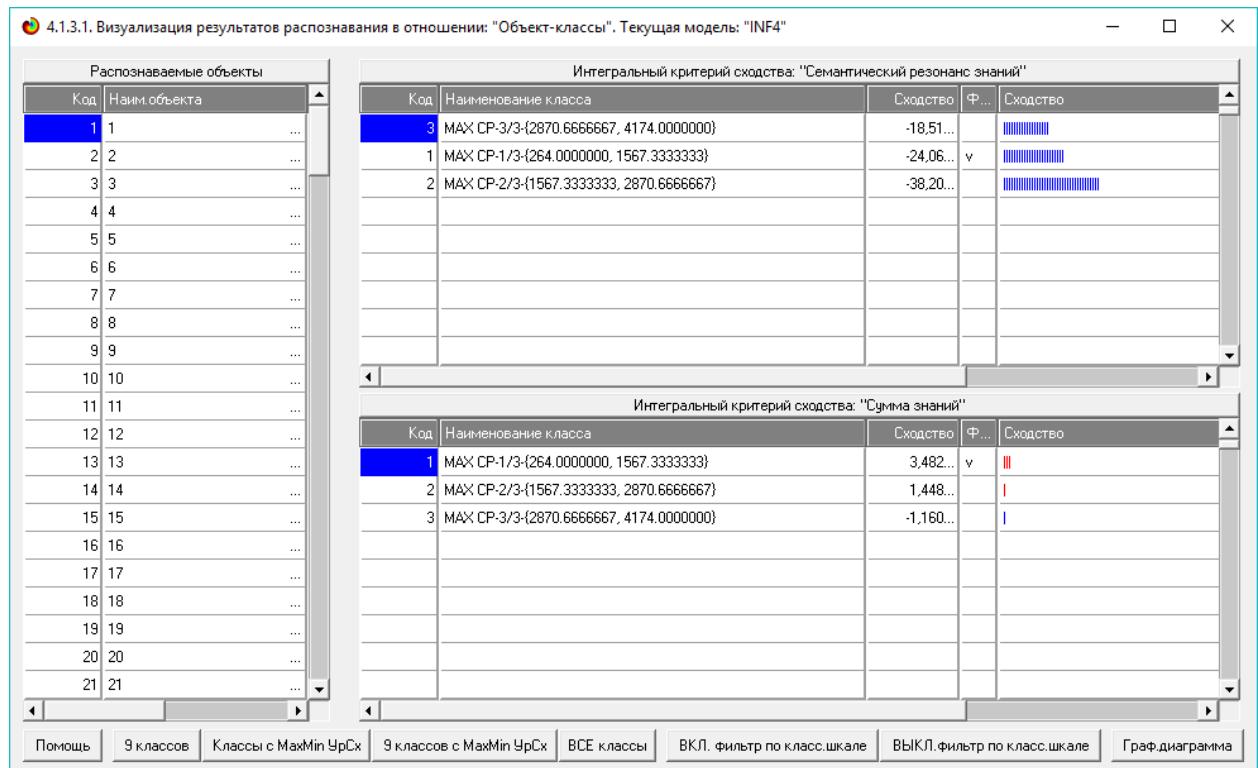


Рисунок 17. Пример идентификации классов в модели INF4

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)

