

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)**

Студентки Тищенко Екатерина Александровна
курса 3 очной (заочной) формы обучения
направления подготовки Информационные системы и технологии
направленность(профиль) Интеллектуальные информационные системы и технологии.
Наименование темы «Исследование состава рецептов блюд 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	5
2.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
3.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	4
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	4
6.	Применение современных технологий обработки информации	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

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

Недостатки работы

Отдельные погрешности в оформлении

Итоговая оценка при защите 5 (отлично)

Рецензент 
«__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:

**Исследование состава рецептов блюд с использованием АСК-анализа и
системы Эйдос на основе данных репозитория UCI**

выполнила студентка группы ИТ1421 **Тищенко Екатерина Александровна**

Допущена 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

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

Тищенко Екатерины Александровны
(Ф.И.О.)

Тема проекта: **Исследование состава рецептов блюд с использованием
АСК-анализа и системы Эйдос 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 исследование состава рецептов блюд.

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	30
2.4. Нейронная сеть на основе АСК.....	31
2.5. SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	32
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	35
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	36

ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено исследование состава рецептов блюд.

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 allexcel возьмем базу данных сотрудников – «EPI_R.xls», которую оставим без изменений.

Общее описание задачи:

1. Название
2. title - название
3. calories - калории
4. protein - протеин
5. fat - жир
6. sodium - натрий
7. rating - рейтинг

Столбцы 1-6 описательные шкалы.

Столбец 7 является классификационной шкалой. Этот столбец рейтинг блюд.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – EPI_R.xls

№	Название	title	calories	protein	fat	sodium	rating
1	Буден Blanc Паштет с красным луком Конфи	Boudin Blanc Terrine with Red Onion Confit	403.0	18.0	23.0	1439.0	4,38
2	Суп-пюре из картофеля и фенхеля	Potato and Fennel Soup Hodge	165.0	6.0	7.0	165.0	3,75
3	Лепша из шпината	Spinach Noodle Casserole	547.0	20.0	32.0	452.0	3,13
4	Корейская Маринованная Говядина	Korean Marinated Beef	170.0	7.0	10.0	1272.0	4,38
5	Персиклад из ветчины с картофельным салатом	Ham Persillade with Mustard Potato Salad and Mashed Peas	602.0	23.0	41.0	1696.0	3,75
6	Ямс Тушеная с кремом, розмарином и муской	Yams Braised with Cream, Rosemary and Nutmeg	256.0	4.0	5.0	30.0	3,75
7	Банано-шоколадный торт с маслом арахиса	Banana-Chocolate Chip Cake With Peanut Butter Frosting	766.0	12.0	48.0	439.0	4,38
8	Вырезка говядины с чесноком и коньяком	Beef Tenderloin with Garlic and Brandy	174.0	11.0	12.0	176.0	4,75
9	Персиковая горчица	Peach Mustard	134.0	4.0	3.0	1394.0	3,13
10	Сырный суп из шпината	Raw Cream of Spinach Soup	382.0	5.0	31.0	977.0	4,38
11	Хлеб из сладкой пахты с пахтой	Sweet Buttermilk Spoon Breads	146.0	4.0	5.0	160.0	1,88
12	Хрустящая тушеная свиная лопатка	Crisp Braised Pork Shoulder	890.0	59.0	68.0	1027.0	4,38
13	Моцарелла с перцем и томатами	Mozzarella-Topped Peppers with Tomatoes and Garlic	107.0	5.0	7.0	344.0	5,00
14	Тунец, спаржа и новый картофельный салат	Tuna, Asparagus, and New Potato Salad with Chive Vinaigrette and Fried Capers	421.0	10.0	33.0	383.0	5,00
15	Салат из азиатской груши и кресс-салата с соевым соусом	Asian Pear and Watercress Salad with Sesame Dressing	345.0	11.0	19.0	423.0	4,38
16	Пекан с морской солью	Sea Salt-Roasted Pecans	279.0	3.0	30.0	206.0	3,75
17	Чесночные багетные крошки	Garlic Baguette Crumbs	95.0	1.0	7.0	103.0	0,00
18	Салат из огурцов с базиликом	Cucumber-Basil Egg Salad	215.0	6.0	20.0	250.0	3,75
19	Сушеные чипсы из груши	Dried Pear Crisps	14.0	0.0	0.0	0.0	2,50
20	Зеленая фасоль, красный лук и жареный картофель	Green Bean, Red Onion, and Roast Potato Salad with Rosemary Vinaigrette	351.0	6.0	19.0	79.0	4,38
21	Абрикосовое вишневое пирожное	Apricot-Cherry Shortcakes	311.0	5.0	5.0	226.0	4,38
22	Жареные сладкие картофельные копья с беконом	Roasted Sweet-Potato Spears with Bacon Vinaigrette	376.0	7.0	18.0	604.0	4,38
23	Ацтекская курица	Aztec Chicken	625.0	39.0	44.0	1248.0	3,75
24	Соте из брокколи Рабе	Sauteed Broccoli Rabe	107.0	4.0	10.0	329.0	4,38
25	Торт из кокосового ореха	Coconut-Key Lime Sheet Cake	483.0	5.0	35.0	100.0	4,38
26	Запеченный палтус с овощами, шпинатом и помидорами	Baked Halibut with Orzo, Spinach, and Cherry Tomatoes	634.0	44.0	31.0	181.0	4,38
27	Маринованный красный лук	Pickled Red Onions	90.0	2.0	0.0	881.0	4,38
28	Пряные черные бобы и рис	Spicy Black Beans and Rice	202.0	19.0	8.0	815.0	3,75
29	Мексиканский лаймовый суп	Mexican Lime Soup	338.0	14.0	21.0	174.0	4,38
30	Салат из цитрусовых с мятой мят	Citrus Salad with Mint Sugar	191.0	3.0	1.0	4.0	4,38
31	Мексиканская Чили и Грибной суп	Mexican Chile and Mushroom Soup	166.0	8.0	12.0	508.0	3,13
32	Арахисовое масло-банановые кексы	Peanut Butter-Banana Muffins	275.0	6.0	13.0	242.0	3,75
33	Жареная курица Pancetta с начинкой из грецких орехов	Pancetta Roast Chicken with Walnut Stuffing	1203.0	89.0	87.0	583.0	5,00
34	Пирог с кокосовым орехом	Coconut Angel Food Cake	266.0	4.0	7.0	148.0	3,75
35	Телячьи булочки с сыром Моцарелла	Veal Burgers Stuffed with Mozzarella Cheese	904.0	38.0	70.0	1413.0	4,38
36	Тыквенные кексы	Pumpkin Muffins	223.0	4.0	10.0	211.0	4,38
37	Оранжевая бальзамическая глазурь	Orange Balsamic Glaze	194.0	2.0	3.0	697.0	3,75
38	Жареный баклажан и оливковое масло с картофелем	Roasted Eggplant and Olive Spread with Pita Bread Chips	177.0	5.0	7.0	116.0	3,75

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

Скопируем получившуюся таблицу из MS Word в MS Excel и запишем ее с именем: Inp_data.xls в папку: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\. В файле Inp_data.xls добавим пустую колонку на позиции «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 Стандарт XLS-файла
☐ XLSX - MS Excel-2007(2010)
☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
☐ CSV - Comma-Separated Values 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: 8
Конечный столбец классификационных шкал: 8

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал: 2
Конечный столбец описательных шкал: 7

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

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" – 8, "Конечный столбец классификационных шкал" – 8(восьмой столбец в таблице);

– "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 2, "Конечный столбец описательных шкал" – 7;

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

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

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [3 x 292]

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	1	3	3,00	0	0	0,00
Текстовые	0	0	0,00	6	292	48,67
ВСЕГО:	1	3	3,00	6	292	48,67

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах:

Рисунок 2. Задание размерности модели системы "Эйдос"

