

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

РЕЦЕНЗИЯ
на курсовой проект (работу)

Студента (ки) Захаров Андрей Валерьевич
курса 2 заочной формы обучения
направления подготовки Информационные системы и технологии
направленность(профиль)Информационные системы и технологии в науке и управлении
Наименование темы «Исследование Стэнфордских массовых расстрелов в Америке с использованием АСК-анализа и системы Эйдос на основе данных web-сервера Kaggle».

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	4
2.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
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	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

Применения современных систем искусственного интеллекта,
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 _____

Е.В. Луценко

«_____» _____ 2019 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Заочный факультет
Кафедра компьютерных технологий и систем

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
к курсовой работе

по дисциплине: СИСТЕМЫ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ И ПРИОБРЕТЕНИЯ
ЗНАНИЙ

на тему:

ИССЛЕДОВАНИЕ СТЭНФОРДСКИХ МАССОВЫХ РАССТРЕЛОВ В
АМЕРИКЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ
ЭЙДОС НА ОСНОВЕ ДАННЫХ WEB-СЕВЕРА KAGGLE

выполнил студент группы ИТ31841 Захаров Андрей Валерьевич

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

2019 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

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

Заочный факультет

Кафедра компьютерных технологий и систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой КТС _____ В. И. Лойко

ЗАДАНИЕ

на курсовую работу

Студенту: ИТ31841 группы 2 курса

Факультета заочного

Специальности: 09.04.02 Информационные системы и технологии
(шифр)

Захарову Андрею Валерьевичу

(Ф.И.О.)

Тема проекта: **Исследование Стэнфордских массовых расстрелов в Америке с использованием АСК системы Эйдос на основе данных web-сервера Kaggle**

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 _____ 42 _____ листа формата А4

б) графическая часть _____ 35 _____ 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

2019 г.

РЕФЕРАТ

42 страницы, 31 рисунков, 4 таблицы, 8 литературных источников

СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, ЭЙДОС Х,
ГРАДАЦИИ, КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ ШКАЛЫ, ОПИСАТЕЛЬНЫЕ
ШКАЛЫ

Целью работы является исследование Стэнфордских массовых расстрелов в Америке.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	8
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	9
1.1. Описание решения.....	9
1.2. Преобразование исходных данных из HTML-формата в файл исходных данных MS Excel	9
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей .	16
1.4. Виды моделей системы «Эйдос».....	18
1.5. Результаты верификации моделей	20
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	28
2.1. Решение задачи	28
2.2. Когнитивные функции	31
2.3 Кластерно-конструктивного анализа	35
2.5 SWOT и PEST матрицы и диаграммы	38
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	40
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	42

ВВЕДЕНИЕ

Системы искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. В данной работе рассмотрен анализ массовых расстрелов в Америке.

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 электронного ресурса баз данных 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 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 Kaggle возьмем базу данных «Stanford Mass Shootings in America (MSA)».

Общее описание задачи:

1. CaseID - Идентификатор
2. Title - Название
3. Location - Расположение
4. City - Город
5. State - Штат
6. Latitude - Широта
7. Longitude - Долгота
8. Number of Victim Fatalities - Число жертв со смертельным исходом
9. Total Number of Fatalities - Общее число погибших
10. Number of Victims Injured - Число жертв и пострадавших
11. Total Number of Victims - Общее число жертв

12. Description - Описание
13. Date - Дата
14. Day of Week - день недели
15. Date - Detailed - Дата-Подробная
16. Shooter Name - Имя стрелка
17. Shooter Age(s) - Возраст стрелка
18. Average Shooter Age - Средний Возраст Стрелка
19. Shooter Sex - Пол стрелка
20. Shooter Race - Раса стрелка
21. Type of Gun - Detailed - Тип оружия - детализация
22. Type of Gun - General - Тип оружия - общий
23. Number of Shotguns - Количество дробовиков
24. Number of Rifles - Количество винтовок
25. Number of Handguns - Количество пистолетов
26. Total Number of Guns - Общее количество оружия
27. Number of Automatic Guns - Количество автоматического оружия
28. Number of Semi-Automatic Guns - Количество полуавтоматических орудий
29. Fate of Shooter at the scene - Судьба стрелка на месте происшествия
30. Shooter's Cause of Death - Причина смерти стрелка
31. School Related - Связанные со школой
32. Place Type - Тип Места
33. Relationship to Incident Location - Связь с местом происшествия
34. Targeted Victim/s - Detailed - Целевая жертва/s - подробно
35. Targeted Victim/s - General - Целевая жертва/s - в общем
36. Possible Motive - Detailed - Возможный Мотив - подробно
37. Possible Motive - General - Возможный Мотив - в общем
38. History of Mental Illness - Detailed - История психических заболеваний - подробно
39. History of Mental Illness - General - История психических заболеваний - в общем
40. Data Source 1 - Источник Данных 1
41. Data Source 2 - Источник Данных 2
42. Data Source 3 - Источник Данных 3
43. Data Source 4 - Источник Данных 4
44. Data Source 5 - Источник Данных 5
45. Data Source 6 - Источник Данных 6
46. Data Source 7 - Источник Данных 7