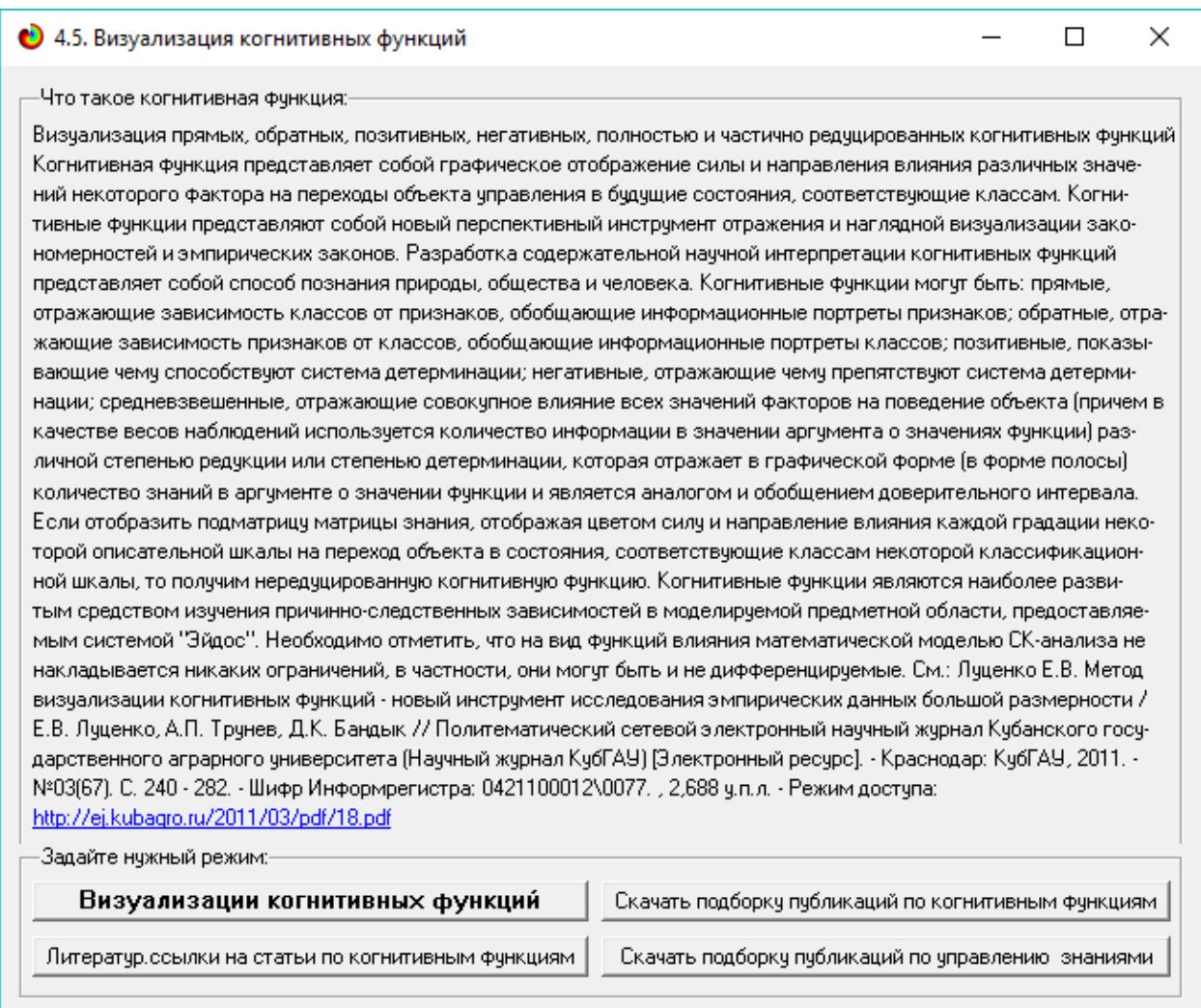


Рисунок 19. Экранная форма режима визуализации когнитивных функций

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 малой широте и долготе преобладает rating-1/3 (1.8750000, 2.9166667). В

средней широте и долготе вызовы, rating-2/3 (2.9166667, 3.9583333). В большей широте и долготе преобладает rating-3/3 (3.9583333, 5.0000000)