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

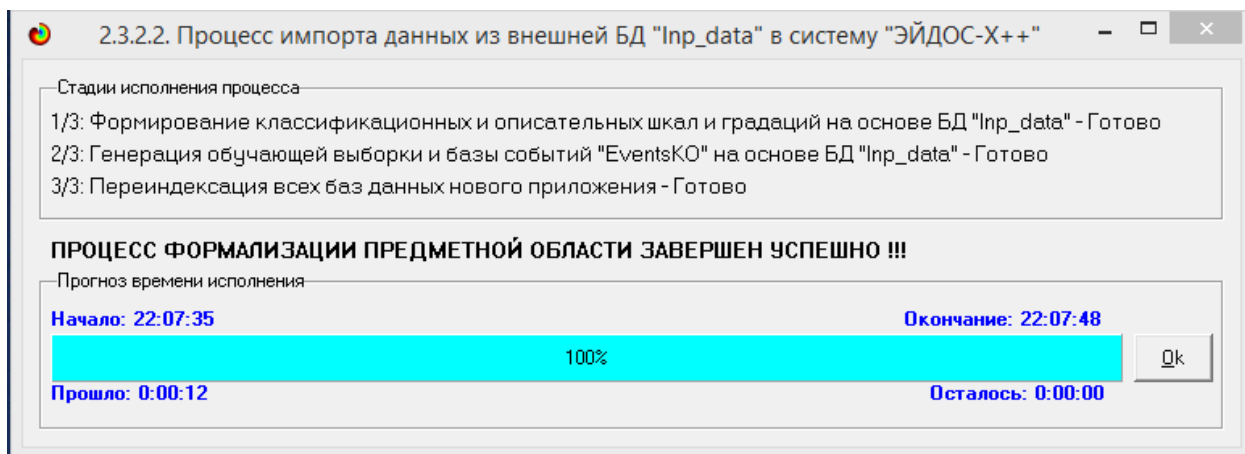


Рисунок 3. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

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

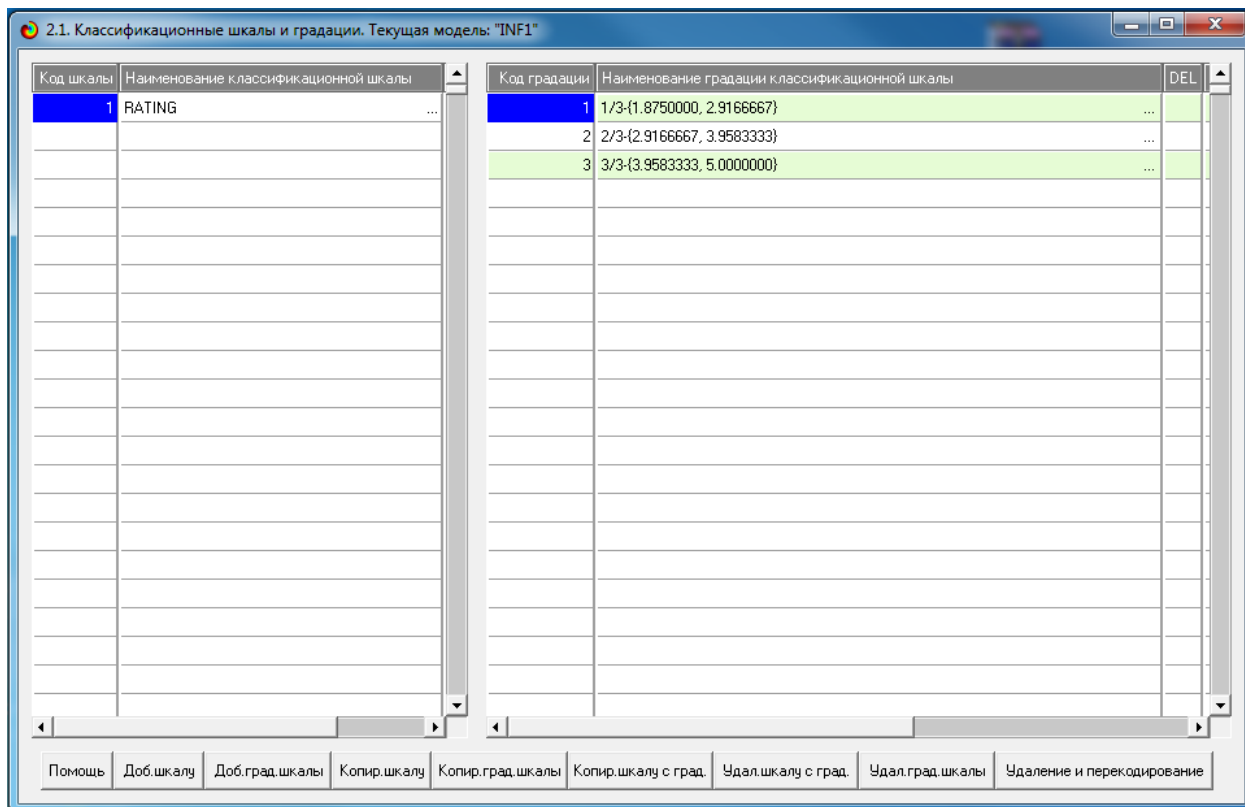


Рисунок 4. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

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

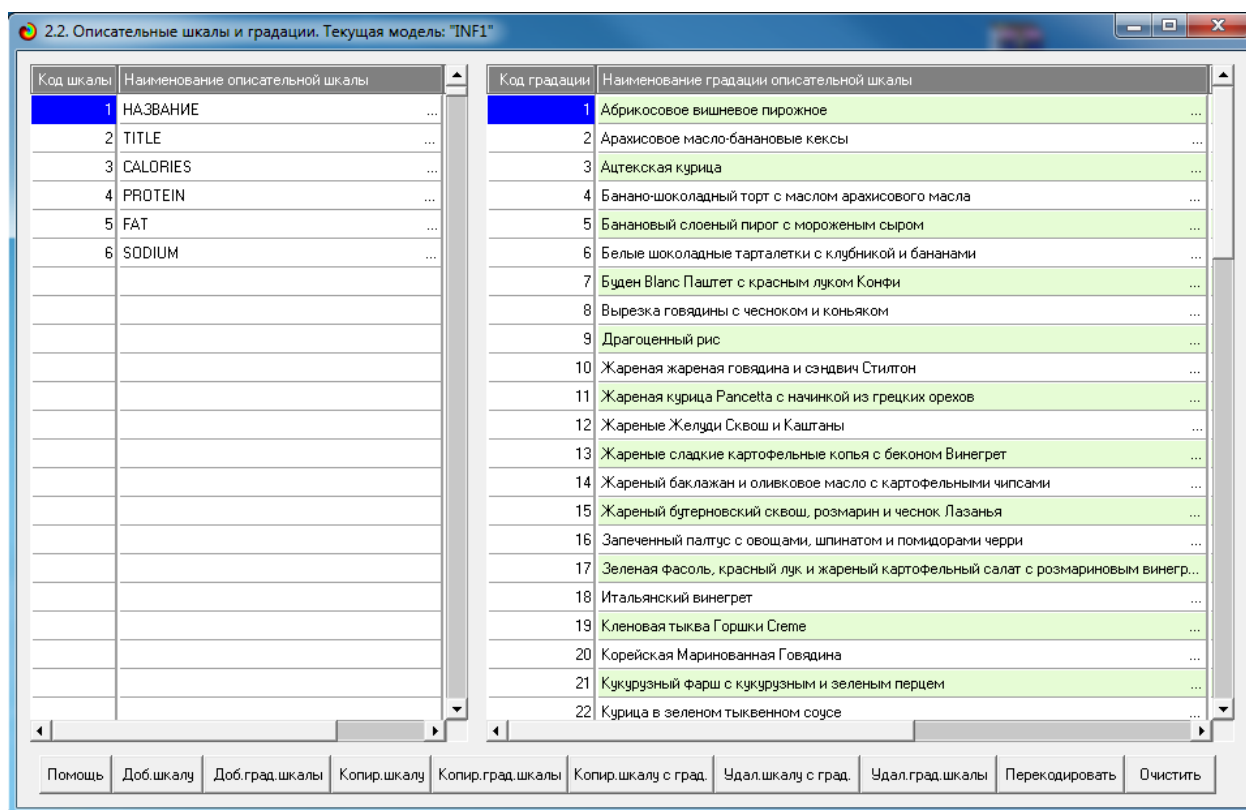


Рисунок 5. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

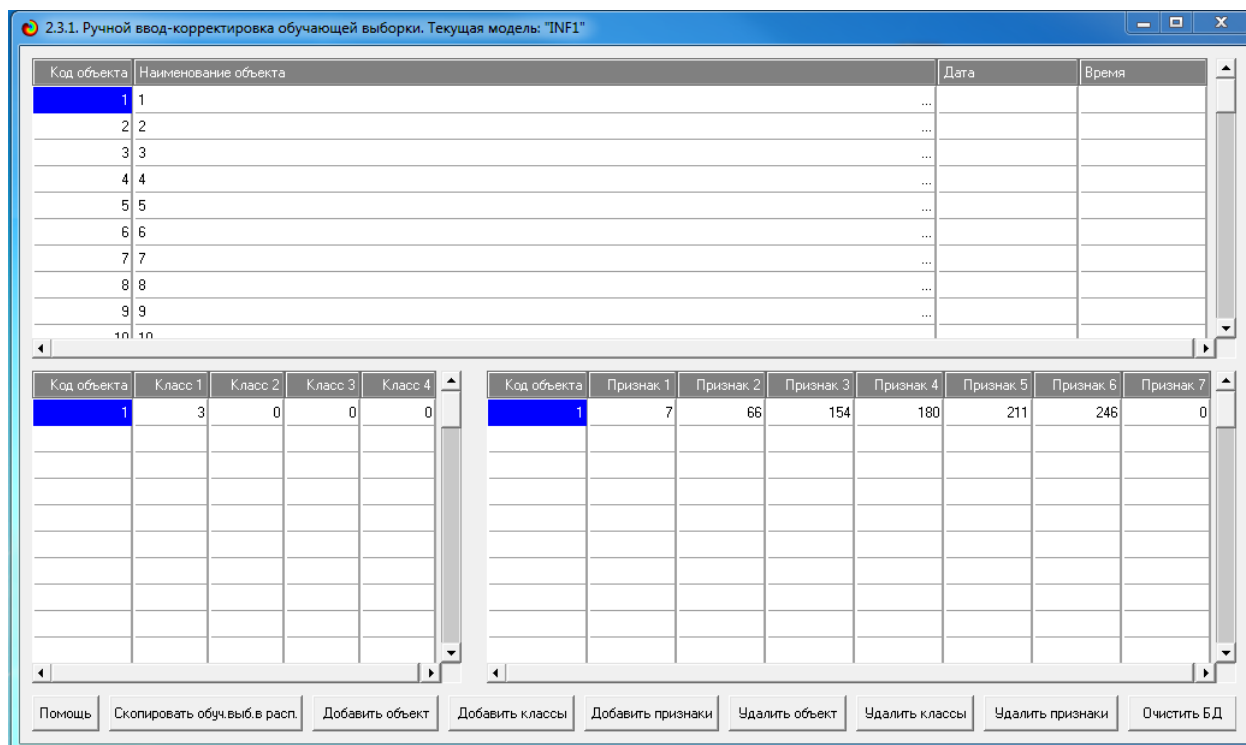


Рисунок 6. Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия.

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).

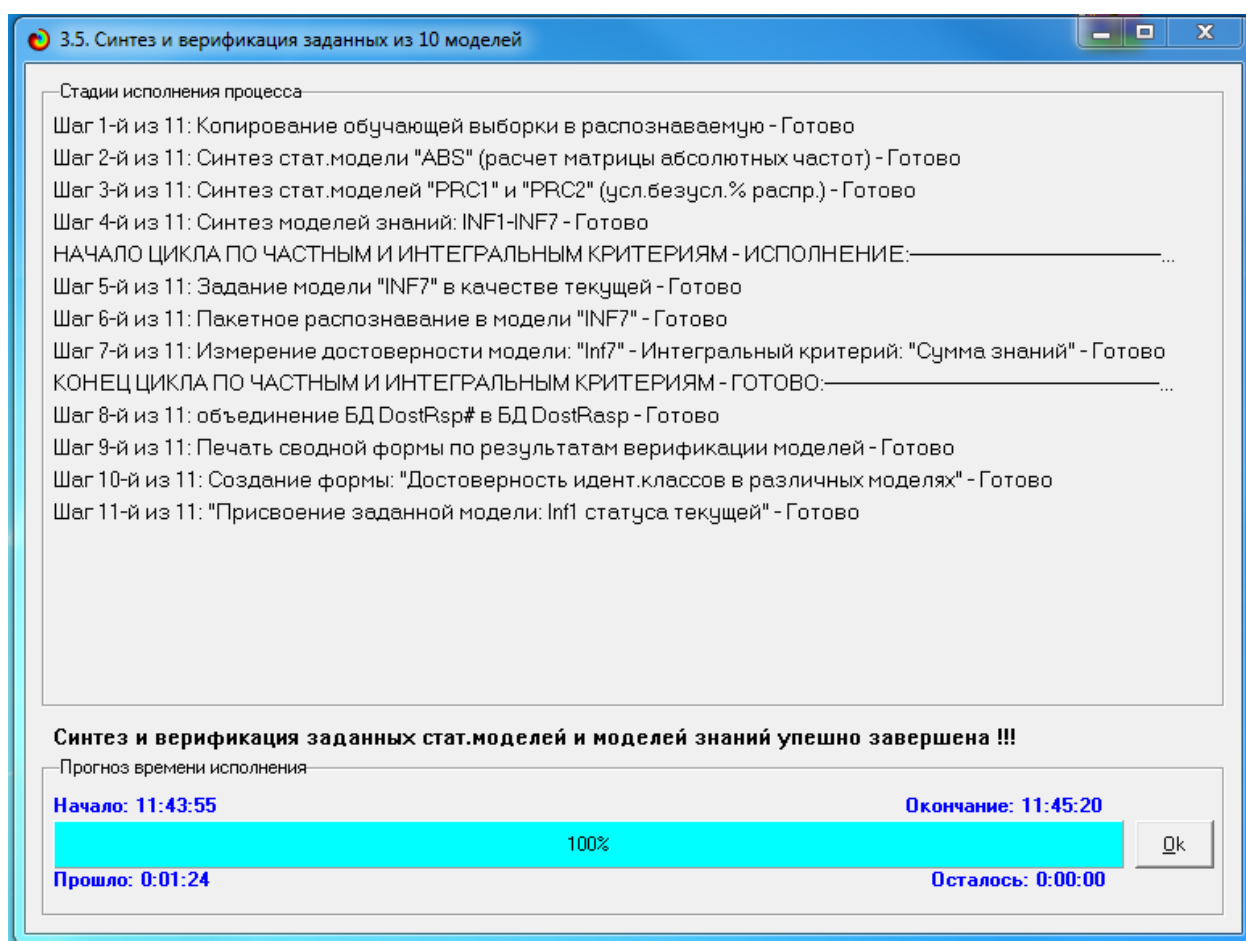


Рисунок 7. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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.