47. Military Experience - Военный опыт

48. Class - Класс

Столбцы 6-48 описательные шкалы.

Столбцы 2-5 является классификационной шкалой.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – dictionary_stanford_msa_release.xls

CaseID	Title	Location	City	State	Latitude	Longitude
1	University of Texas at Austin	Austin, Texas	Austin	Texas	30,1988873	-97,84415949
2	Rose-Mar College of Beauty	Mesa, Arizona	Mesa	Arizona	33,42268696	-111,8163202
3	New Orleans Police Shootings	New Orleans, Louisiana	New Orleans	Louisiana	30,0687242	-89,93147412
4	Clara Barton Elementary School	Chicago, Illinois	Chicago	Illinois	41,83928045	-87,68818145
5	Olean High School	Olean, New York	Olean	New York	42,08185369	-78,43213922
6	Los Angeles Computer Learning Center	Los Angeles, California	Los Angeles	California	34,17622092	-118,5399542
7	Cal State Fullerton	Fullerton, California	Fullerton	California	33,88404244	-117,92785
8	Grover Cleveland Elementary School	San Diego, California	San Diego	California	32,86357277	-117,1281628
9	University of South Carolina	Columbia, South Carolina	Columbia	South Carolina	34,05098834	-80,82077527
10	Valley High School	Las Vegas, Nevada	Las Vegas	Nevada	36,18931923	-115,3264875
11	Welding shop in Miami	Miami, Florida	Miami	Florida	25,79653943	-80,20840397
12	Wah Mee Club in Seattle	Seattle, Washington	Seattle	Washington	47,62199575	-122,323646
13	Johnston Post Office	Johnston, South Carolina	Johnston	South Carolina	33,83272887	-81,8051584
14	49th Street Elementary School	Los Angeles, California	Los Angeles	California	34,17622092	-118,5399542
15	Ianni's Club in Dallas	Dallas, Texas	Dallas	Texas	32,79480596	-96,76631094
16	McDonald's restaurant in San Ysidro	San Ysidro, California	San Ysidro	California	32,555556	-117,047656
17	Goddard Junior High School	Goddard, Kansas	Goddard	Kansas	37,67129418	-97,55070476
18	Atlanta Post Office	Atlanta, Georgia	Atlanta	Georgia	33,7629969	-84,4231328
19	New York Technical College	Brooklyn, New York	Brooklyn	New York	40,679276	-73,939513
20	Post office in Edmond, Oklahoma	Edmond, Oklahoma	Edmond	Oklahoma	35,66889223	-97,41438792
21	Fergus County High School	Lewistown, Montana	Lewistown	Montana	47,03740653	-109,4844918
22	Palm Bay Shopping Centers	Palm Bay, Florida	Palm Bay	Florida	27,98388983	-80,66662713
23	Pinellas Park High School	Pinellas Park, Florida	Pinellas Park	Florida	27,84887061	-82,71058
24	Electromagnetic Systems Laboratory (ESL)	Sunnyvale, California	Sunnyvale	California	37,38344257	-122,0256185
25	Hubbard Woods Elementary School	Winnetka, Illinois	Winnetka	Illinois	42,10648807	-87,74211141
26	Comet Auto Parts and Montefiore School	Chicago, Illinois	Chicago	Illinois	41,83928045	-87,68818145
27	Oakland Elementary School	Greenwood, South Carolina	Greenwood	South Carolina	34,1928952	-82,15355508

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 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.

