

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

Факультет _____

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовой проект (работу)

Студента (ки) _____
курса _____ очной (заочной) формы обучения
направления подготовки _____
направленность (профиль) _____.
Наименование темы « _____».

Рецензент:

(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	4
3.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	5
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	5
6.	Применение современных технологий обработки информации	5
7.	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	4
8.	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы

Применение современных математических моделей и программного инструмента

Недостатки работы

Недостаточно качественное оформление

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____

(____ Е.В. Луценко ____)

«____» _____ 201__ г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

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

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
к курсовой работе

по дисциплине: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ
СИСТЕМЫ

на тему:

**Исследование и разработка системно-когнитивной модели наиболее
распространённых пород собак на основе данных web- сервера Kaggle**

выполнил студент группы ИТ1401 **Кадицев Владислав Сергеевич**

Допущена к защите _____

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

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

Защищена _____ Оценка _____

(дата)

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

Краснодар
2017 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

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

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой КТС _____ В. И. Лойко

**ЗАДАНИЕ
на курсовую работу**

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

Кадиев Владислав Сергеевич
(Ф.И.О.)

Тема проекта: **Исследование и разработка системно-когнитивной модели наиболее распространённых пород собак на основе данных web- сервера Kaggle**

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.....	6
1.СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	7
1.1. Описание решения.....	7
1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel	8
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	14
1.4. Виды моделей системы «Эйдос»	16
1.5. Результаты верификации моделей	17
2.РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	24
2.1. Решение задачи	24
2.2. Когнитивные функции	27
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	29
2.4. Нелокальные Нейронные Сети И Нейроны.....	31
2.5 Кластерный и Конструктивный Анализ.....	33
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	34
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	35

ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи по поиску зависимости состава продуктов быстрого питания от выбранной категории.

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

В данной курсовой работе использована база данных «largest-dog-breed-dataset» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория Kaggle.

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

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

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

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

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

Из электронного ресурса баз данных Kaggle возьмем базу данных сотрудников – «largest-dog-breed-dataset.csv», которую оставим без изменений по абсолютной гиперссылке:

<https://www.kaggle.com/kingburrito666/largest-dog-breed-data-set>

Общее описание задачи:

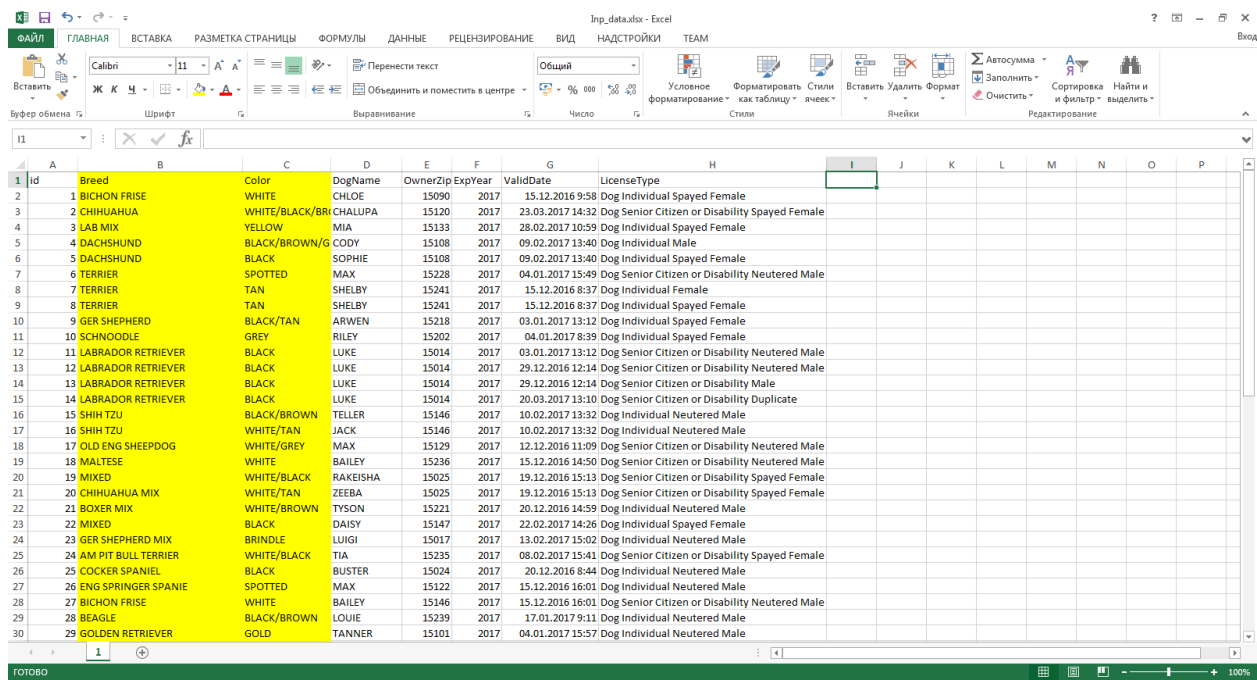
1. Код
2. Порода
3. Цвет
4. Имя
5. Норме
6. Год
7. Дата
8. Тип лицензии

Столбцы 3-24 описательные шкалы.

Столбец 2 является классификационной шкалой. Этот столбец показывает категорию блюда.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – largest-dog-breed-dataset.xlsx



id	Breed	Color	DogName	OwnerZip	ExpYear	ValidDate	LicenseType
1	BICHON FRISE	WHITE	CHLOE	15090	2017	15.12.2016 9:58	Dog Individual Spayed Female
2	CHIHUAHUA	WHITE/BLACK/BROWN	CHALUPA	15120	2017	23.03.2017 14:32	Dog Senior Citizen or Disability Spayed Female
3	LAB MIX	YELLOW	MIA	15133	2017	28.02.2017 10:59	Dog Individual Spayed Female
4	DACHSHUND	BLACK/BROWN/GOLD	CODY	15108	2017	09.02.2017 13:40	Dog Individual Male
5	DACHSHUND	BLACK	SOPHIE	15108	2017	09.02.2017 13:40	Dog Individual Spayed Female
6	TERRIER	SPOTTED	MAX	15228	2017	04.01.2017 15:49	Dog Senior Citizen or Disability Neutered Male
7	TERRIER	TAN	SHELBY	15241	2017	15.12.2016 8:37	Dog Individual Female
8	TERRIER	TAN	SHELBY	15241	2017	15.12.2016 8:37	Dog Individual Spayed Female
9	GER SHEPHERD	BLACK/TAN	ARWEN	15218	2017	03.01.2017 13:12	Dog Individual Spayed Female
10	SCHNODDLE	GREY	RILEY	15202	2017	04.01.2017 8:39	Dog Individual Spayed Female
11	LABRADOR RETRIEVER	BLACK	LUKE	15014	2017	03.01.2017 13:12	Dog Senior Citizen or Disability Neutered Male
12	LABRADOR RETRIEVER	BLACK	LUKE	15014	2017	29.12.2016 12:14	Dog Senior Citizen or Disability Neutered Male
13	LABRADOR RETRIEVER	BLACK	LUKE	15014	2017	29.12.2016 12:14	Dog Senior Citizen or Disability Male
14	LABRADOR RETRIEVER	BLACK	LUKE	15014	2017	20.03.2017 13:10	Dog Senior Citizen or Disability Duplicate
15	SHIH TZU	BLACK/BROWN	TELLER	15146	2017	10.02.2017 13:32	Dog Individual Neutered Male
16	SHIH TZU	WHITE/TAN	JACK	15146	2017	10.02.2017 13:32	Dog Individual Neutered Male
17	OLD ENG SHEEPDOG	WHITE/GREY	MAX	15129	2017	12.12.2016 11:09	Dog Senior Citizen or Disability Neutered Male
18	MALTESE	WHITE	BAILEY	15236	2017	15.12.2016 14:50	Dog Senior Citizen or Disability Neutered Male
19	MIXED	WHITE/BLACK	RAKEISHA	15025	2017	19.12.2016 15:13	Dog Senior Citizen or Disability Spayed Female
20	CHIHUAHUA MIX	WHITE/TAN	ZEEBA	15025	2017	19.12.2016 15:13	Dog Senior Citizen or Disability Spayed Female
21	BOXER MIX	WHITE/BROWN	TYSON	15221	2017	20.12.2016 14:59	Dog Individual Neutered Male
22	MIXED	BLACK	DAISY	15147	2017	22.02.2017 14:26	Dog Individual Spayed Female
23	GER SHEPHERD MIX	BRINDLE	LUIGI	15017	2017	13.02.2017 15:02	Dog Individual Neutered Male
24	AM PIT BULL TERRIER	WHITE/BLACK	TIA	15235	2017	08.02.2017 15:41	Dog Senior Citizen or Disability Spayed Female
25	COCKER SPANIEL	BLACK	BUSTER	15024	2017	20.12.2016 8:44	Dog Individual Neutered Male
26	ENG SPRINGER SPANIE	SPOTTED	MAX	15122	2017	15.12.2016 16:01	Dog Individual Neutered Male
27	BICHON FRISE	WHITE	BAILEY	15146	2017	15.12.2016 16:01	Dog Senior Citizen or Disability Neutered Male
28	BEAGLE	BLACK/BROWN	LOUIE	15239	2017	17.01.2017 9:11	Dog Individual Neutered Male
29	GOLDEN RETRIEVER	GOLD	TANNER	15101	2017	04.01.2017 15:57	Dog Individual Neutered Male

Всего в базе 7 столбцов, 2 классификационных и 5 описательных.

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

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

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

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

Рисунок 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-2010";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 3(последний столбец в таблице);
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 4, "Конечный столбец описательных шкал" – 8;
- "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа".

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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [49 x 97]

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	2	6	3,00
Текстовые	2	49	24,50	3	91	30,33
ВСЕГО:	2	49	24,50	5	97	19,40

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

Рисунок 5. Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД "Inp_data.xlsx" 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".