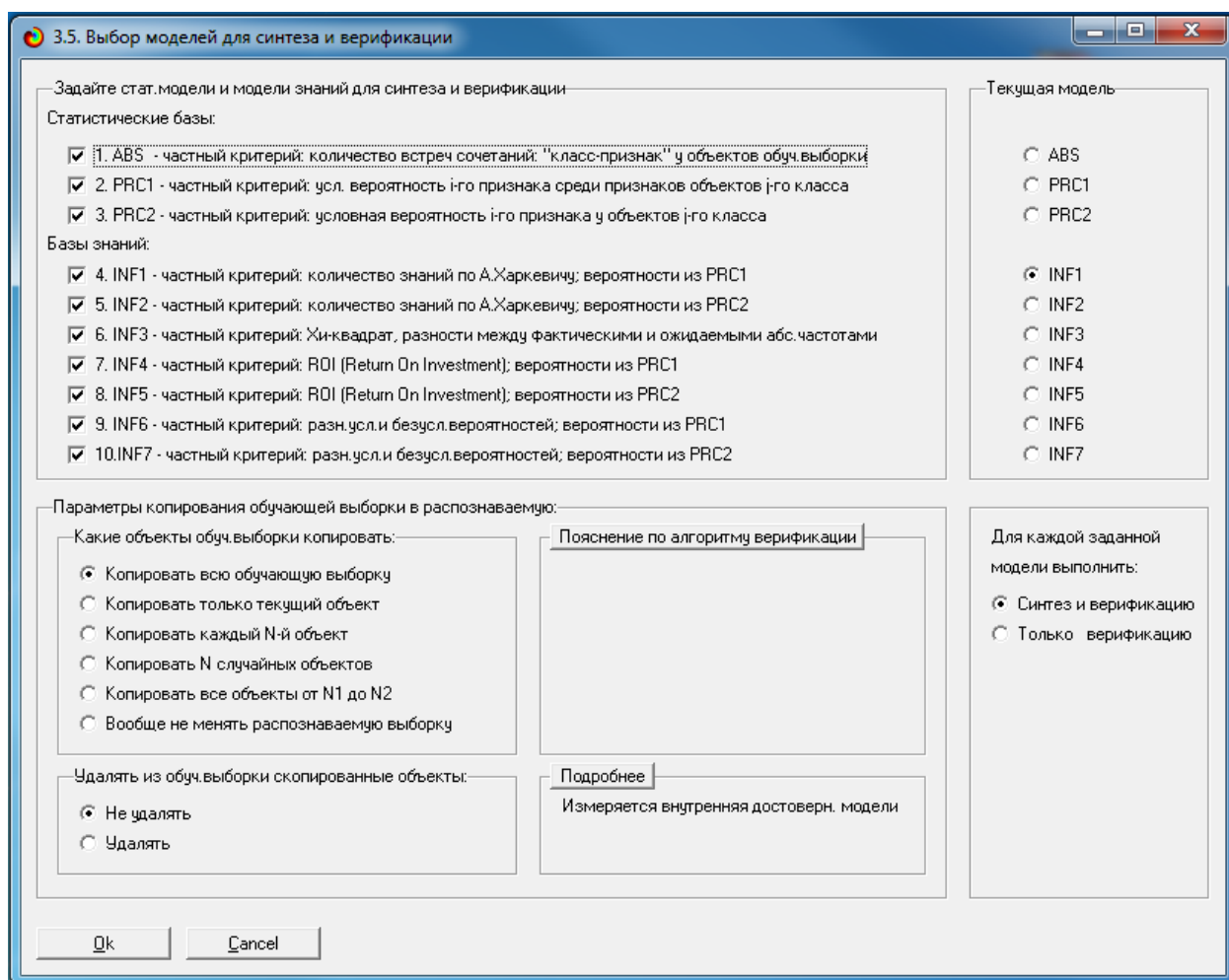


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

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: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучающей выборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. RATING 1/3 (1.8750000, 2.9166667)	2. RATING 2/3 (2.9166667, 3.9583333)	3. RATING 3/3 (3.9583333, 5.0000000)	Сумма	Среднее	Средн. кв.откл.
1	НАЗВАНИЕ-Абрикосовое вишневое пирожное ...			1	1	0.333	0.577
2	НАЗВАНИЕ-Арахисовое масло-банановые кексы ...		1		1	0.333	0.577
3	НАЗВАНИЕ-Аджикская курица ...		1		1	0.333	0.577
4	НАЗВАНИЕ-Банано-шоколадный торт с маслом ара...			1	1	0.333	0.577
5	НАЗВАНИЕ-Банановый слоеный пирог с морожени...			1	1	0.333	0.577
6	НАЗВАНИЕ-Белые шоколадные тарталетки с клубн...			1	1	0.333	0.577
7	НАЗВАНИЕ-Буден Blanc Паулетт с красным луком К...			1	1	0.333	0.577
8	НАЗВАНИЕ-Вырезка говядины с чесноком и конья...			1	1	0.333	0.577
9	НАЗВАНИЕ-Драгоценный рис ...			1	1	0.333	0.577
10	НАЗВАНИЕ-Жареная жареная говядина и сэндвич ...			1	1	0.333	0.577
11	НАЗВАНИЕ-Жареная курица Pancetta с начинкой и...			1	1	0.333	0.577
12	НАЗВАНИЕ-Жареные Желуди Сквош и Каптань ...		1		1	0.333	0.577
13	НАЗВАНИЕ-Жареные сладкие картофельные коль...			1	1	0.333	0.577
14	НАЗВАНИЕ-Жареный баклажан и оливковое масло...		1		1	0.333	0.577
15	НАЗВАНИЕ-Жареный бутербродный сквош, размер...			1	1	0.333	0.577
16	НАЗВАНИЕ-Зеленный палтус с овощами, шпинат...			1	1	0.333	0.577
17	НАЗВАНИЕ-Зеленая фасоль, красный лук и жарен...			1	1	0.333	0.577
18	НАЗВАНИЕ-Итальянский винегрет ...		1		1	0.333	0.577
19	НАЗВАНИЕ-Кленовая тыква Горшки Cieme ...			1	1	0.333	0.577
20	НАЗВАНИЕ-Корейская Маринованная Говядина ...			1	1	0.333	0.577
21	НАЗВАНИЕ-Куриный фарш с куриными и зеле...			1	1	0.333	0.577
22	НАЗВАНИЕ-Курица в зеленом тыквенном соусе ...			1	1	0.333	0.577

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

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. RATING 1/3 (1.8750000, 2.9166667)	2. RATING 2/3 (2.9166667, 3.9583333)	3. RATING 3/3 (3.9583333, 5.0000000)	Сумма	Среднее	Средн. кв.откл.
1	НАЗВАНИЕ-Абрикосовое вишневое пирожное ...			0.152	0.152	0.051	0.088
2	НАЗВАНИЕ-Арахисовое масло-банановые кекс...		0.255		0.255	0.085	0.147
3	НАЗВАНИЕ-Аджикская курица ...		0.255		0.255	0.085	0.147
4	НАЗВАНИЕ-Банано-шоколадный торт с маслом...			0.152	0.152	0.051	0.088
5	НАЗВАНИЕ-Банановый слоеный пирог с морож...			0.152	0.152	0.051	0.088
6	НАЗВАНИЕ-Белые шоколадные тарталетки с к...			0.152	0.152	0.051	0.088
7	НАЗВАНИЕ-Буден Blanc Паулетт с красным лу...			0.152	0.152	0.051	0.088
8	НАЗВАНИЕ-Вырезка говядины с чесноком и ко...			0.152	0.152	0.051	0.088
9	НАЗВАНИЕ-Драгоценный рис ...			0.152	0.152	0.051	0.088
10	НАЗВАНИЕ-Жареная жареная говядина и сэнд...			0.152	0.152	0.051	0.088
11	НАЗВАНИЕ-Жареная курица Pancetta с начинк...			0.152	0.152	0.051	0.088
12	НАЗВАНИЕ-Жареные Желуди Сквош и Каптан...		0.255		0.255	0.085	0.147
13	НАЗВАНИЕ-Жареные сладкие картофельные К...			0.152	0.152	0.051	0.088
14	НАЗВАНИЕ-Жареный баклажан и оливковое н...		0.255		0.255	0.085	0.147
15	НАЗВАНИЕ-Жареный бутербродный сквош, роз...			0.152	0.152	0.051	0.088
16	НАЗВАНИЕ-Зеленный палтус с овощами, шп...			0.152	0.152	0.051	0.088
17	НАЗВАНИЕ-Зеленая фасоль, красный лук и жа...			0.152	0.152	0.051	0.088
18	НАЗВАНИЕ-Итальянский винегрет ...		0.255		0.255	0.085	0.147
19	НАЗВАНИЕ-Кленовая тыква Горшки Cieme ...			0.152	0.152	0.051	0.088
20	НАЗВАНИЕ-Корейская Маринованная Говядин...			0.152	0.152	0.051	0.088
21	НАЗВАНИЕ-Куриный фарш с куриными и з...			0.152	0.152	0.051	0.088
22	НАЗВАНИЕ-Курица в зеленом тыквенном соус...			0.152	0.152	0.051	0.088

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. RATING 1/3 (1.8750000, 2.9166667)	2. RATING 2/3 (2.9166667, 3.9583333)	3. RATING 3/3 (3.9583333, 5.0000000)	Сумма	Среднее	Сред. квадр. откл.
1	НАЗВАНИЕ-Абрикосовое вишневое пирожное ...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
2	НАЗВАНИЕ-Арахисовое масло-банановые кекс...	-0.036	0.607	-0.571			0.590
3	НАЗВАНИЕ-Апельсиновая корочка ...	-0.036	0.607	-0.571			0.590
4	НАЗВАНИЕ-Банано-шоколадный торт с маслом...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
5	НАЗВАНИЕ-Банановый слоеный пирог с морож...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
6	НАЗВАНИЕ-Белые шоколадные тарталетки с к...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
7	НАЗВАНИЕ-Буден Blanc Паулет с красным лж...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
8	НАЗВАНИЕ-Варезка говядины с чесноком и ко...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
9	НАЗВАНИЕ-Драгоценный рис ...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
10	НАЗВАНИЕ-Жареная жареная говядина и сенд...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
11	НАЗВАНИЕ-Жареная курица Pancetta с начинк...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
12	НАЗВАНИЕ-Жареные Желди Сквош и Кастан...	-0.036	0.607	-0.571			0.590
13	НАЗВАНИЕ-Жареные сладкие картофельные к...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
14	НАЗВАНИЕ-Жареный баклажан и оливковое м...	-0.036	0.607	-0.571			0.590
15	НАЗВАНИЕ-Жареный бутербродный сквош, роз...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
16	НАЗВАНИЕ-Запеченный палтус с овощами, шт...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
17	НАЗВАНИЕ-Зеленая фасоль, красный лук и жа...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
18	НАЗВАНИЕ-Итальянский винегрет ...	-0.036	0.607	-0.571			0.590
19	НАЗВАНИЕ-Кленовая тушка Горшки Семе ...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
20	НАЗВАНИЕ-Корейская Маринованная Говяди...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
21	НАЗВАНИЕ-Куриный фарш с кукурузными и з...	-0.036	-0.393	0.429			0.412
22	НАЗВАНИЕ-Курица в зеленом тыквенном соус...	-0.036	-0.393	0.429			0.412

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 ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Средняя модуль-уровневая соотношение истинно-положительных решений (ST)	Средняя модуль-уровневая соотношение истинно-отрицательных решений (ST)	Средняя модуль-уровневая соотношение ложно-положительных решений (SFP)	Средняя модуль-уровневая соотношение ложно-отрицательных решений (SF)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с абс...	56	56	94	24		0.700	1.000	0.824	14.701	7.726	2.251	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Средняя абс частот по призна...	56	56	62	56		0.500	1.000	0.667	39.091		10.909	
2. PR1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...	56	56	94	24		0.700	1.000	0.824	14.701	7.726	2.251	
2. PR1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред.	Средняя усл.отн частот по при...	56	56	62	56		0.500	1.000	0.667	7.169		3.234	
3. PR12 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	56	56	94	24		0.700	1.000	0.824	14.700	7.726	2.250	
3. PR12 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Средняя усл.отн частот по при...	56	56	62	56		0.500	1.000	0.667	7.169		3.234	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	56	54	108	10	2	0.844	0.964	0.900	10.556	13.822	0.816	0.121
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Средняя значений	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	12.702	1.051	1.486	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	56	54	108	10	2	0.844	0.964	0.900	10.556	13.822	0.816	0.121
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Средняя значений	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	12.702	1.051	1.486	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	56	55	106	12	1	0.821	0.982	0.894	12.515	13.508	1.413	0.011
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Средняя значений	56	55	106	12	1	0.821	0.982	0.894	29.739	31.382	1.691	0.041
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	56	55	112	8	1	0.902	0.982	0.940	11.340	14.235	0.222	0.031
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Средняя значений	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	4.224	0.105	0.625	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	56	55	112	6	1	0.902	0.982	0.940	11.340	14.235	0.222	0.031
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Средняя значений	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	4.224	0.105	0.625	
9. INF6 - частный критерий: разн.усли. безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	56	53	107	11	3	0.828	0.946	0.883	11.249	12.839	1.409	0.231
9. INF6 - частный критерий: разн.усли. безусл.вероятностей; вер...	Средняя значений	56	55	90	28	1	0.663	0.982	0.791	4.206	0.387	1.829	0.001
10. INF7 - частный критерий: разн.усли. безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	56	53	107	11	3	0.828	0.946	0.883	11.249	12.839	1.409	0.231
10. INF7 - частный критерий: разн.усли. безусл.вероятностей; ве...	Средняя значений	56	55	90	28	1	0.663	0.982	0.791	4.206	0.387	1.829	0.001

Рисунок 9. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4и INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергера) 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).