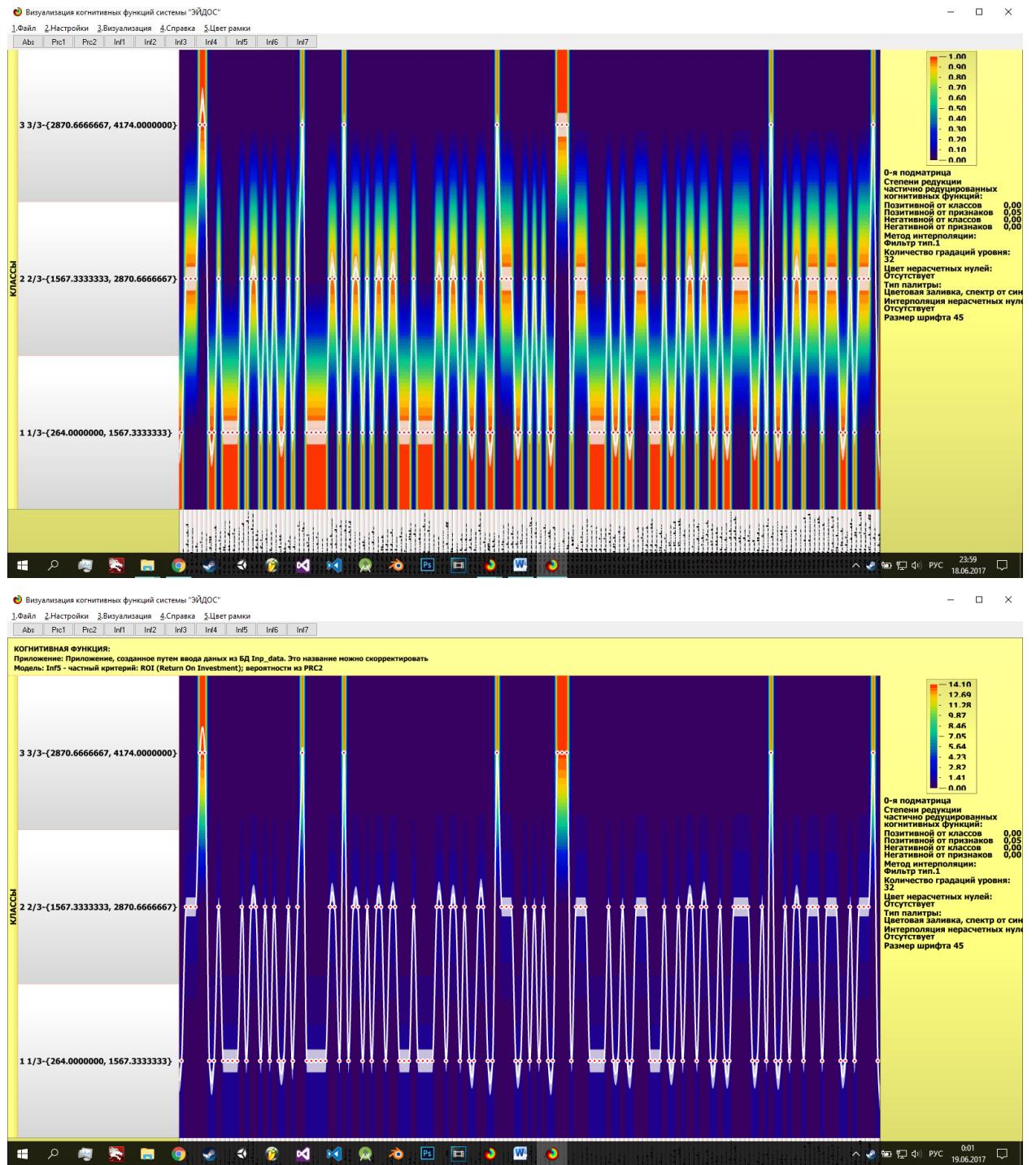


Рисунок 20. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь широты и долготы с максимальным уроном