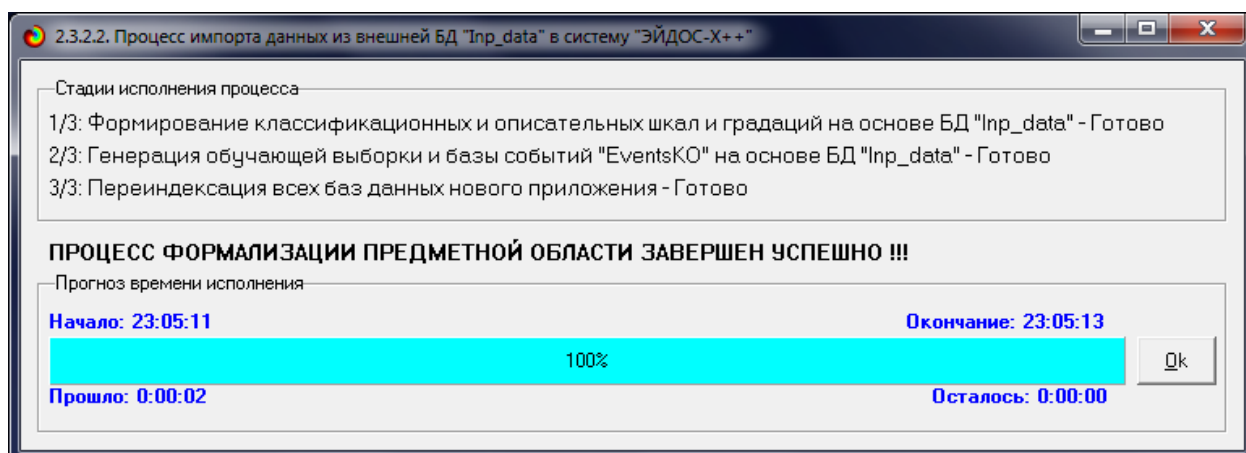


Рисунок 3. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xlsx" в систему "Эйдос"

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).

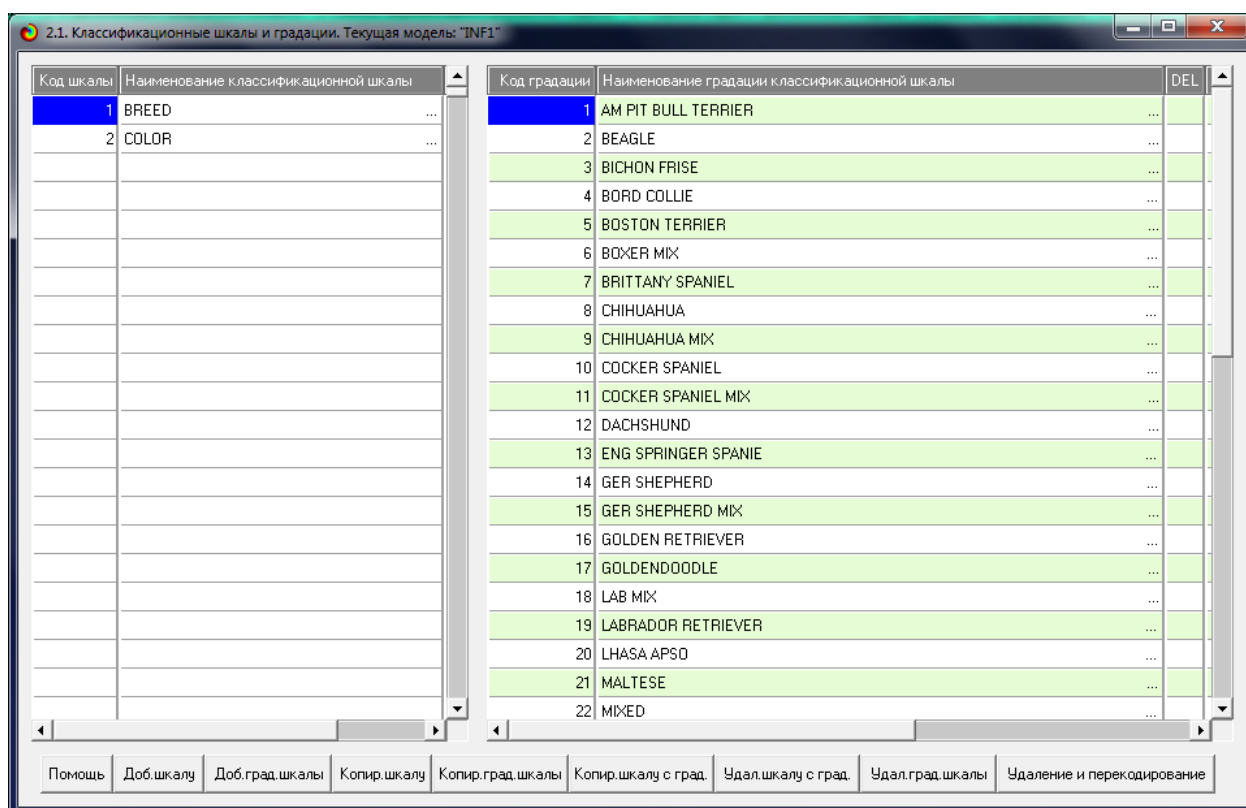


Рисунок 4. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

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

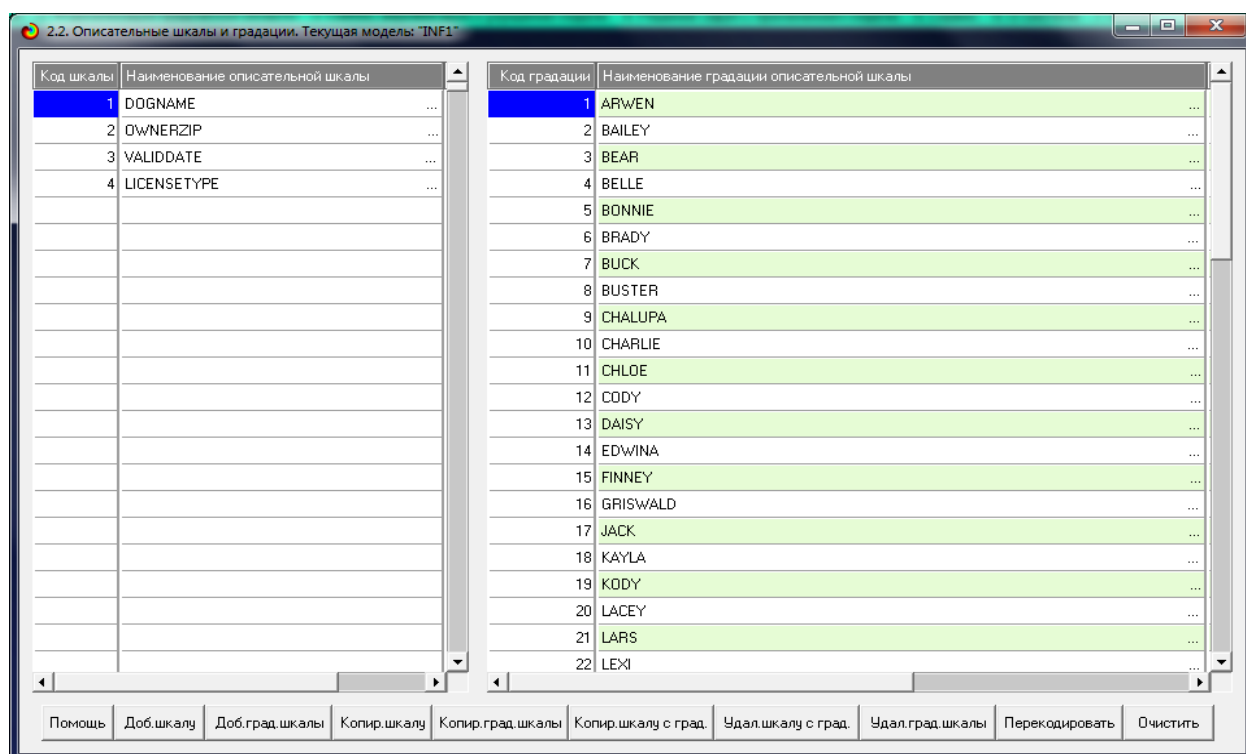


Рисунок 5. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	1	...	
2	2	...	
3	3	...	
4	4	...	
5	5	...	
6	6	...	
7	7	...	
8	8	...	
9	9	...	
10	10	...	

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
1	3	42	0	0

Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	11	51	68	89	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 (с учетом нелинейности системы [11]).

1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

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

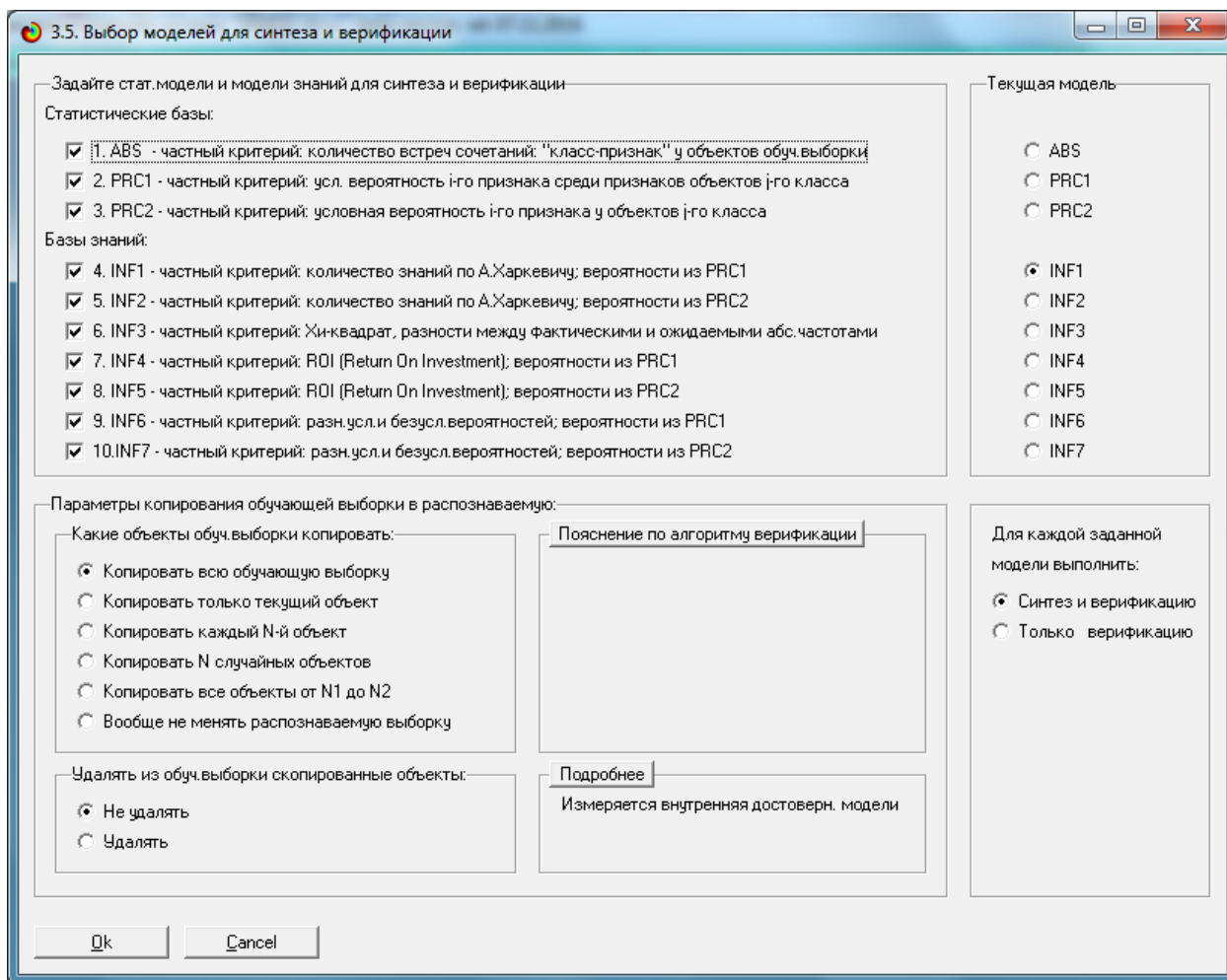


Рисунок 7. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 7. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 8.