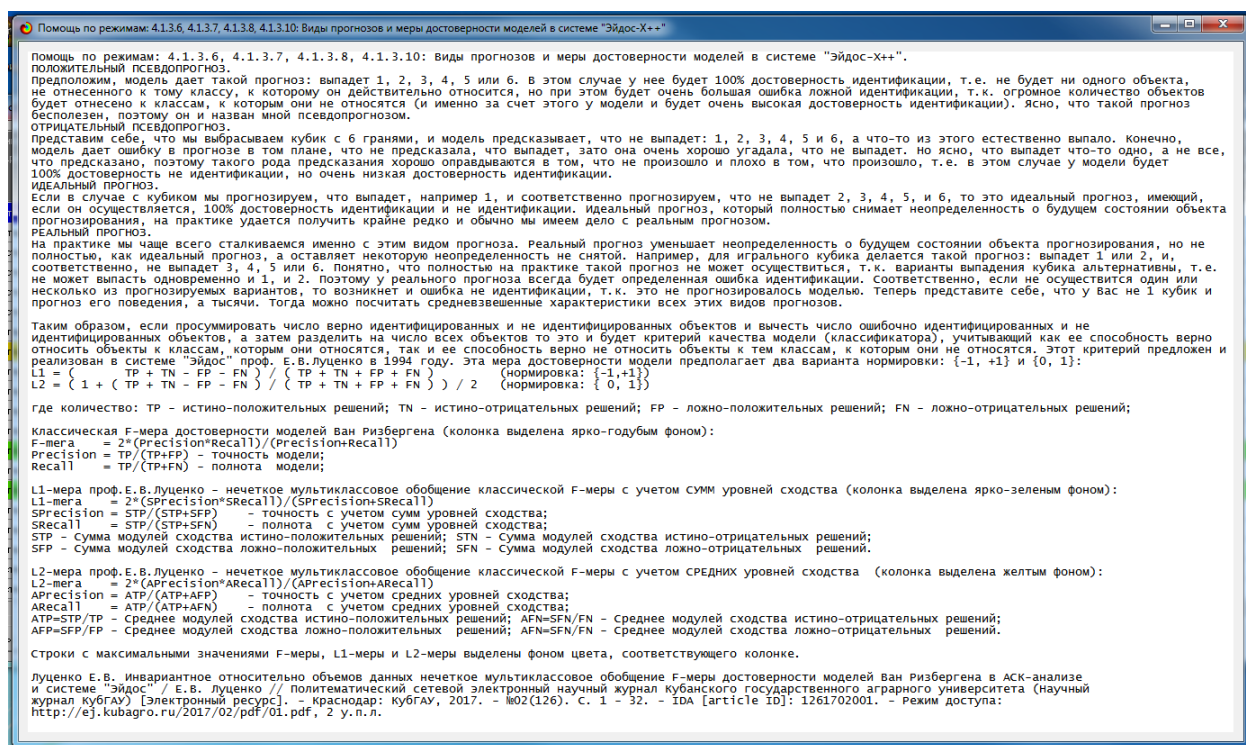


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, что статистические модели, как правило, дают более низкую среднезвешенную 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.

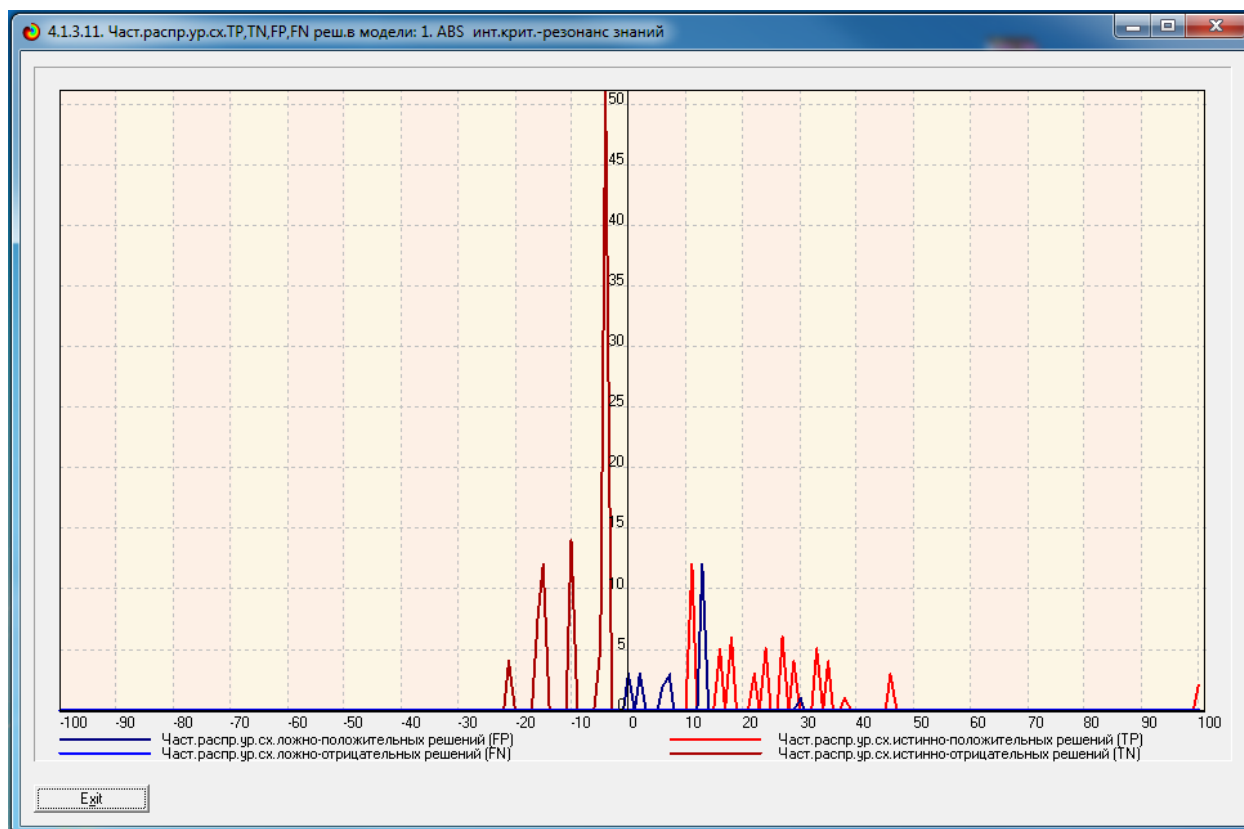
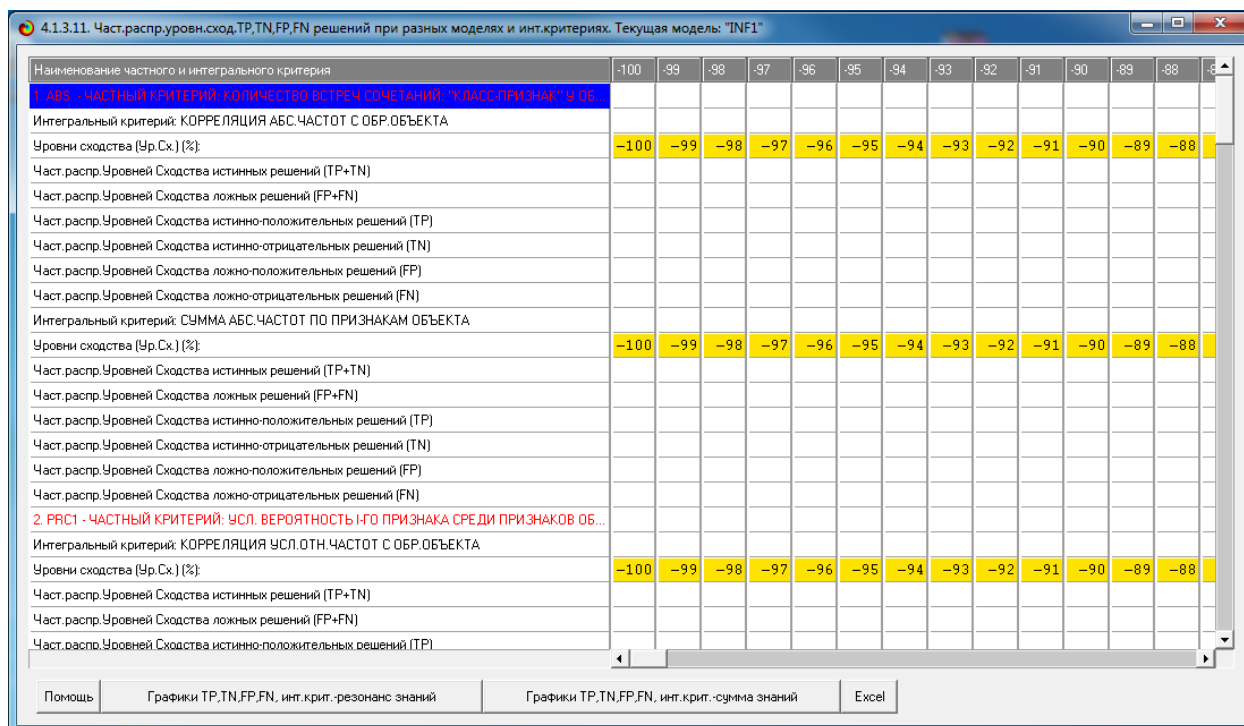


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF4

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):