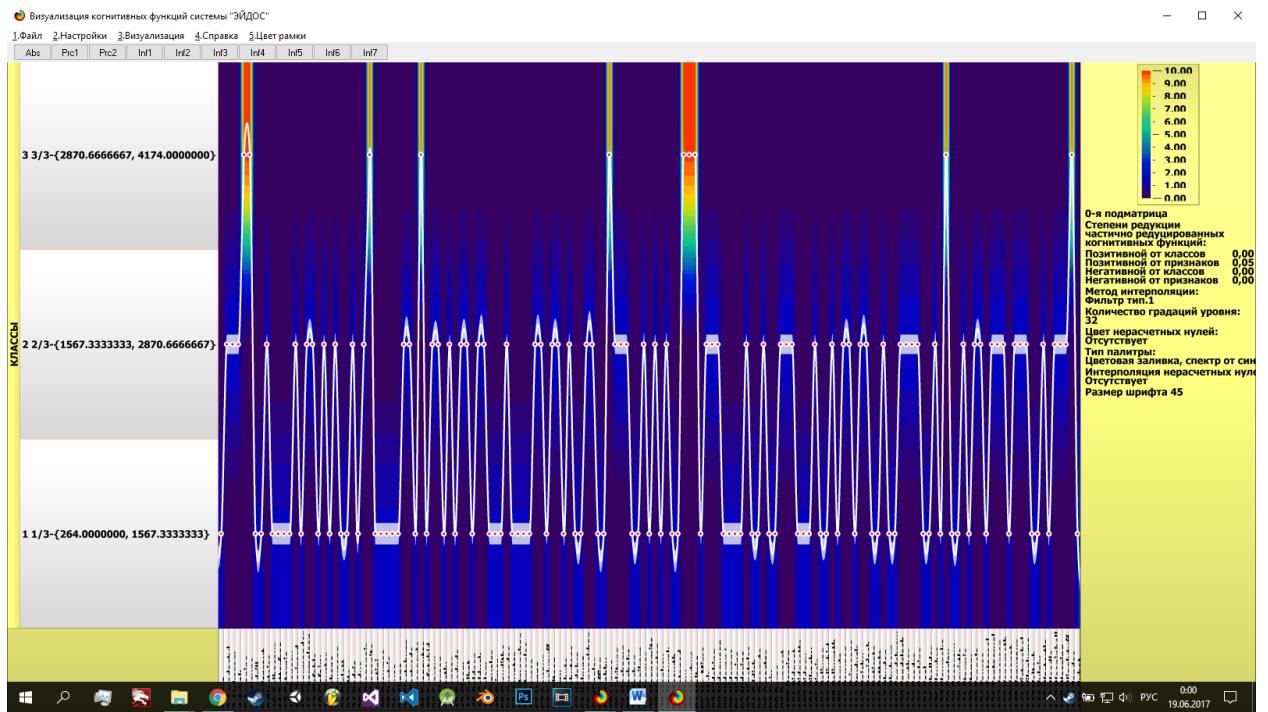


Рисунок 21. Когнитивная функция, отражающая максимальный урон

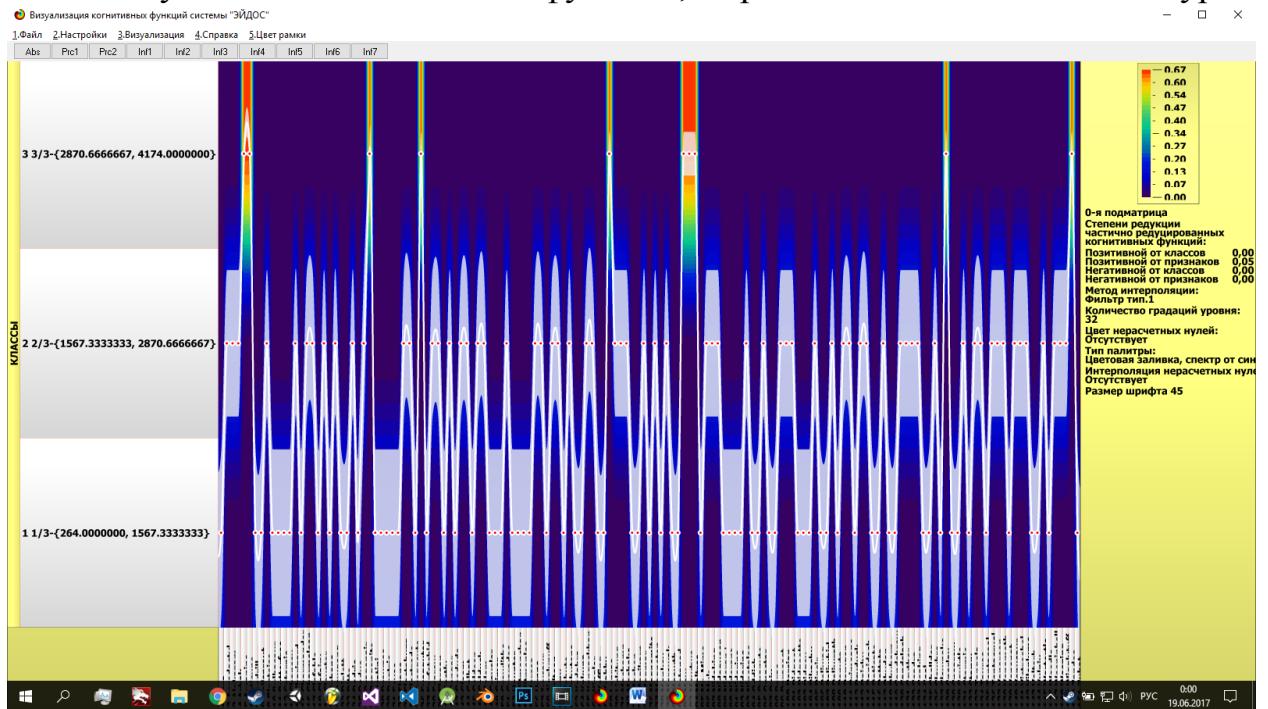


Рисунок 22. Когнитивная функция, отражающая максимальное здоровье

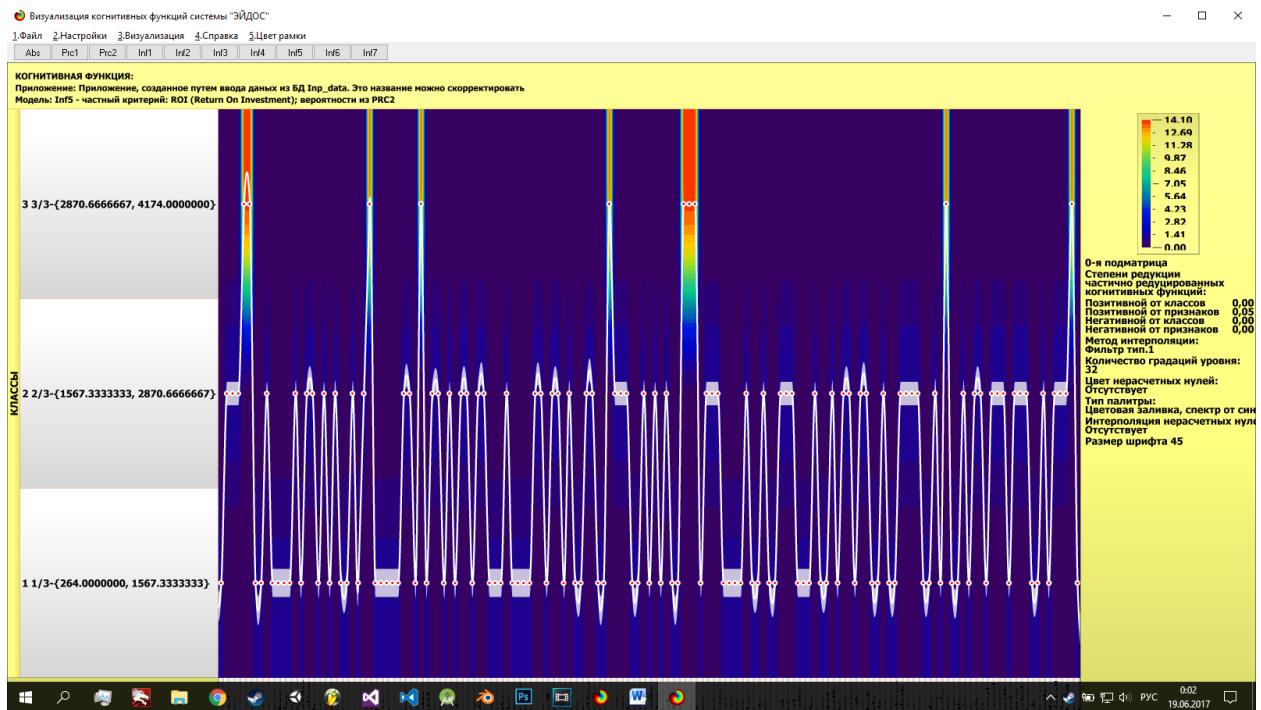


Рисунок 23. Когнитивная функция, отражающая первый тип покемона

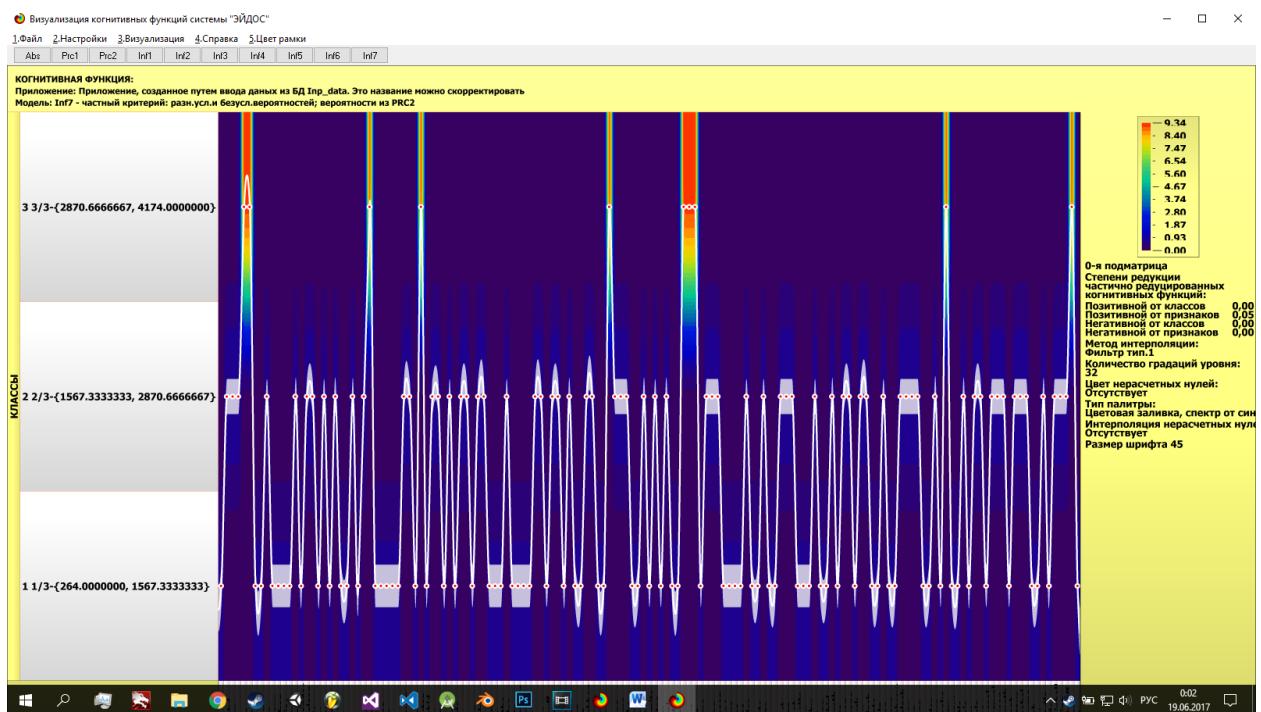


Рисунок 24. Когнитивная функция, отражающая второй тип покемона
Сходство-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений показателей. Результаты сравнения классов по системе рейтинга состава рецептов блюд приведены на рис. 25:

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов					
Конспект класса: 1 "MAX CP-1/3-{264.0000000, 1567.3333333}" в модели: 4 "INF1"					
Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	MAX CP-1/3-{264.0000000, 1567.3333333}	1	1	MAX CP-1/3-{264.0000000, 1567.3333333}	100.000
2	MAX CP-2/3-{1567.3333333, 2870.6666667}	2	3	MAX CP-3/3-{2870.6666667, 4174.0000000}	-32.613
3	MAX CP-3/3-{2870.6666667, 4174.0000000}	3	2	MAX CP-2/3-{1567.3333333, 2870.6666667}	-57.219

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 рейтинга максимального урона покемонов