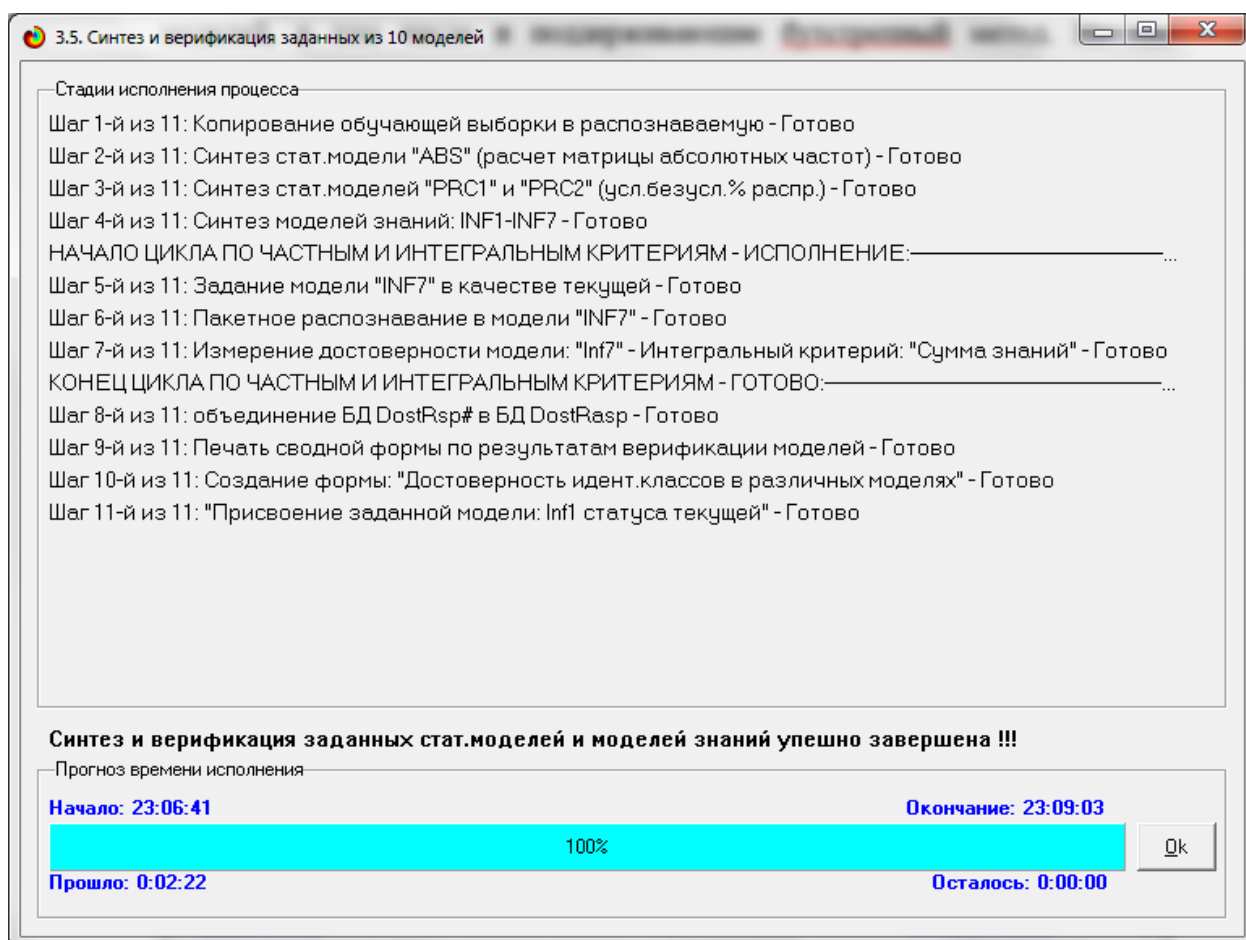


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 120 секунд. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 60 примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 7, но ниже мы приведем лишь некоторые из них (таблицы 2, 3, 4).

1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

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

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. BREED AM PIT BULL TERRIER	2. BREED BEAGLE	3. BREED BICHON FRISE	4. BREED BORD COLLIE	5. BREED BOSTON TERRIER	6. BREED BOXER MIX	7. BREED BRITTANY SPANIEL	8. BREED CHIHUAHUA	9. BREED CHIHUAHUA MIX	10. BREED COCKER SPANIEL	11. BREED COCKER SPANIEL MIX	12. BREED DACHSHUND	13. BREED ENG SPRINGER SPANIE
1	DOGBAME-ARWEN													
2	DOGBAME-BAILEY			1										
3	DOGBAME-BEAR													
4	DOGBAME-BELLE													
5	DOGBAME-BONNIE													
6	DOGBAME-BRADY													
7	DOGBAME-BUCK													
8	DOGBAME-BUSTER													
9	DOGBAME-CHALUPA													
10	DOGBAME-CHARLIE													
11	DOGBAME-CHLOE			1										
12	DOGBAME-CODY													
13	DOGBAME-DAISY													
14	DOGBAME-EDWINA													
15	DOGBAME-FINNEY													
16	DOGBAME-GRISWALD													
17	DOGBAME-JACK													
18	DOGBAME-KAYLA													
19	DOGBAME-KODY													
20	DOGBAME-LACEY													
21	DOGBAME-LARS													
22	DOGBAME-LEXI													

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. BREED AM PIT BULL TERRIER	2. BREED BEAGLE	3. BREED BICHON FRISE	4. BREED BORD COLLIE	5. BREED BOSTON TERRIER	6. BREED BOXER MIX	7. BREED BRITTANY SPANIEL	8. BREED CHIHUAHUA	9. BREED CHIHUAHUA MIX	10. BREED COCKER SPANIEL	11. BREED COCKER SPANIEL MIX	12. BREED DACHSHUND	13. BREED ENG SPRINGER SPANIE	14. BREED GE SH
1	DOGBAME-ARWEN														
2	DOGBAME-BAILEY			2.094											
3	DOGBAME-BEAR														
4	DOGBAME-BELLE														
5	DOGBAME-BONNIE														
6	DOGBAME-BRADY														
7	DOGBAME-BUCK														
8	DOGBAME-BUSTER														
9	DOGBAME-CHALUPA														
10	DOGBAME-CHARLIE														
11	DOGBAME-CHLOE			2.724											
12	DOGBAME-CODY														
13	DOGBAME-DAISY														
14	DOGBAME-EDWINA														
15	DOGBAME-FINNEY														
16	DOGBAME-GRISWALD														
17	DOGBAME-JACK														
18	DOGBAME-KAYLA														
19	DOGBAME-KODY														
20	DOGBAME-LACEY														
21	DOGBAME-LARS														
22	DOGBAME-LEXI														

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. BREED AM PIT BULL TERRIER	2. BREED BEAGLE	3. BREED BICHON FRISE	4. BREED BORD COLLIE	5. BREED BOSTON TERRIER	6. BREED BOXER MIX	7. BREED BRITTANY SPANIEL	8. BREED CHIHUAHUA	9. BREED CHIHUAHUA MIX	10. BREED COCKER SPANIEL	11. BREED COCKER SPANIEL MIX	12. BREED DACHSHUND	13. BREED ENG SPRINGER SPANIE	14. BREED GE SH
1	DOGBAME ARWEN	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
2	DOGBAME BAILEY	-0.033	-0.033	0.900	-0.067	-0.067	-0.067	-0.033	-0.033	-0.033	-0.033	-0.033	-0.100	-0.033	
3	DOGBAME BEAR	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
4	DOGBAME BELLE	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
5	DOGBAME BONNIE	-0.050	-0.050	-0.150	-0.100	-0.100	-0.100	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050	-0.150	-0.050	
6	DOGBAME BRADY	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
7	DOGBAME BUCK	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
8	DOGBAME BUSTER	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	0.983	-0.017	-0.050	-0.017	
9	DOGBAME CHALUPA	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	0.983	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
10	DOGBAME CHARLIE	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
11	DOGBAME CHLOE	-0.017	-0.017	0.950	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
12	DOGBAME CODY	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	0.950	-0.017	
13	DOGBAME DAISY	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
14	DOGBAME EDWINA	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	0.967	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
15	DOGBAME FINNEY	-0.017	-0.017	-0.050	0.967	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
16	DOGBAME GRISWALD	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
17	DOGBAME JACK	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
18	DOGBAME KAYLA	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
19	DOGBAME KODY	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
20	DOGBAME LACEY	-0.017	-0.017	-0.050	0.967	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
21	DOGBAME LARS	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	0.967	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	-0.050	-0.017	
22	DOGBAME LEXI	-0.017	-0.017	-0.050	-0.033	-0.033	-0.033	-0.017	-0.017	-0.017	-0.017	0.983	-0.050	-0.017	