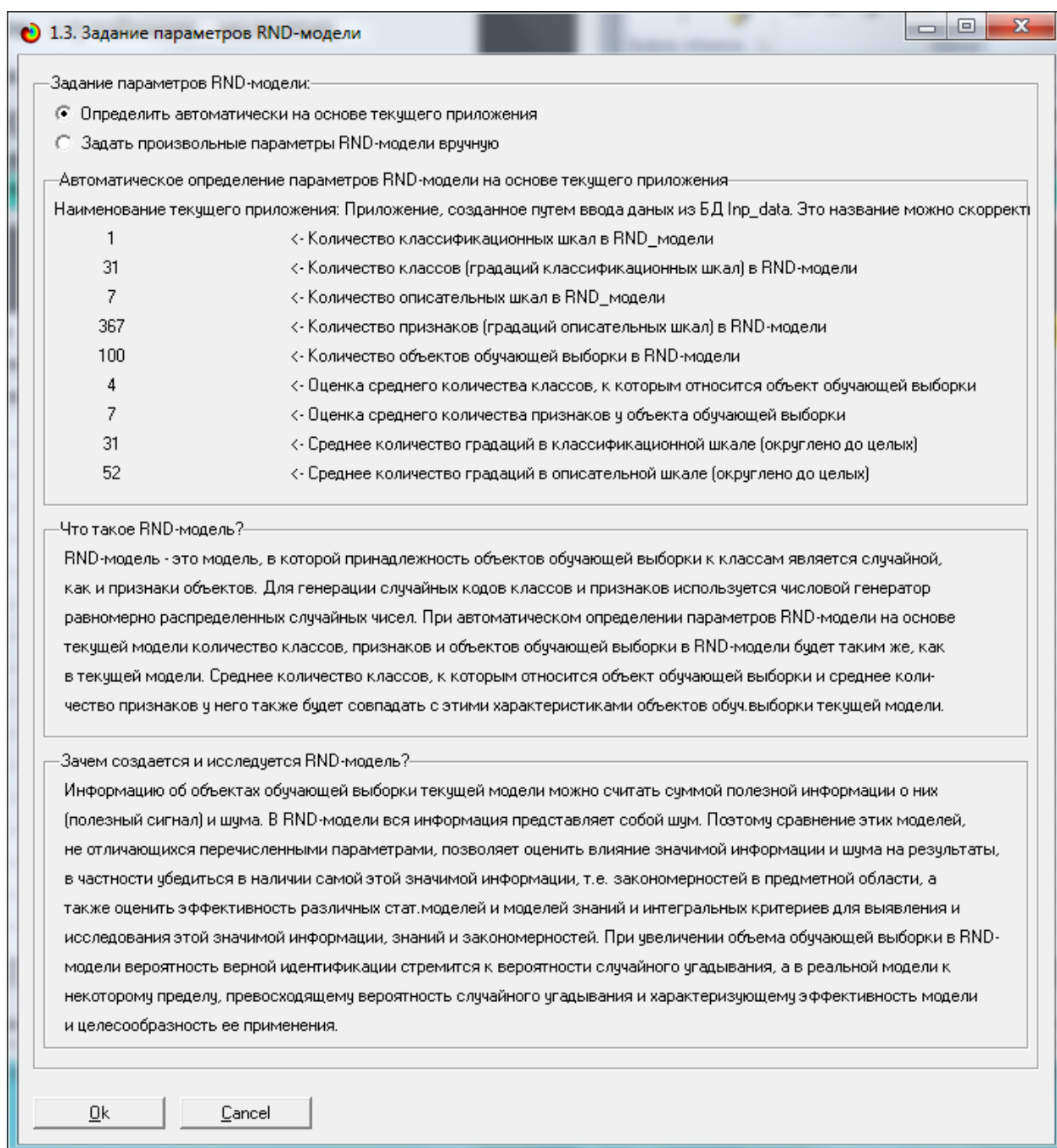
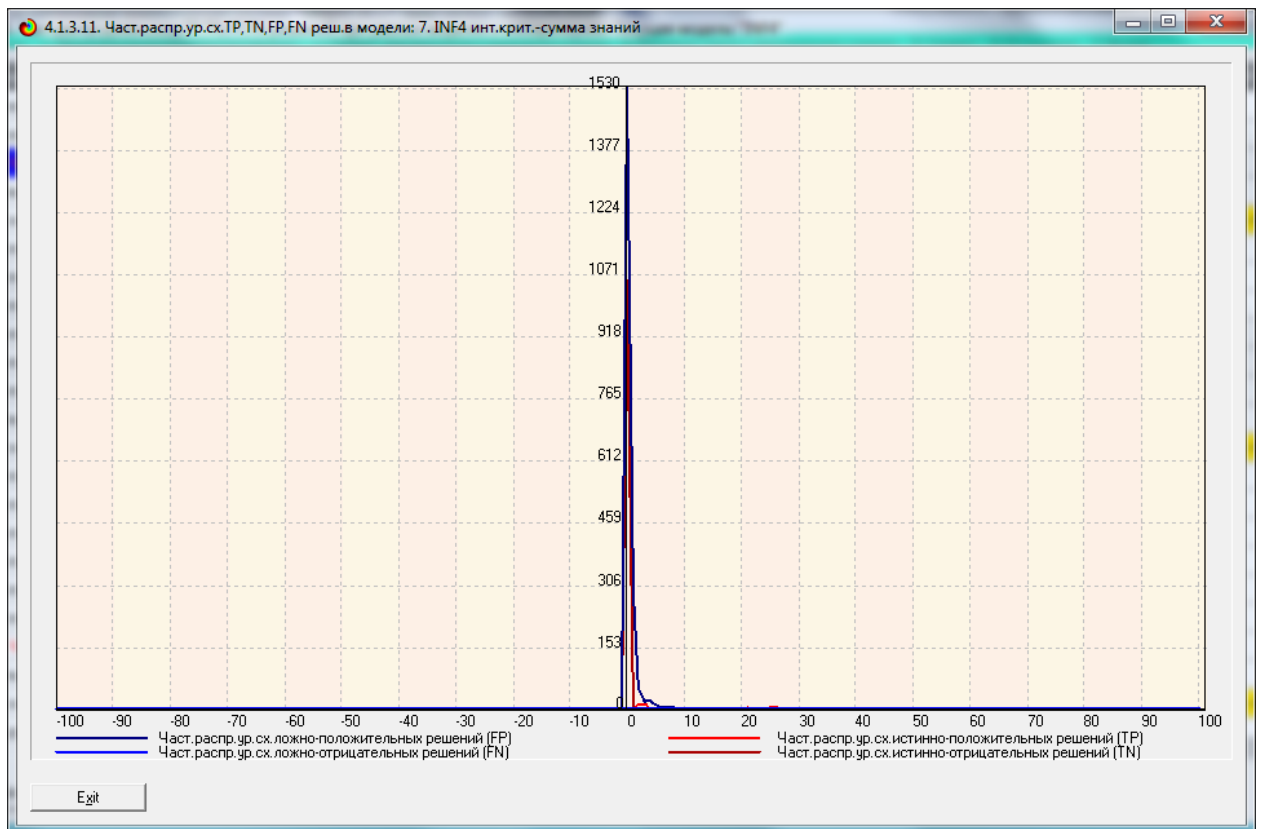


Рисунок 12. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

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.

4.13.6. Обобщенная форма по достов. моделям при разн. крит. Титульная модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фигура Бан-Ризбергера	Сигна-мод. условной со- истинно-поло- решаемой (ST)	Сигна-мод. условной со- истинно-отри- решаемой (ST)	Сигна-мод. условной со- ложно-поло- решаемой (SPF)	Сигна-мод. условной со- ложно-отриц- решаемой (SF)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "и.лас...	Корреляция абс частот с абс частот по признакам...	56	56	94	24		0.700	1.000	0.824	14.701	7.726	2.251	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "и.лас...	Сигна-мод. абс частот по признакам...	56	56	62	56		0.500	1.000	0.667	39.091		10.909	
2. PRCT1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	56	56	94	24		0.700	1.000	0.824	14.701	7.726	2.251	
2. PRCT1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сигна-мод. усл.отн частот по признакам...	56	56	62	56		0.500	1.000	0.667	7.169		3.234	
3. PRCT2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	56	56	94	24		0.700	1.000	0.824	14.700	7.726	2.250	
3. PRCT2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Сигна-мод. усл.отн частот по признакам...	56	56	62	56		0.500	1.000	0.667	7.169		3.234	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Характеристикам...	Семантический резонанс зна...	56	54	108	10	2	0.844	0.964	0.900	10.556	13.822	0.816	0.121
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Характеристикам...	Сигна-мод. знаний	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	12.702	1.051	1.486	0.121
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Характеристикам...	Семантический резонанс зна...	56	54	108	10	2	0.844	0.964	0.900	10.556	13.822	0.816	0.121
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Характеристикам...	Сигна-мод. знаний	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	12.702	1.051	1.486	0.121
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	56	55	106	12	1	0.821	0.982	0.894	12.515	13.508	1.413	0.01
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Сигна-мод. знаний	56	55	106	12	1	0.821	0.982	0.894	29.739	31.382	1.691	0.04
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	56	55	112	6	1	0.902	0.982	0.940	11.340	14.235	0.222	0.03
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Сигна-мод. знаний	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	4.224	0.105	0.625	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс зна...	56	55	112	6	1	0.902	0.982	0.940	11.340	14.235	0.222	0.03
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Сигна-мод. знаний	56	56	91	27		0.675	1.000	0.806	4.224	0.105	0.625	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	56	53	107	11	3	0.828	0.946	0.883	11.249	12.839	1.409	0.23
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сигна-мод. знаний	56	55	90	28	1	0.663	0.982	0.791	4.206	0.387	1.829	0.00
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	56	53	107	11	3	0.828	0.946	0.883	11.249	12.839	1.409	0.23
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сигна-мод. знаний	56	55	90	28	1	0.663	0.982	0.791	4.206	0.387	1.829	0.00

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.

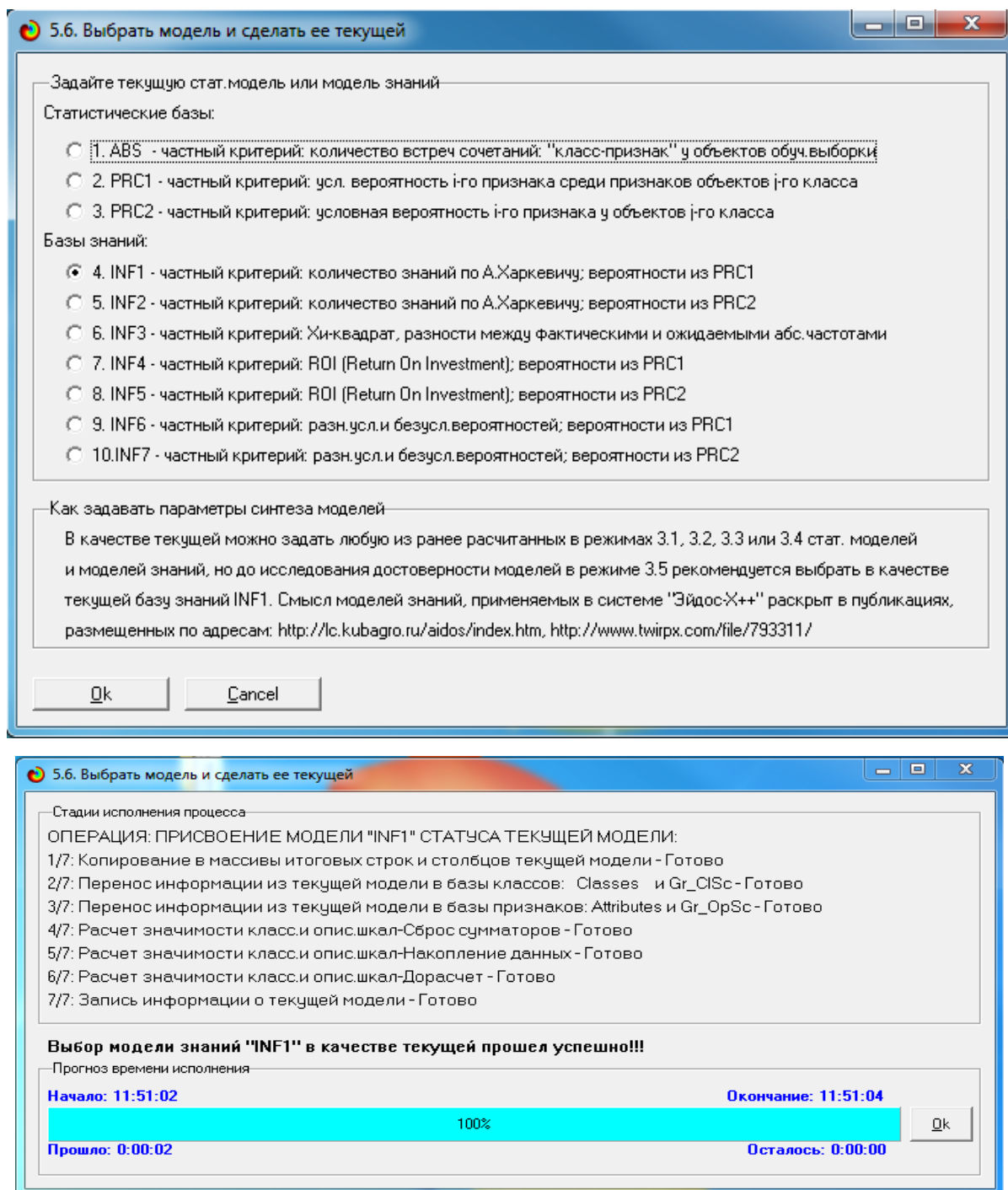


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

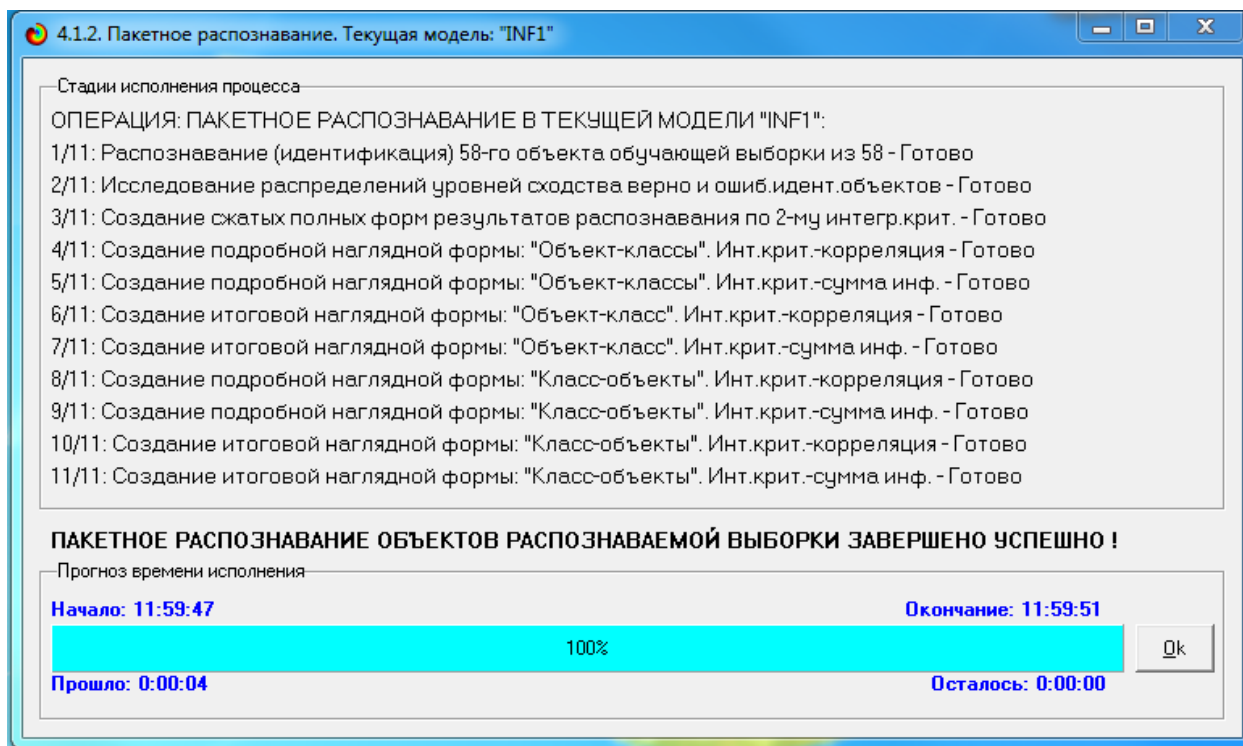


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

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

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

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

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

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 15 и 16 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов ирисов в наиболее достоверной модели INF1 на основе наблюдения предыстории их развития:

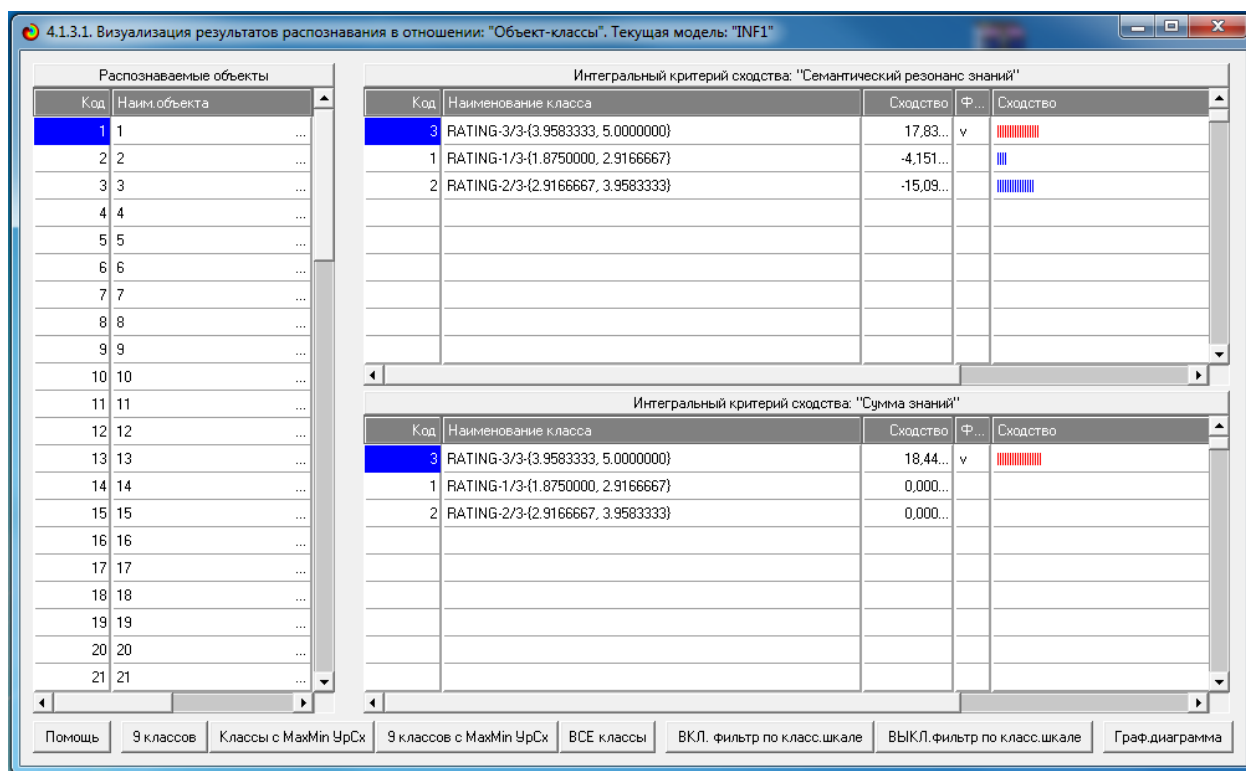


Рисунок 17. Пример идентификации классов в модели INF1

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)

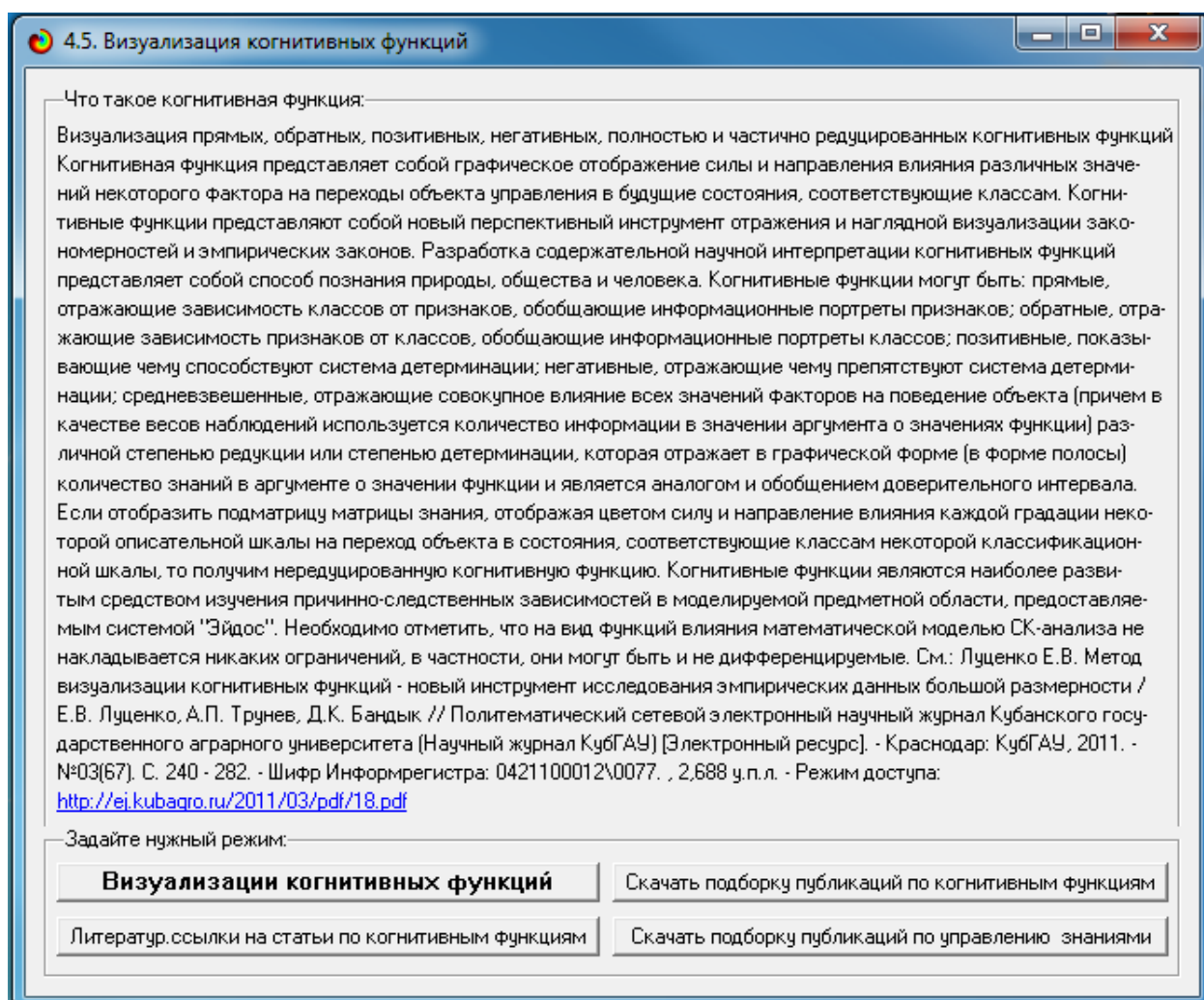


Рисунок 19. Экранная форма режима визуализации когнитивных функций

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 долготы преобладает rating-3/3 (3.9583333, 5.0000000)

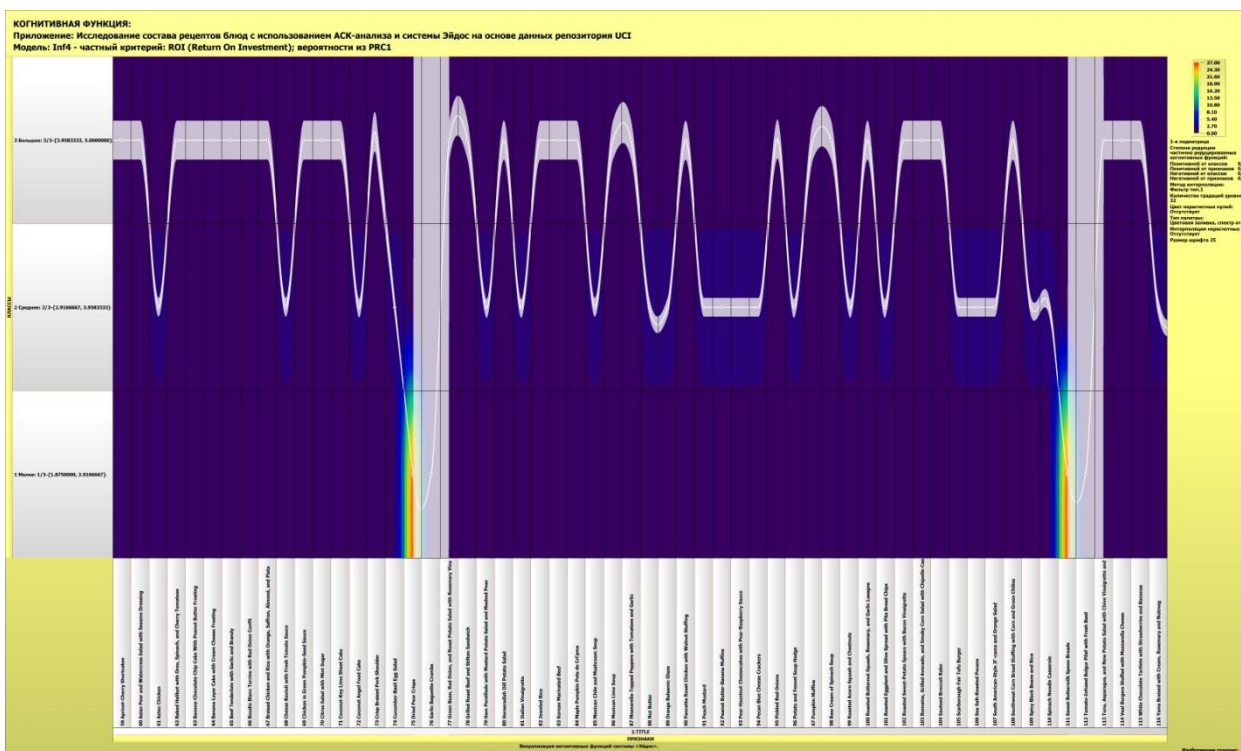
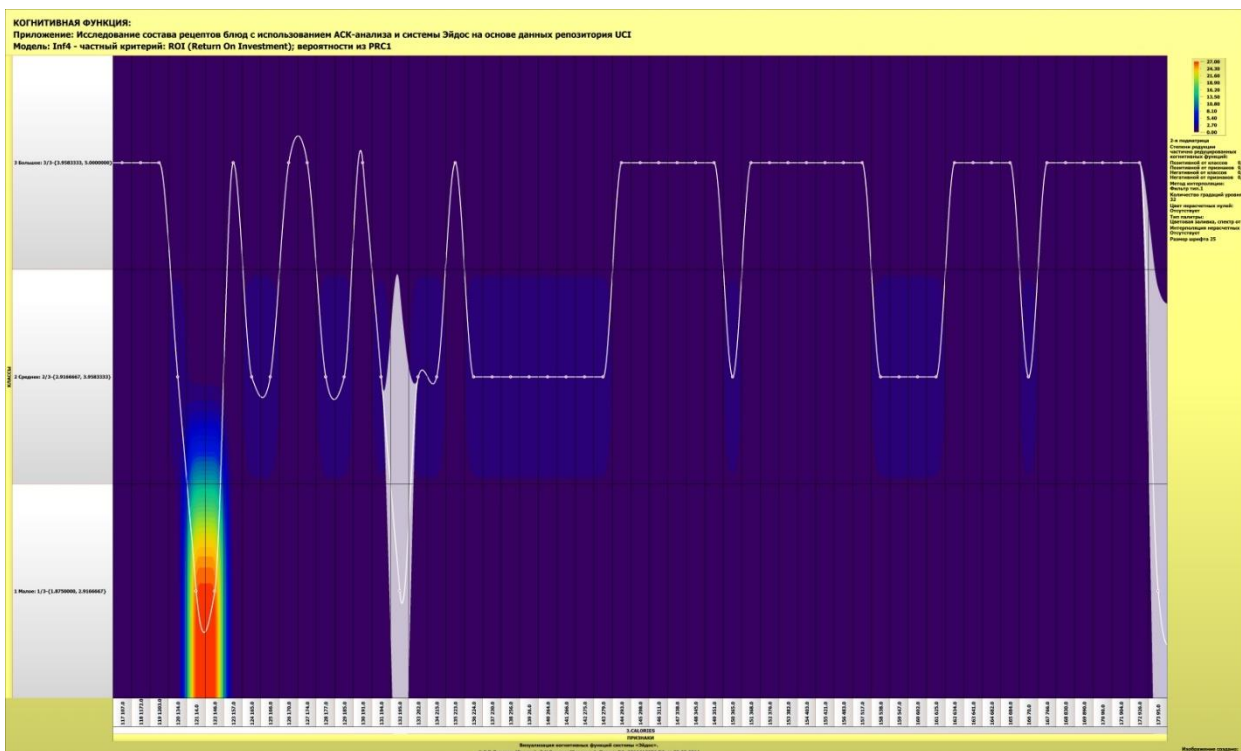