2.3. Кластерно-конструктивный анализ

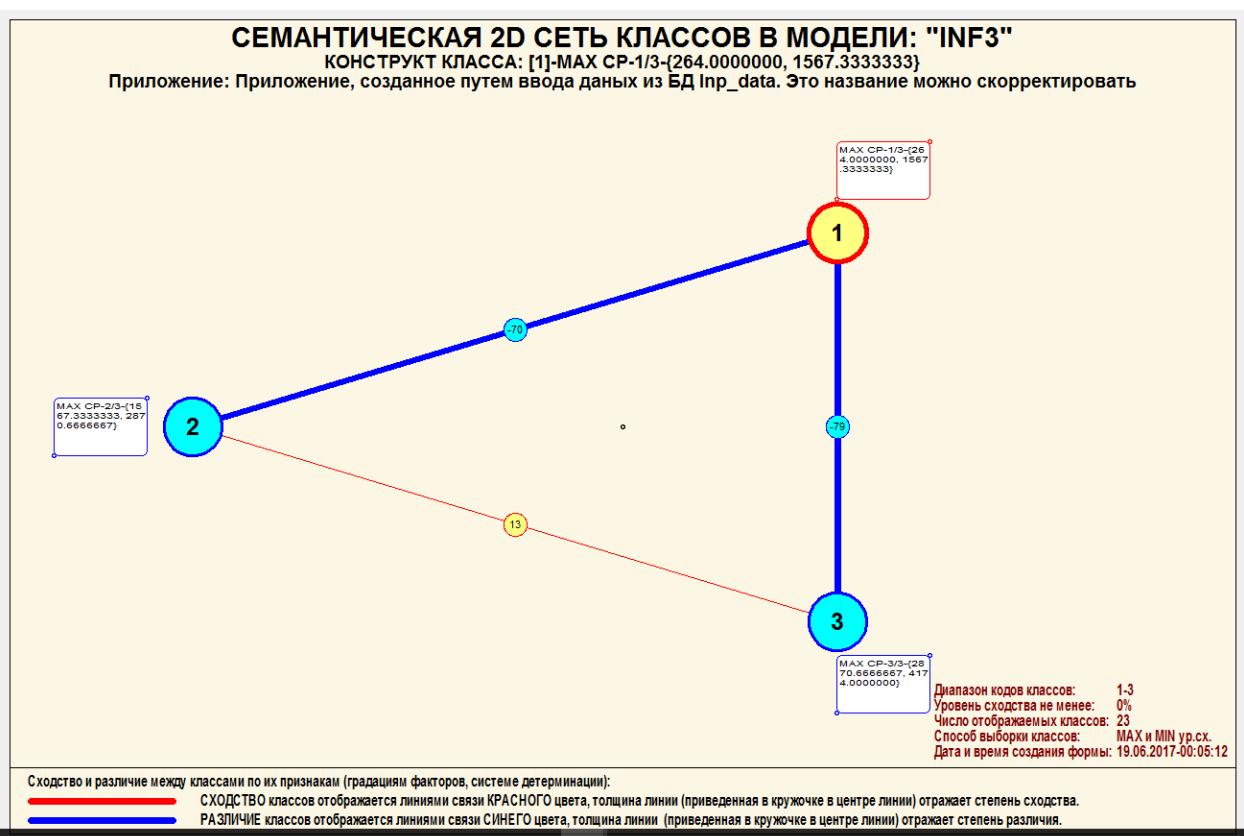


Рисунок 26. Результаты сравнения классов по рейтингу покемонов

Из когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 22, 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 на основе ACK