1.5. Результаты верификации моделей

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	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	Фигера Ван Ризбергена	Сигна мод.-уровней со истинно-поло. решений (ST)	Сигна мод.-уровней со истинно-отриц. решений (ST)	Сигна мод.-уровней со ложно-поло. решений (SFP)	Сигна мод.-уровней со ложно-отриц. решений (SFP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс частот с обр...	120	120	1023	1797		0.063	1.000	0.118	81.108	48.272	400.790	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Сигна абс частот по призна...	120	120	1007	1813		0.062	1.000	0.117	48.125		221.625	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл отн частот с о...	120	120	1023	1797		0.063	1.000	0.118	81.108	48.272	400.790	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сигна усл отн частот по при...	120	120	1007	1813		0.062	1.000	0.117	62.271		386.535	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл отн частот с о...	120	120	1023	1797		0.063	1.000	0.118	81.105	48.272	400.781	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сигна усл отн частот по при...	120	120	1007	1813		0.062	1.000	0.117	62.271		386.535	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	120	120	1712	1108		0.098	1.000	0.178	63.799	93.299	108.975	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу, в...	Сигна знаний	120	120	1306	1514		0.073	1.000	0.137	62.232	10.278	143.442	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	120	120	1712	1108		0.098	1.000	0.178	63.799	93.299	108.975	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу, в...	Сигна знаний	120	120	1306	1514		0.073	1.000	0.137	62.232	10.278	143.442	
6. INF3 - частный критерий: Унквадт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	120	120	1595	1225		0.089	1.000	0.164	73.199	248.663	187.497	
6. INF3 - частный критерий: Унквадт, разности между факти...	Сигна знаний	120	120	1595	1225		0.089	1.000	0.164	42.869	122.547	79.679	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс зна...	120	120	2495	325		0.270	1.000	0.425	60.608	108.696	23.647	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Сигна знаний	120	120	1290	1530		0.073	1.000	0.136	30.964	0.621	28.556	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс зна...	120	120	2495	325		0.270	1.000	0.425	60.608	108.696	23.647	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Сигна знаний	120	120	1290	1530		0.073	1.000	0.136	30.964	0.621	28.556	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	120	113	1446	1374	7	0.076	0.942	0.141	71.695	93.612	241.662	0.18
9. INF6 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей, вер...	Сигна знаний	120	120	1305	1515		0.073	1.000	0.137	49.668	8.748	240.362	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	120	113	1446	1374	7	0.076	0.942	0.141	71.695	93.612	241.662	0.18
10. INF7 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей, ве...	Сигна знаний	120	120	1311	1509		0.074	1.000	0.137	49.668	8.748	240.362	

Рисунок 9. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,933. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 69%.

Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием (рисунок 10).

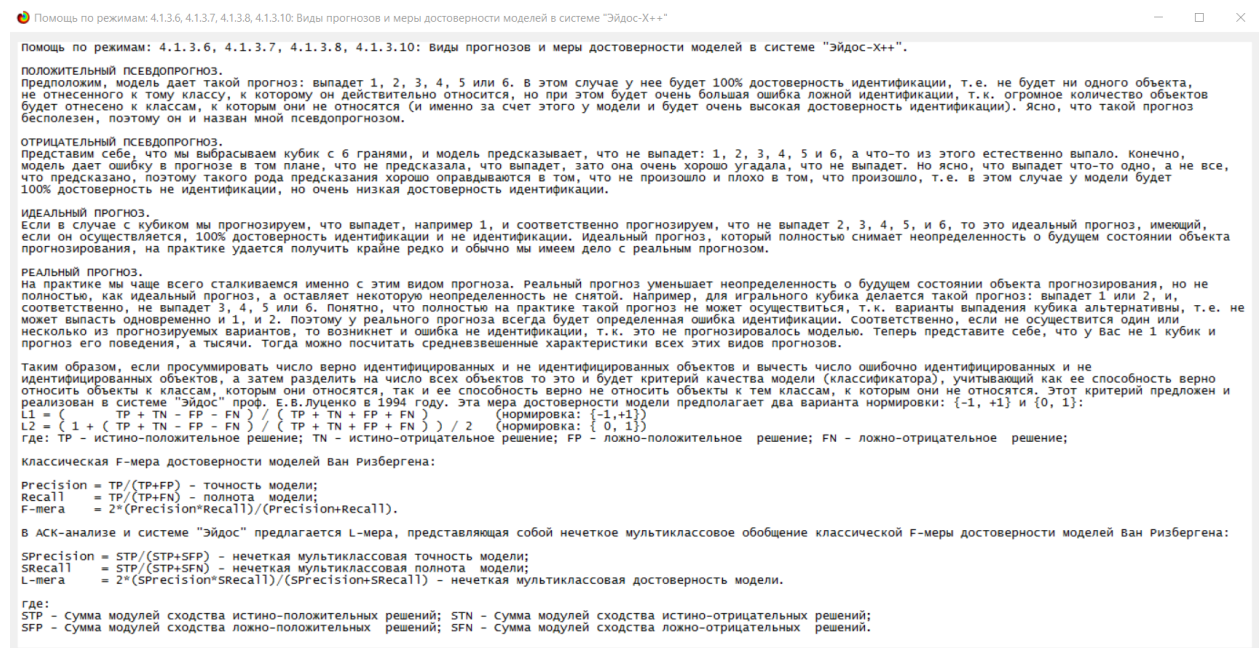


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

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.

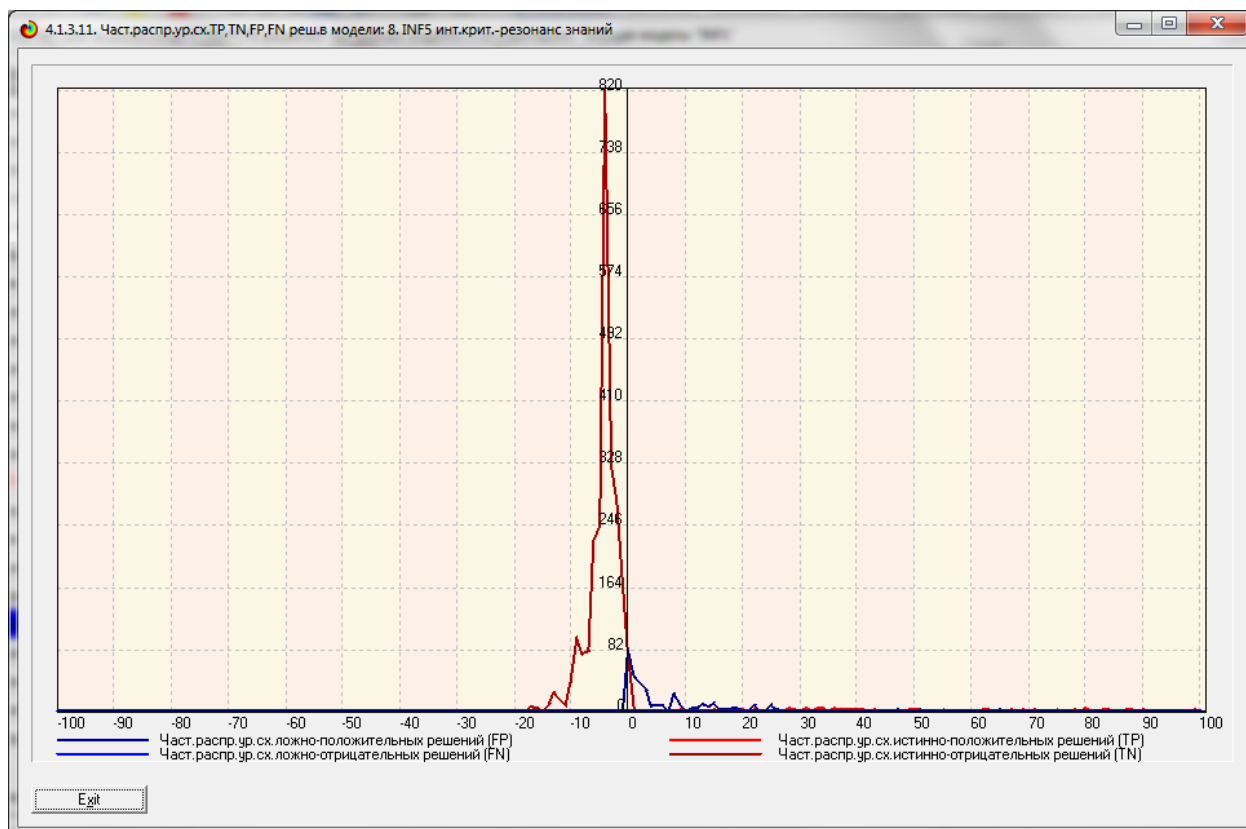


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF5

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 INF5 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 15% уровня сходства. Для уровня сходства выше 70% все положительные решения являются истинными. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 70%) также различие

между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями практически отсутствует.