Рисунок 21. Когнитивная функция, отражающая название рецептов блюд



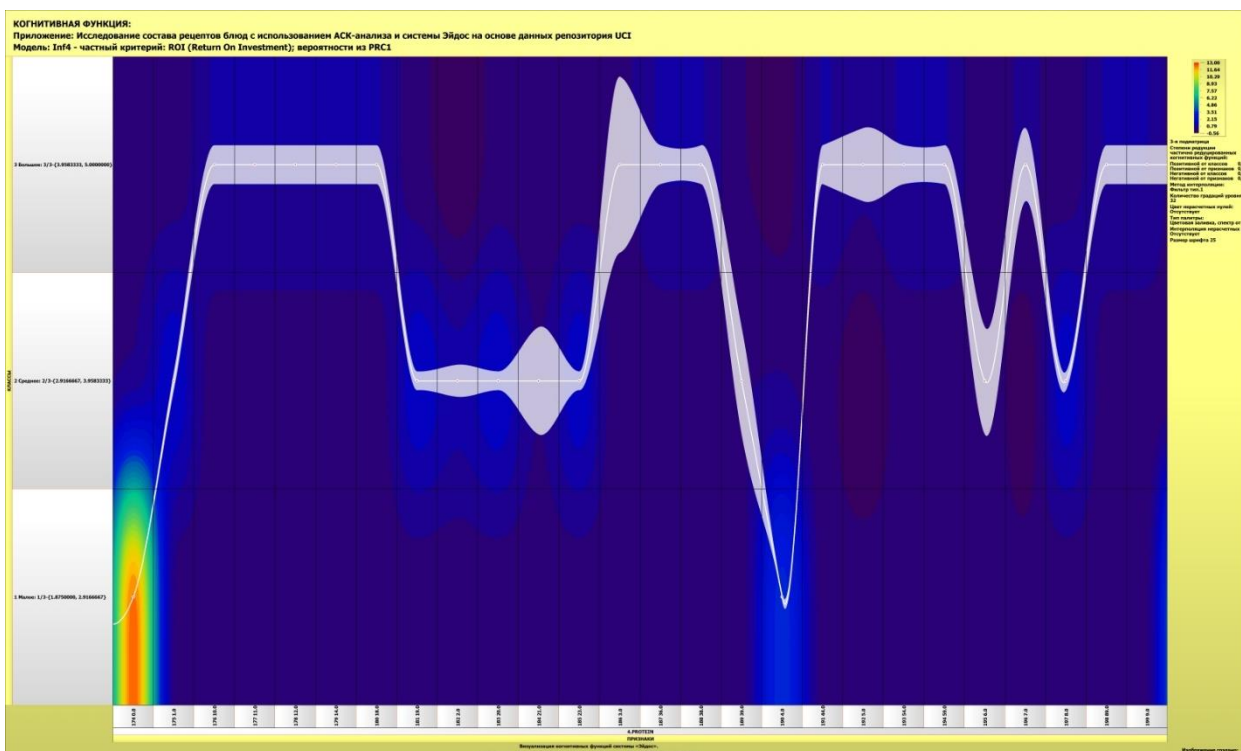


Рисунок 23. Когнитивная функция, отражающая количество протеина в рецепте блюда

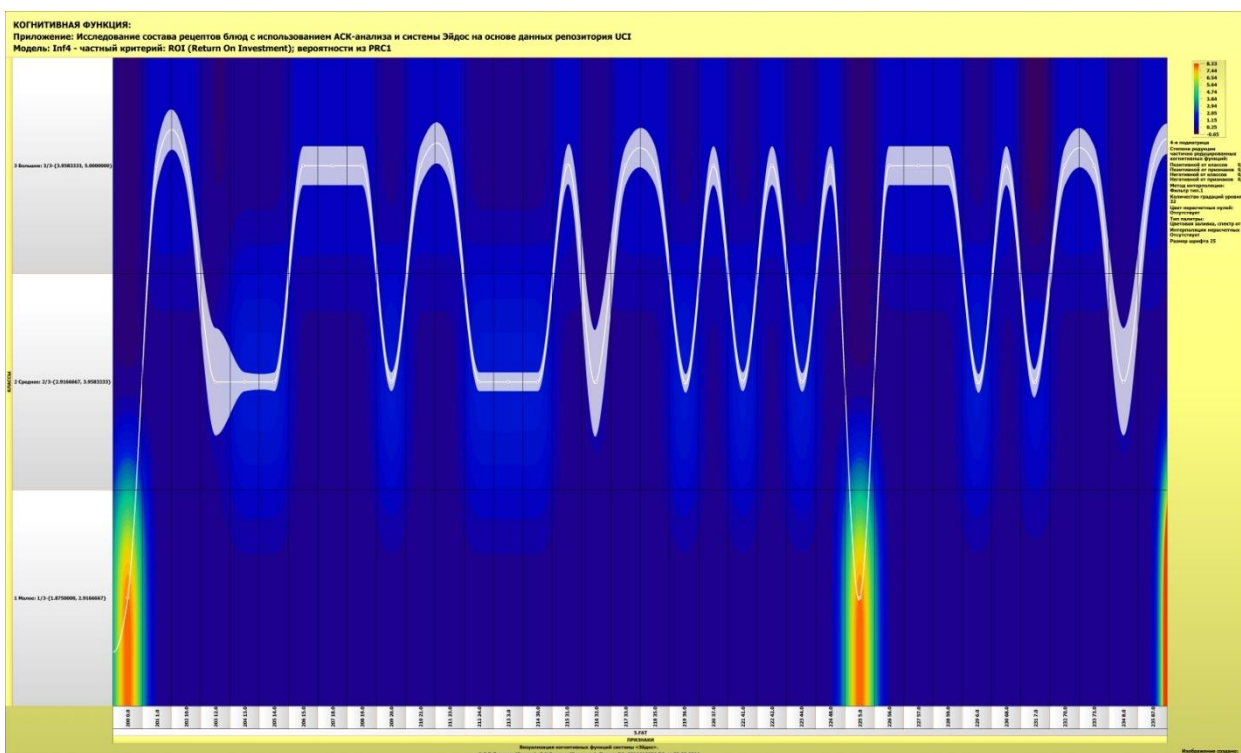


Рисунок 24. Когнитивная функция, отражающая жирность рецепта блюда

Сходство-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 1 "RATING-1/3-{1.8750000, 2.9166667}" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование класса
1	RATING-1/3-{1.8750000, 2.9166667} ...
2	RATING-2/3-{2.9166667, 3.9583333} ...
3	RATING-3/3-{3.9583333, 5.0000000} ...

№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	1	RATING-1/3-{1.8750000, 2.9166667}	100.000
2	2	RATING-2/3-{2.9166667, 3.9583333}	-14.595
3	3	RATING-3/3-{3.9583333, 5.0000000}	-25.075

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

29

2.3. Кластерно-конструктивный анализ

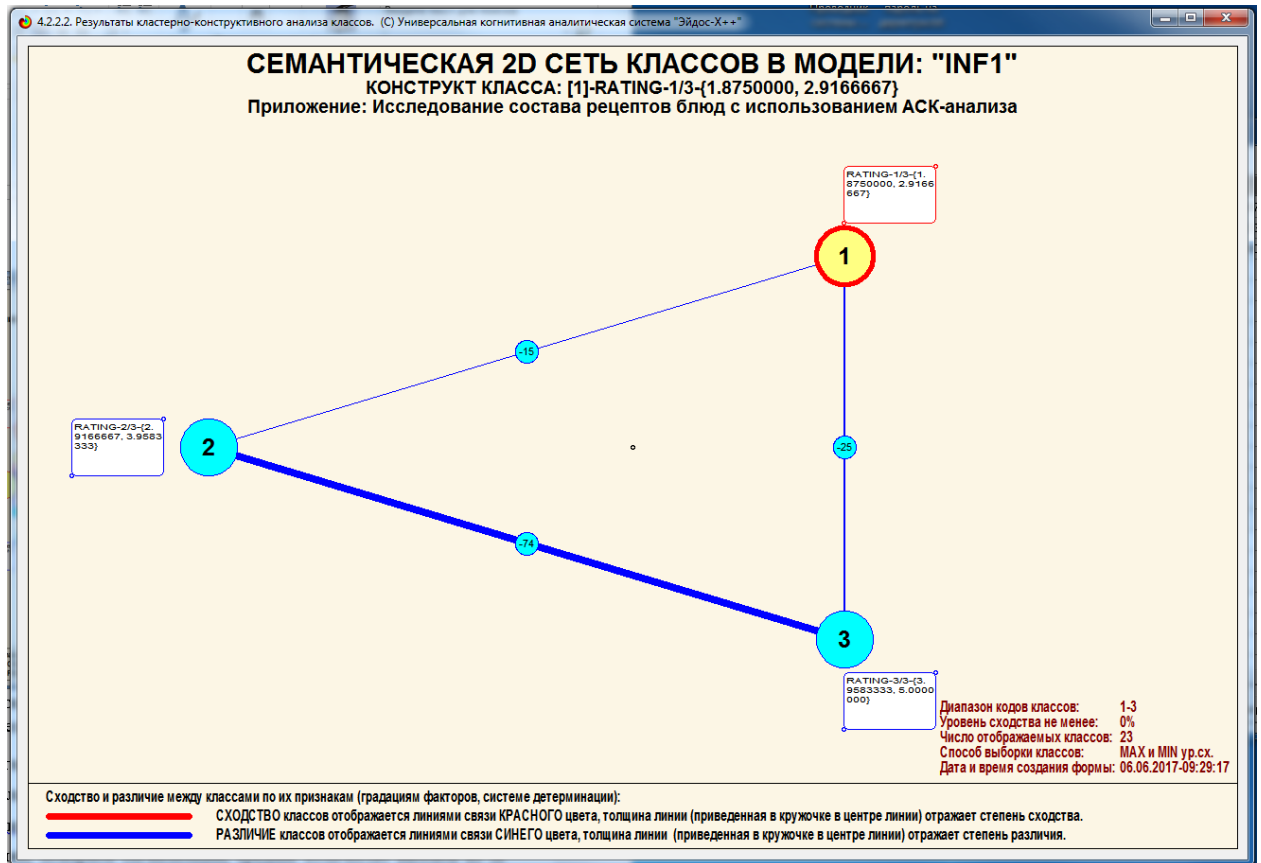


Рисунок 26. Результаты сравнения классов по рейтингу состава рецептов блюд

Из когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 22, мы видим, что, наибольшее количество вызовов по чрезвычайным ситуациям происходит из за болеей 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 АСК