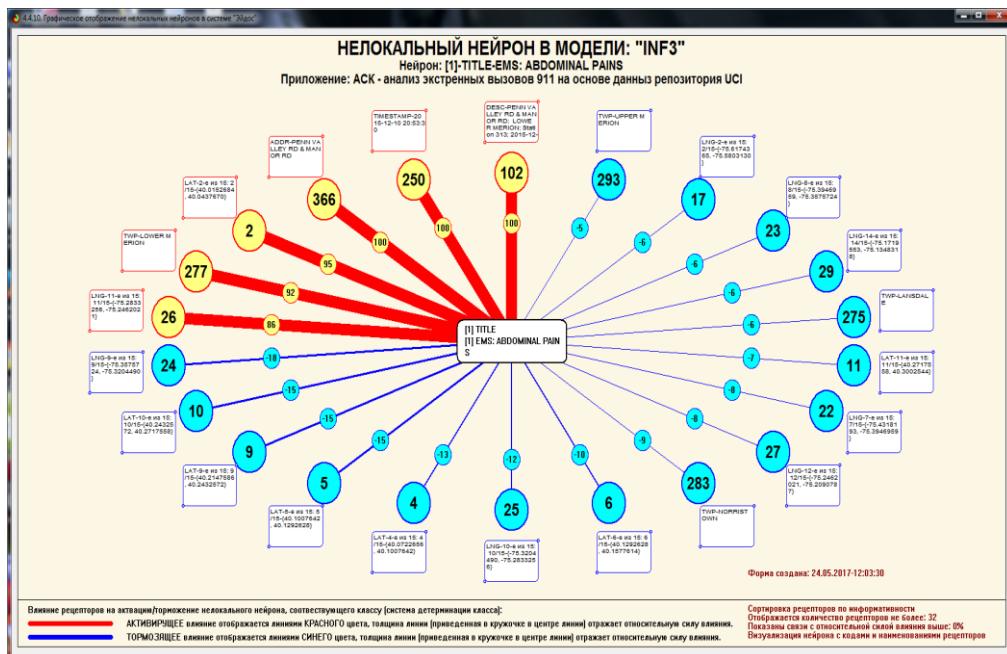


Рисунок 27. Графическое отображение нелокальных нейронов

Для каждого технологического фактора в соответствии с предложенной моделью определяется величина и направление его влияния на

осуществление всех желаемых и не желаемых факторов. Для каждого произведения 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 ситуации (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].

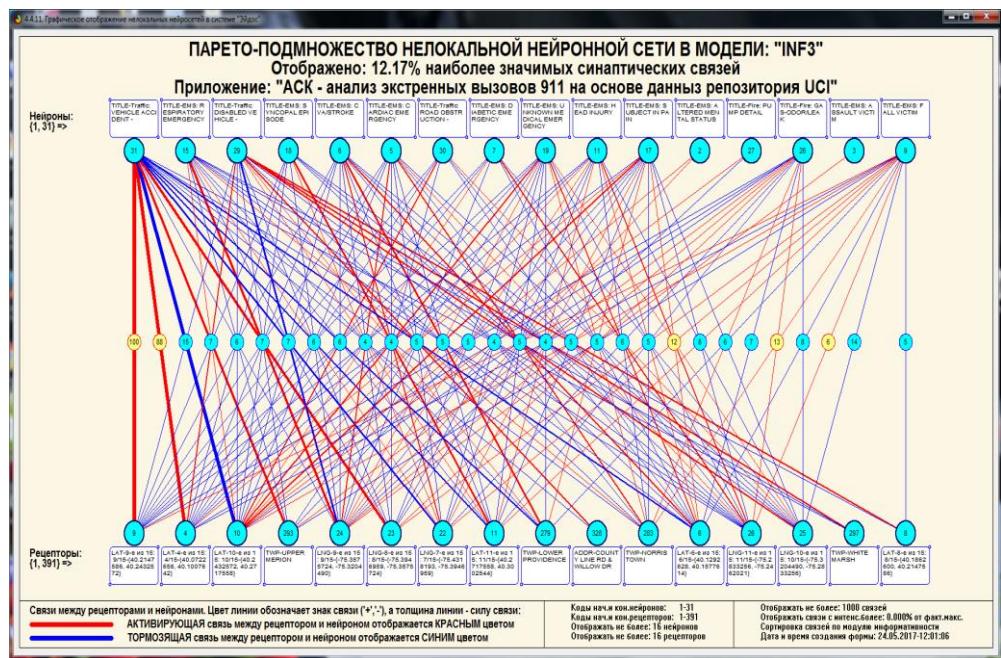


Рисунок 28 – Паретто – подмножество нелокальной нейронной сети в системе «Эйдос - X»

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 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).