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

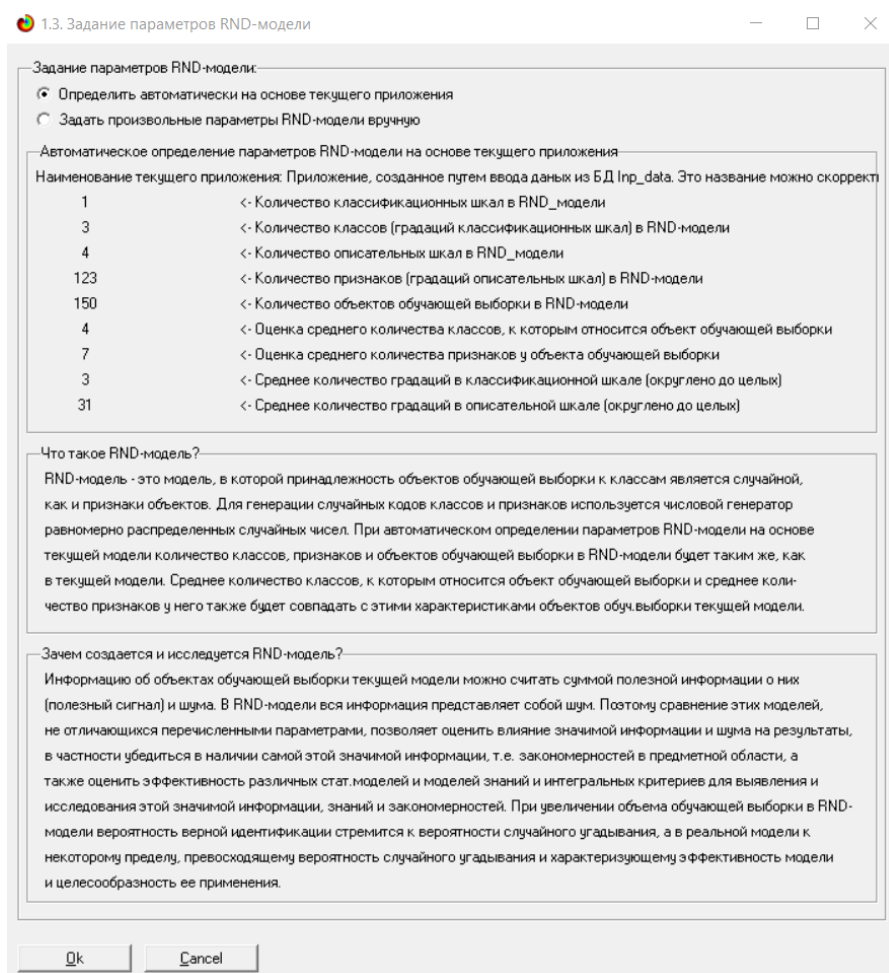


Рисунок 12. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

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

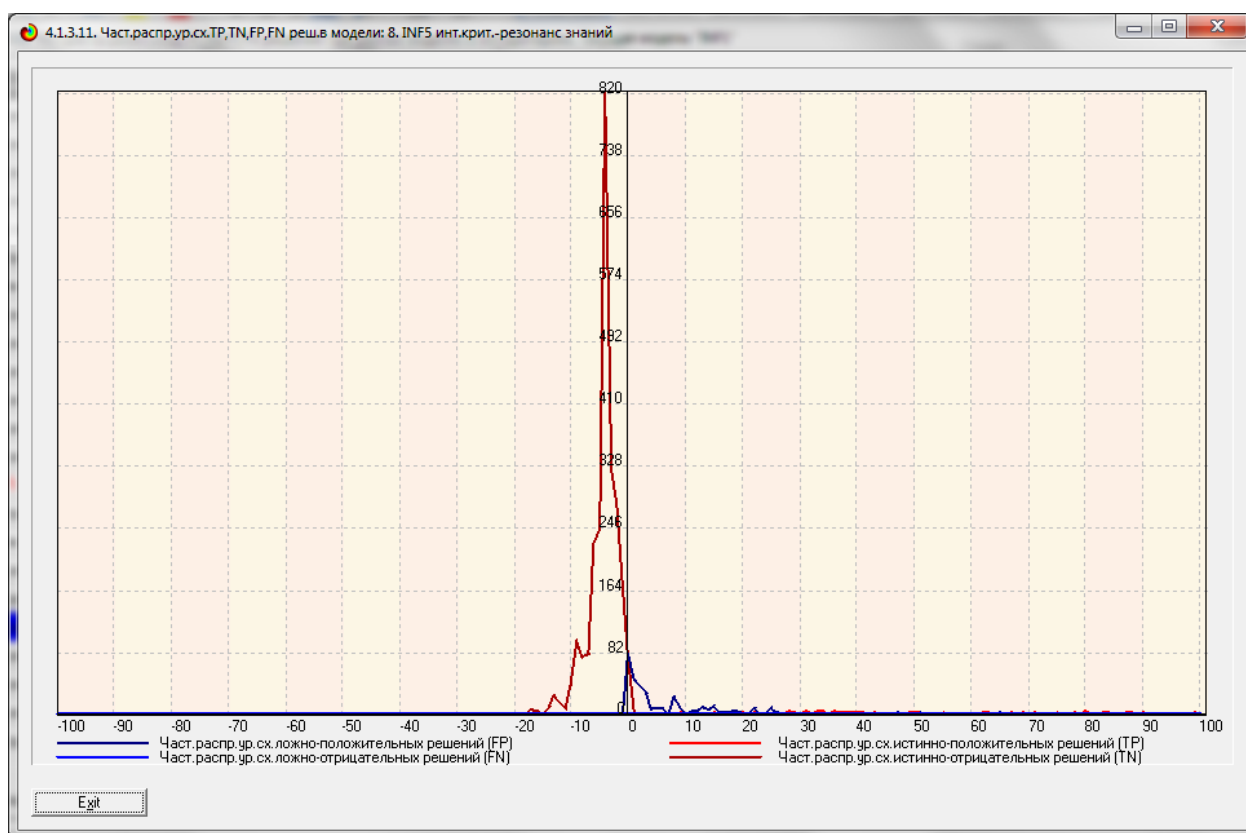


Рисунок 13. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF5

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

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Средний модельный уровень успеха: истинно/ложно: решений	Средний модельный уровень успеха: истинно/ложно: решений	Средний модельный уровень успеха: истинно/ложно: решений	Средний модельный уровень успеха: истинно/ложно: решений	A-Тождество модели ARecall + ATR/ATR	A-Полнота модели ARecall + ATR/ATR	L-Значение проф. Е.В. Ладенко	Процент правильной идентификации	Процент правильной не идентификации	Процент ошибочной идентификации	Процент ошибочной не идентификации	Процент правильных результатов
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "и/или"	Корреляция абс частот с абс частот по признакам	0.676	0.223	0.047	0.752	1.000	0.858	100.000	21.416	78.584			6
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "и/или"	Средняя абс частот по признакам	0.401	0.122	0.766	1.000	0.868	100.000	19.240	80.760				5
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о.о.	0.676	0.223	0.047	0.752	1.000	0.858	100.000	21.416	78.584			6
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред.	Средняя усл.отн частот по признакам	0.519	0.213	0.709	1.000	0.830	100.000	19.240	80.760				5
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность его признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о.о.	0.676	0.223	0.047	0.752	1.000	0.858	100.000	21.416	78.584			6
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность его признака сред.	Средняя усл.отн частот по признакам	0.519	0.213	0.709	1.000	0.830	100.000	19.240	80.760				5
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.532	0.098	0.054	0.844	1.000	0.915	100.000	74.114	25.886			8
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Средняя знания	0.519	0.095	0.008	0.846	1.000	0.916	100.000	47.422	52.578			7
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.532	0.098	0.054	0.844	1.000	0.915	100.000	74.114	25.886			8
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в.	Средняя знания	0.519	0.095	0.008	0.846	1.000	0.916	100.000	47.422	52.578			7
6. INF3 - частный критерий: Уникальность, разности между факти...	Семантический резонанс зна.	0.610	0.153	0.156	0.799	1.000	0.889	100.000	62.199	37.801			8
6. INF3 - частный критерий: Уникальность, разности между факти...	Средняя знания	0.357	0.065	0.077	0.846	1.000	0.917	100.000	62.199	37.801			8
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс зна.	0.505	0.073	0.044	0.874	1.000	0.933	100.000	92.139	7.861			9
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Средняя знания	0.258	0.019	0.000	0.933	1.000	0.965	100.000	45.347	54.653			7
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс зна.	0.505	0.073	0.044	0.874	1.000	0.933	100.000	92.139	7.861			9
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Средняя знания	0.258	0.019	0.000	0.933	1.000	0.965	100.000	45.347	54.653			7
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна.	0.634	0.176	0.065	0.783	0.959	0.862	94.167	57.107	42.893	5.833		7
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, вер...	Средняя знания	0.414	0.159	0.007	0.723	1.000	0.839	100.000	47.219	52.781			7
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна.	0.634	0.176	0.065	0.783	0.959	0.862	94.167	57.107	42.893	5.833		7
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, ве...	Средняя знания	0.414	0.159	0.007	0.722	1.000	0.839	100.000	47.774	52.226			7

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.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF5 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.1.2.