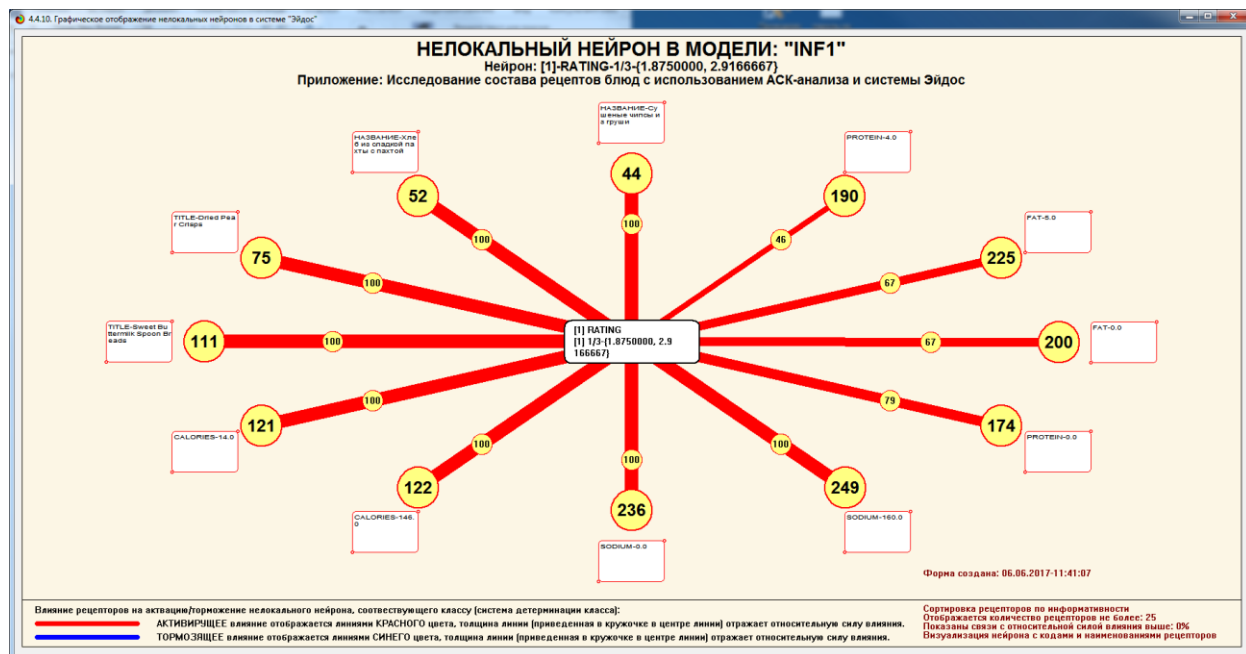


Рисунок 27. Графическое отображение нелокальных нейронов

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 производства 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].

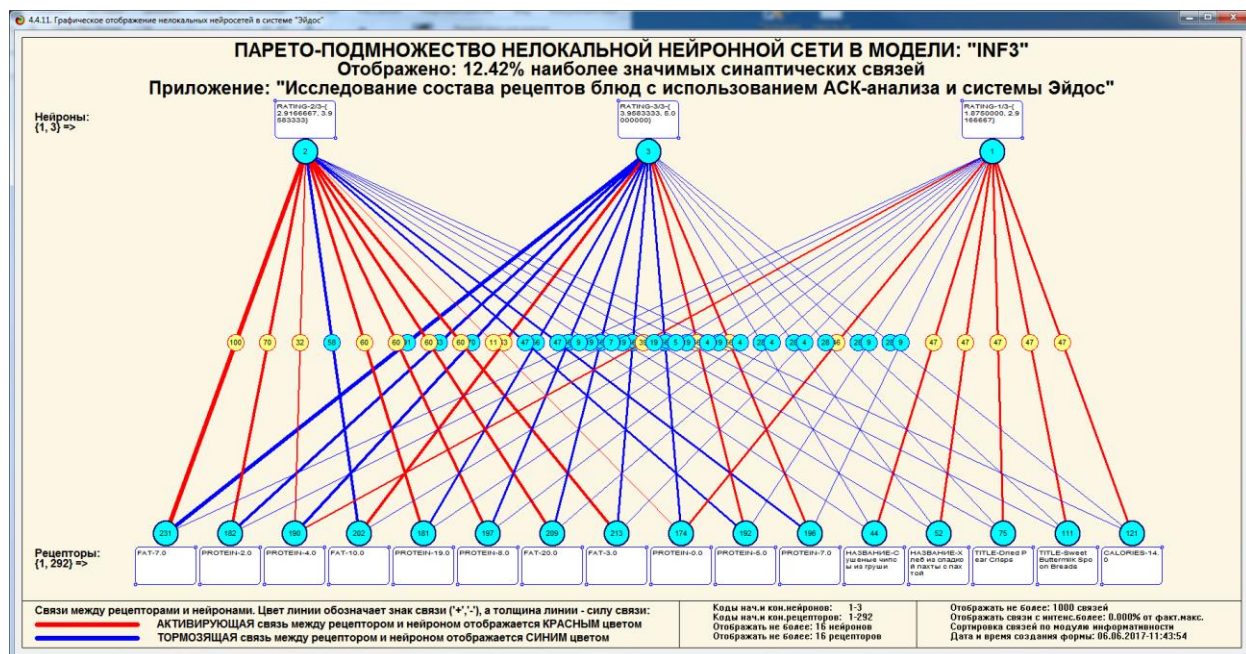


Рисунок 28 – Паретто – подмножеств нелокальной нейронной сети в системе «Эйдос - X»

2.5. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

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

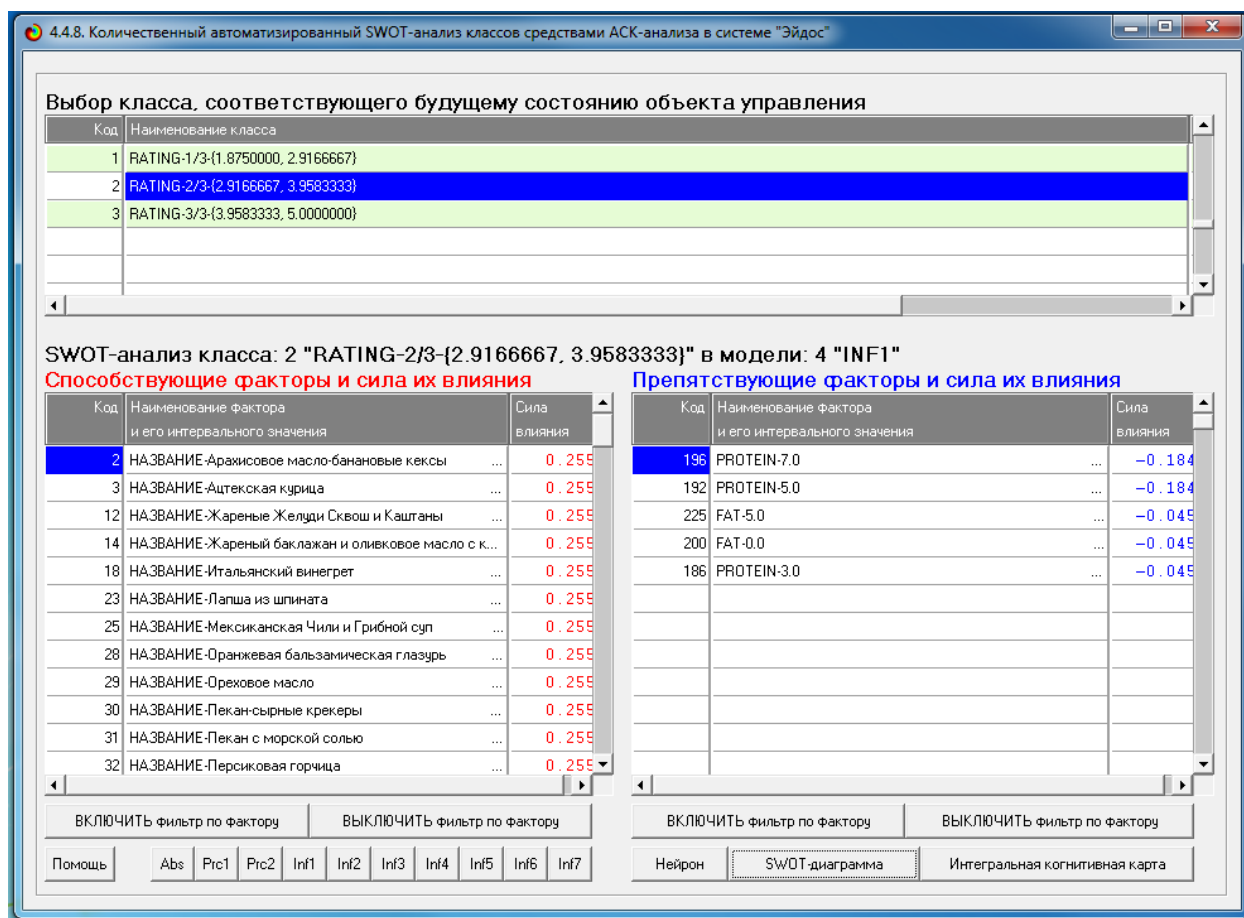


Рисунок 29. Пример SWOT-матрицы в модели INF1

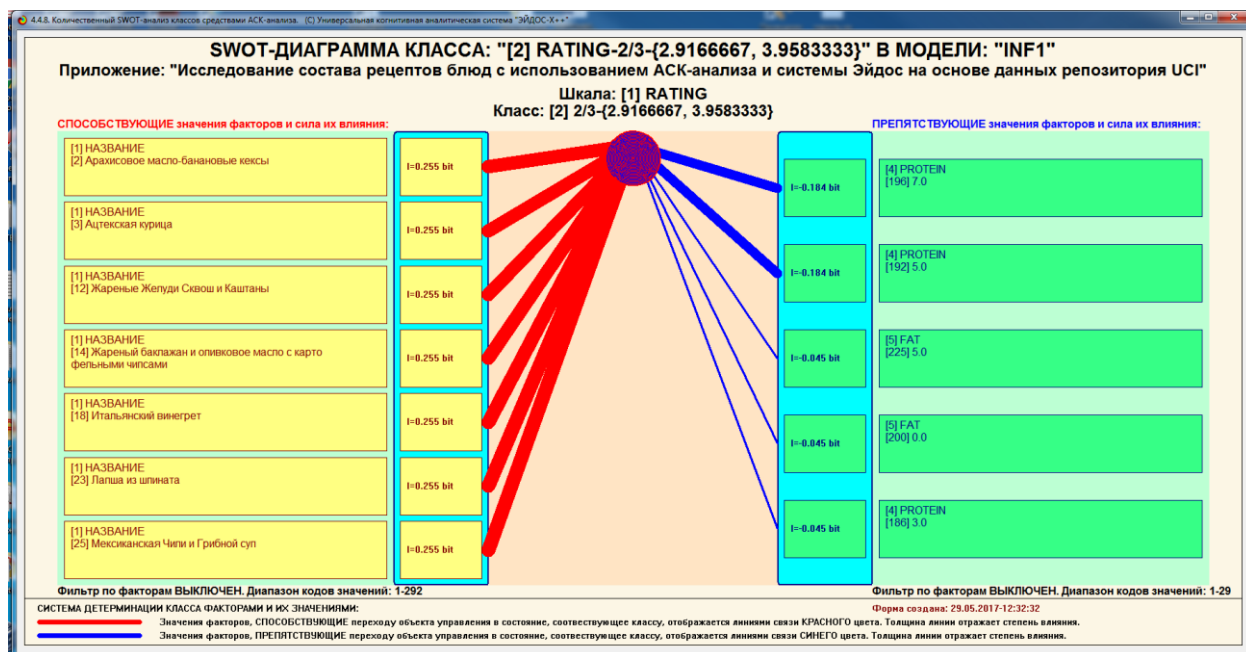


Рисунок 30. Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы «Эйдос»

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: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.
2. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л. З.
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.
4. [Электронный ресурс]. Статья "Emergency – 911 Calls": <https://www.kaggle.com/mchirico/montcoalert>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. англ.
5. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.
6. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В.

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

7. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.

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