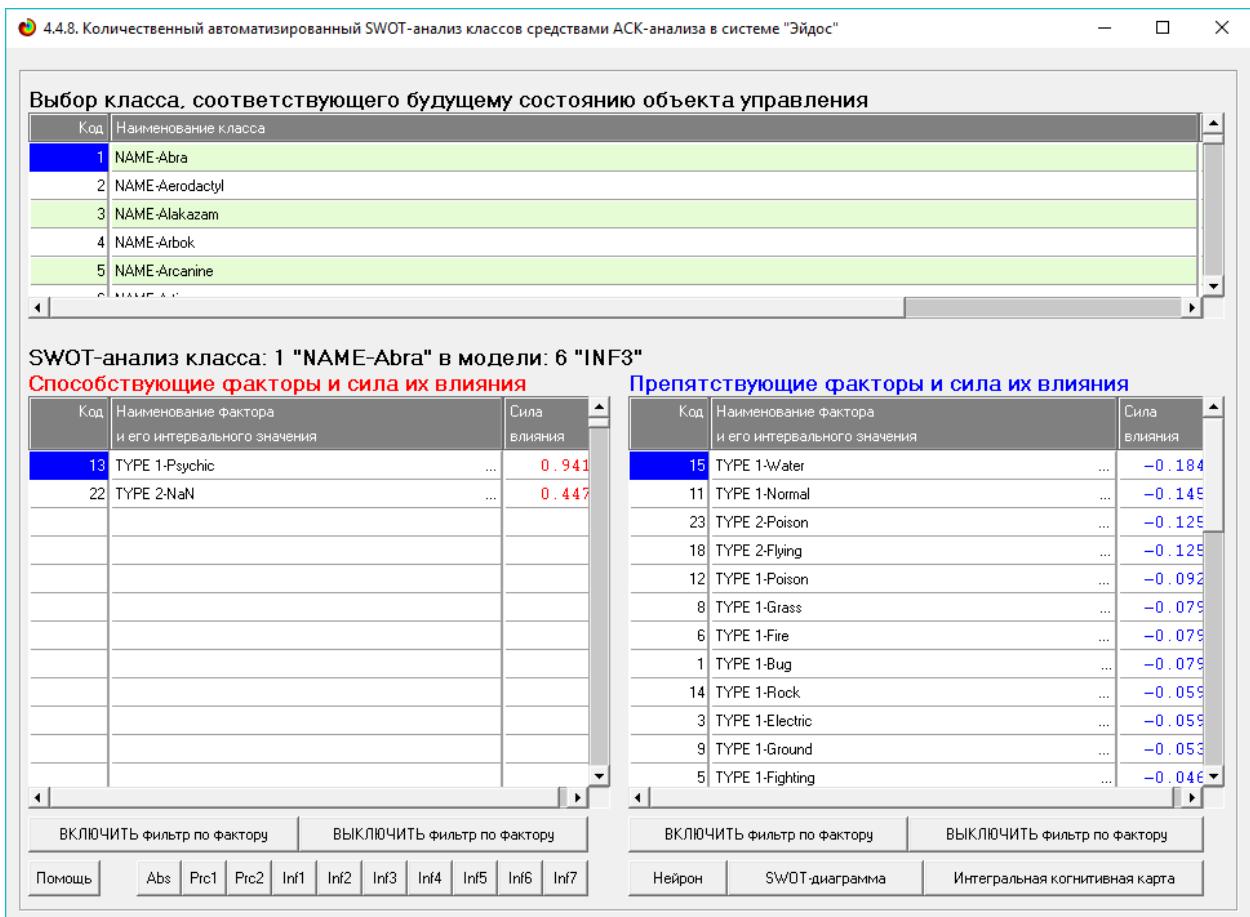


Рисунок 29. Пример SWOT-матрицы в модели INF1

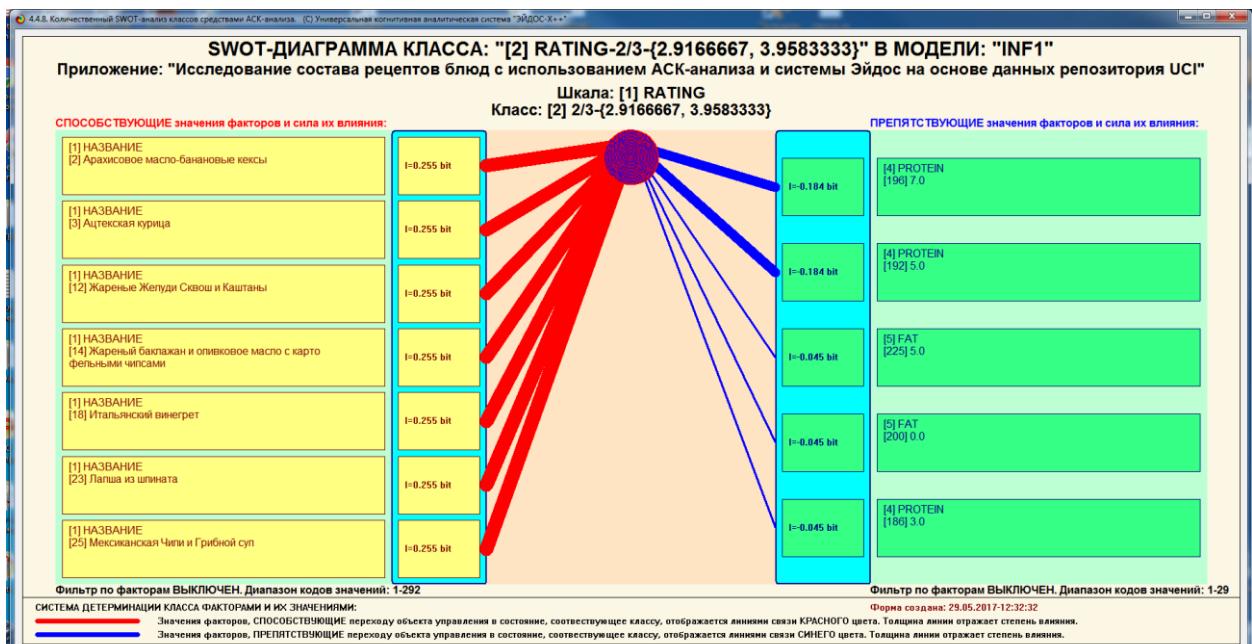


Рисунок 30. Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы «Эйдос»

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 INF1, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,954, 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: КубГАУ, 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. анг.
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- 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.

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>