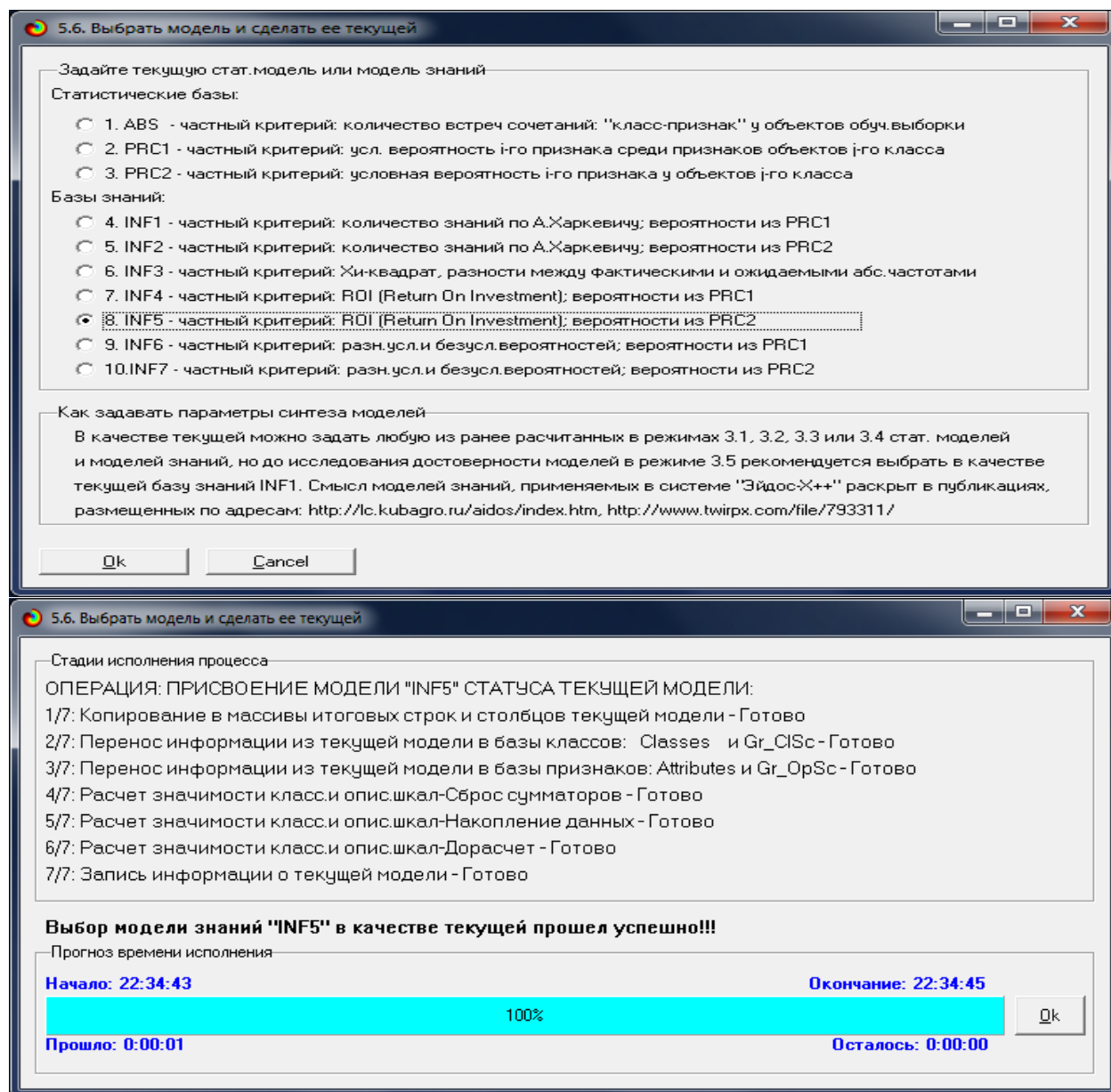


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

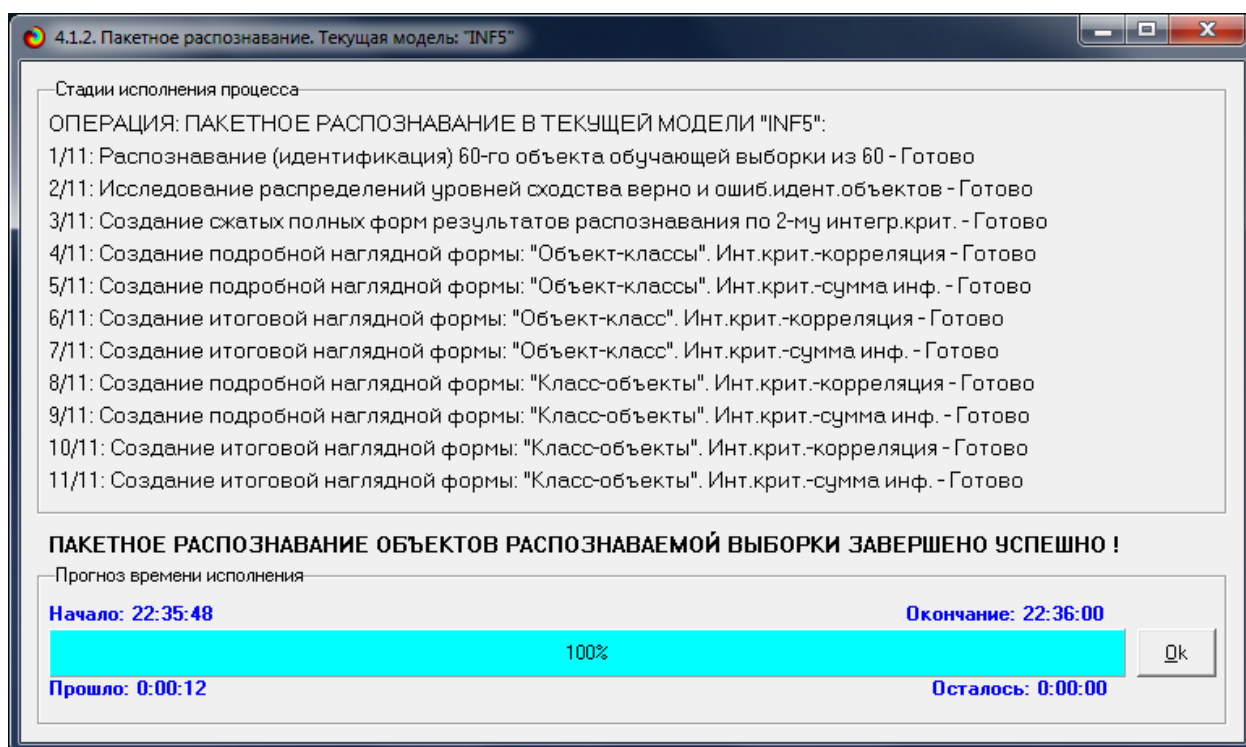


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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 17 и 18 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов ирисов в наиболее достоверной модели INF5 на основе наблюдения предыстории их развития:

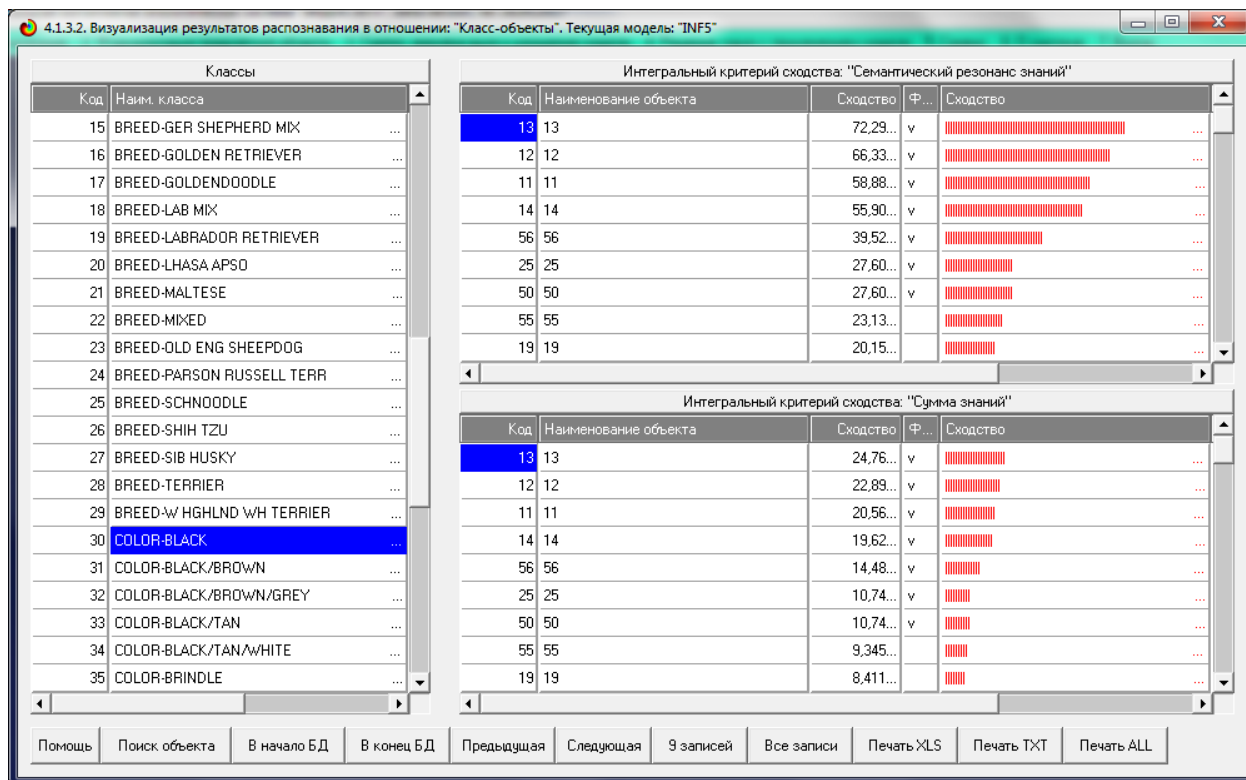


Рисунок 17. Пример идентификации классов в модели INF5

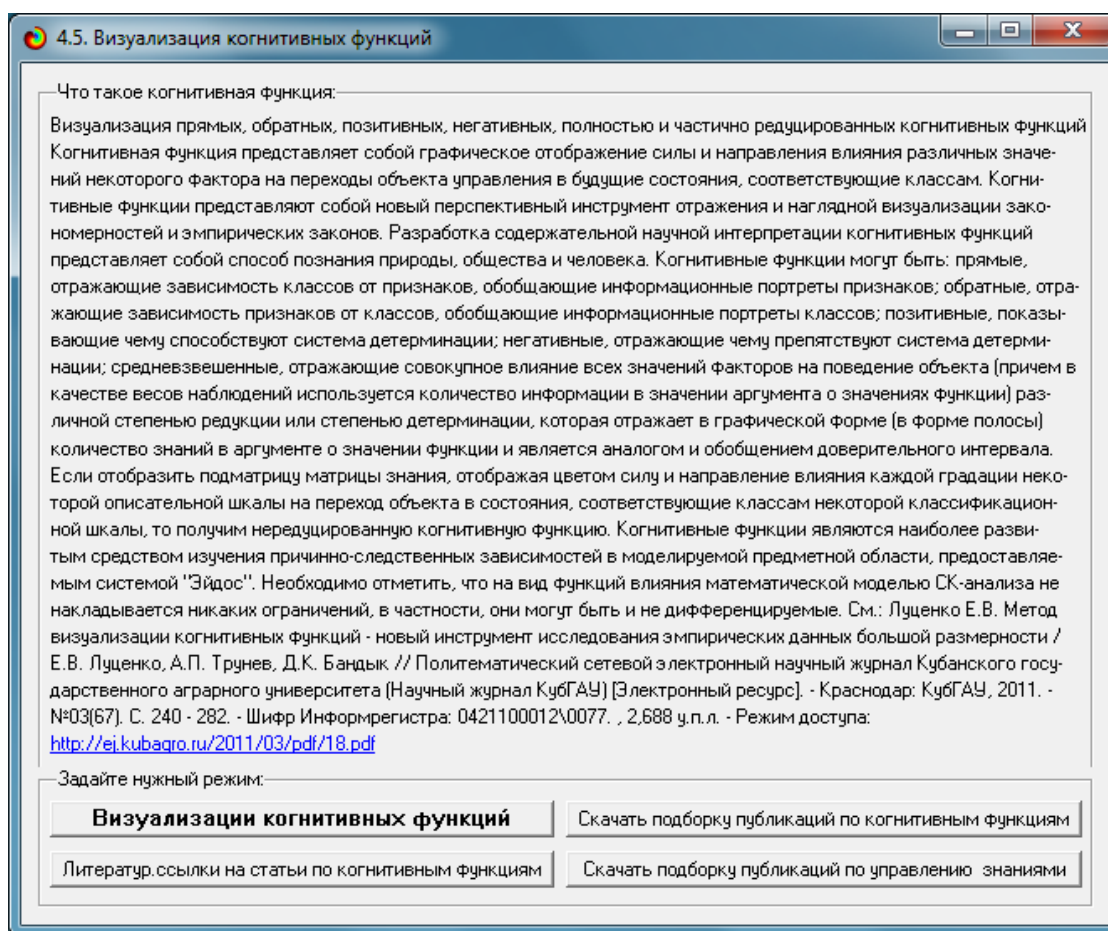


Рисунок 19. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-X++» «Визуализация когнитивных функций»

Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. Когнитивным функциям посвящено много работ автора 9, но наиболее новой и обобщающей из них является работа. Поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 20. приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF5.

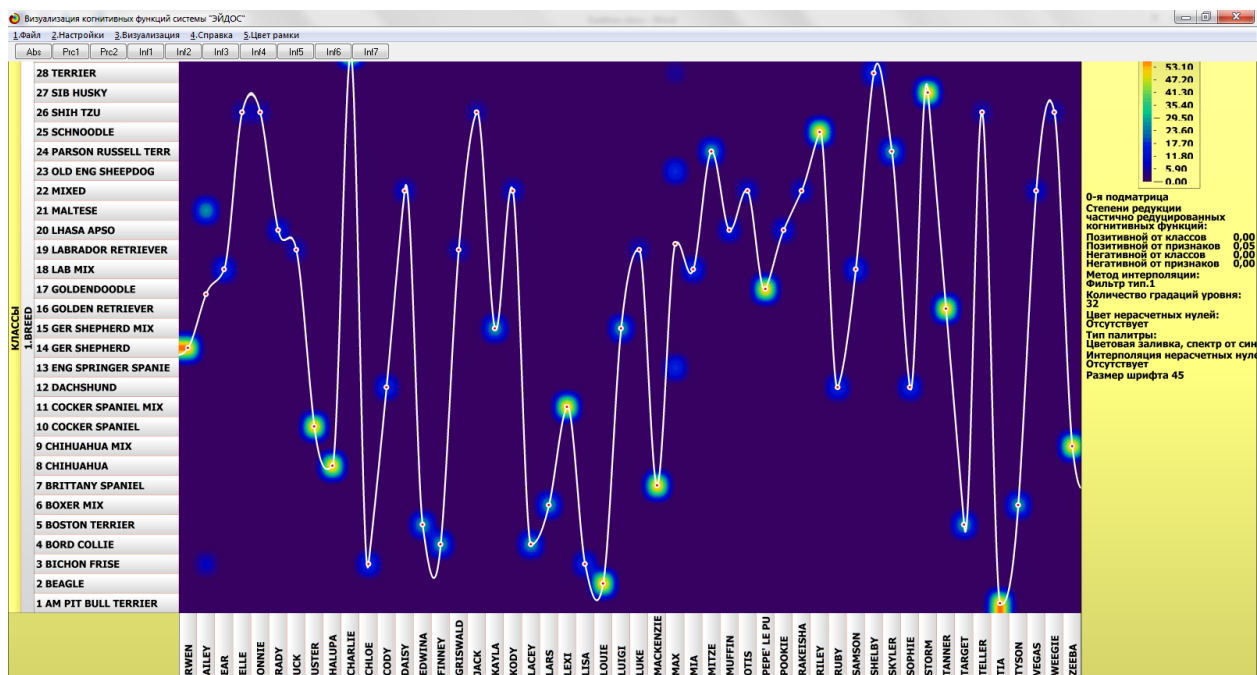


Рисунок 20. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF5

2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

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

анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос». Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 21).

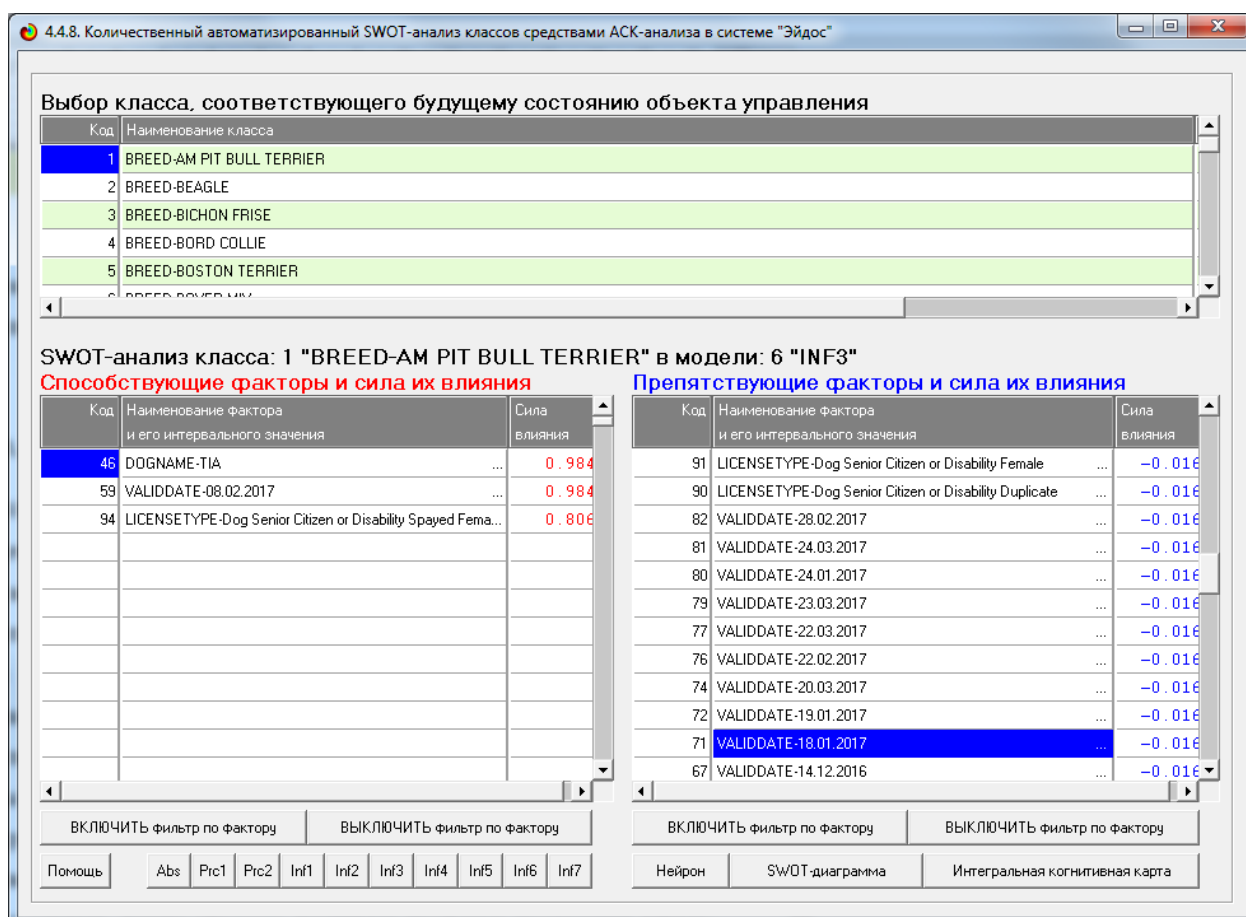


Рисунок 21. Пример SWOT-матрицы в модели INF5

На рисунке 22 приведены примеры инвертированной SWOT- матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF5.

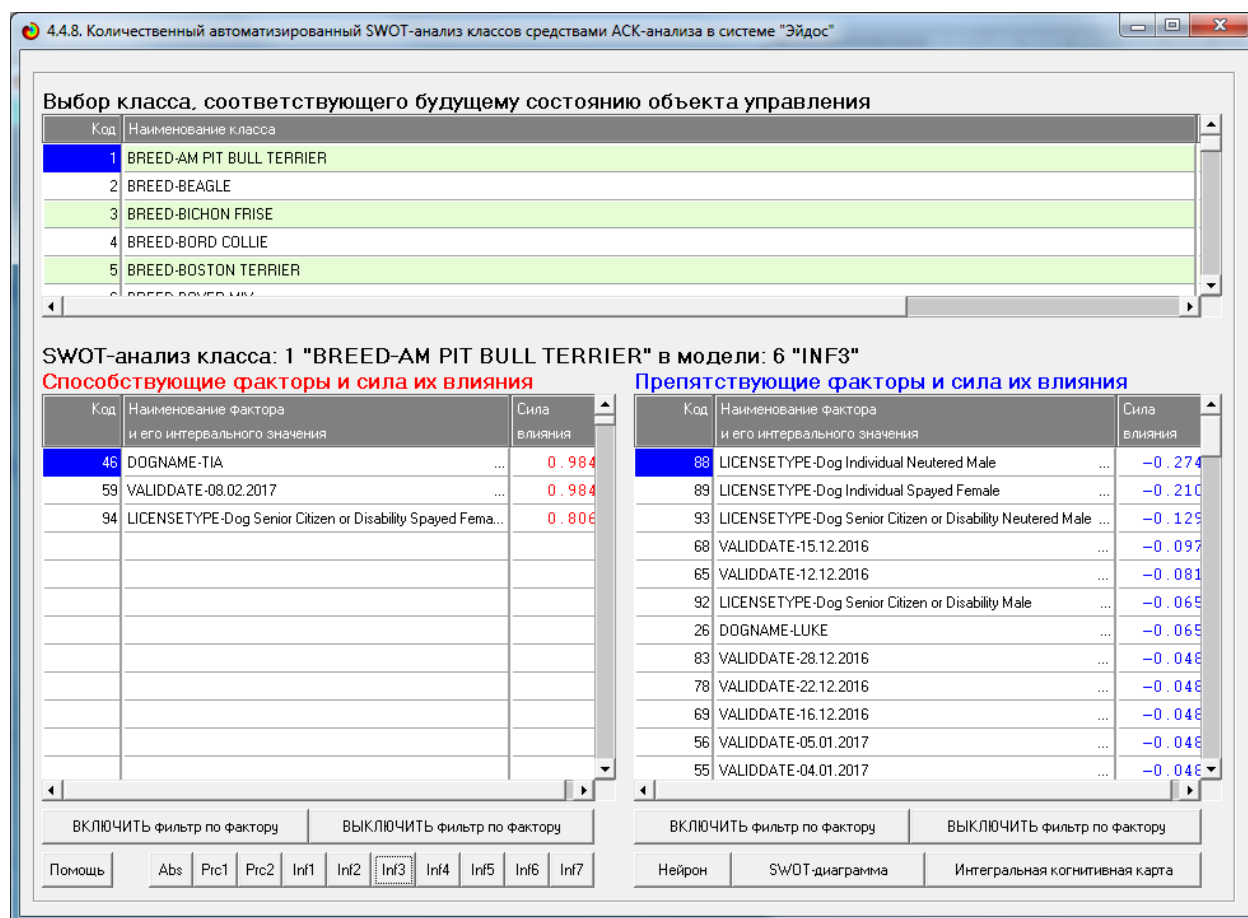


Рисунок 22. Пример SWOT-матрицы в модели INF5

2.4. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЙРОНЫ.

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует не локальный нейрон совокупность, которых образует не локальную нейронную сеть [9] В качестве примеров приведены рисунок 23-24.

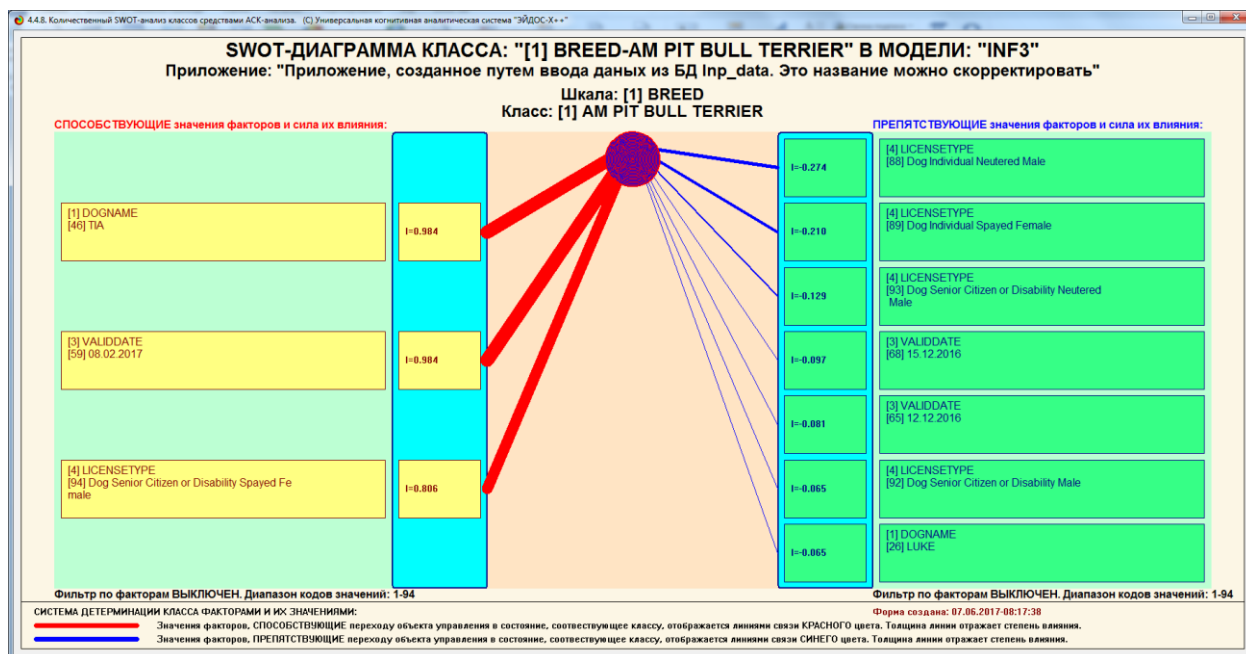


Рисунок 23. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF5

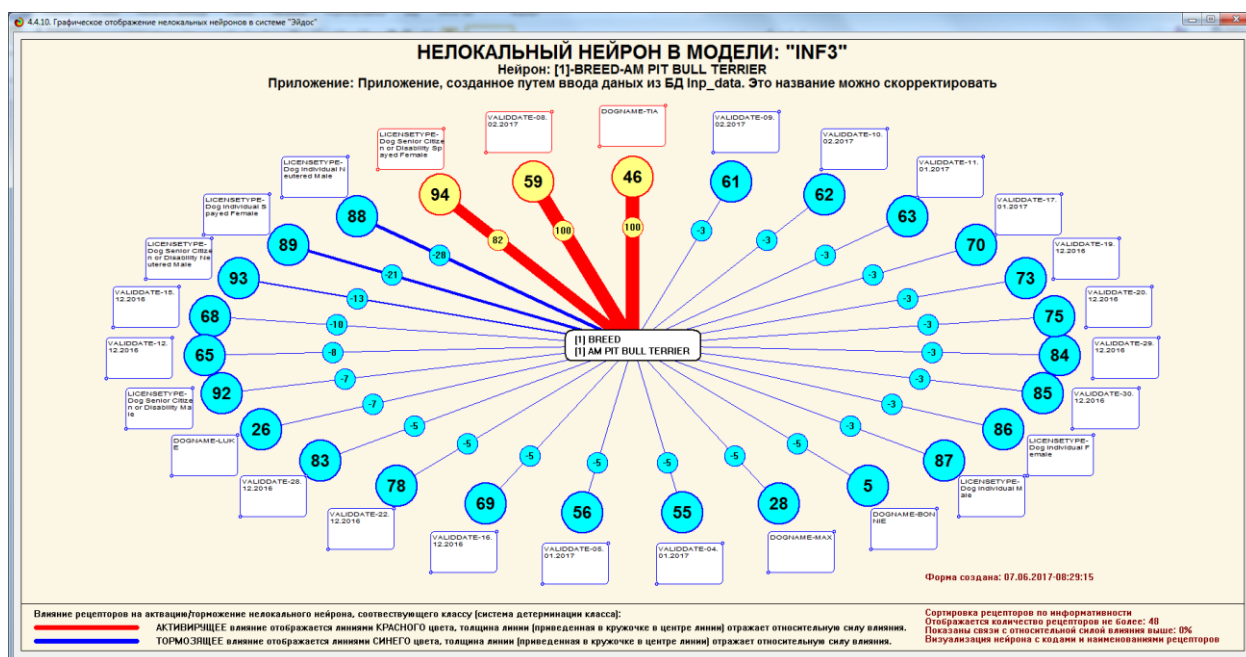


Рисунок 24. Пример нелокальные нейронные сети и нейроны модели INF5

Из-за большого числа нейронов картинка нечитабельна, поэтому изменим количество нейронов на 48

2.5 КЛАСТЕРНЫЙ И КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ

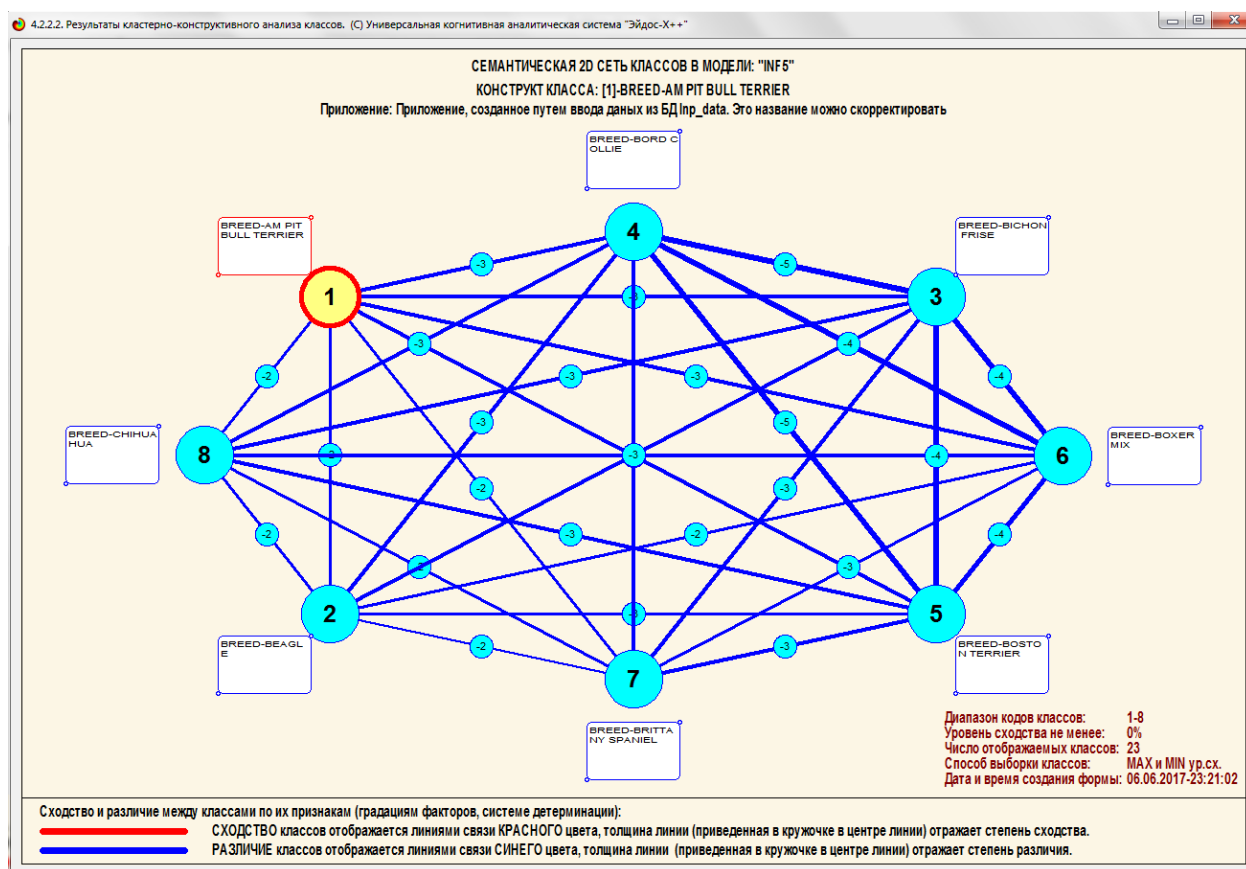


Рисунок 25. Пример кластерный и конструктивный анализ модели INF5

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу Kaggle. В данной курсовой работе приводится развернутый пример использования базы данных Kaggle для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF5, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,933, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 69%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 21% более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, что, как правило, наблюдается и в других приложениях. Этим и оправдано применение моделей знаний.

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

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc

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

2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.

3. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.

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

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

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

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

8. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- 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.

9. Луценко Е.В., Боровко А.Ю. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОЛИЧЕСТВА И КЛАССОВ СОЛНЕЧНЫХ ВСПЫШЕК НА ОСНОВЕ ИХ ПРЕДЫСТОРИИ ПО ДАННЫМ РЕПОЗИТОРИЯ UCI С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК- АНАЛИЗА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС» // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/99.pdf>