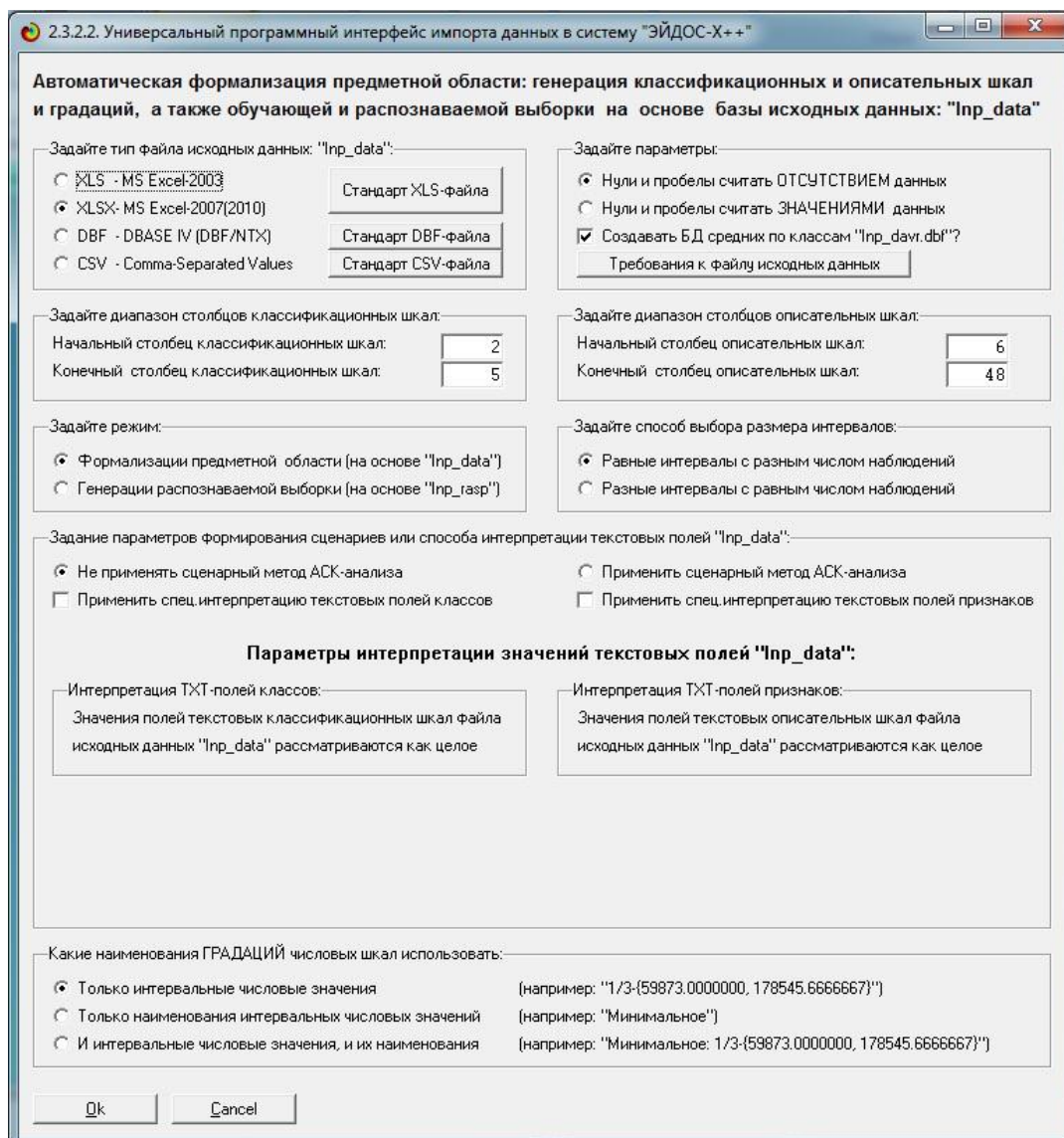


Рисунок 1 Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

В экранной форме, приведенной на рисунке 1, задать настройки, показанные на рисунке:

- "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLS – MS Excel-2007(2010)";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 4(второй столбец в таблице);
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 5, "Конечный столбец описательных шкал" – 9;
- "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: [863 x 3731]

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	6	18	3,00
Текстовые	4	863	215,75	37	3713	100,35
ВСЕГО:	4	863	215,75	43	3731	86,77

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

Рисунок 2. Задание размерности модели системы "Эйдос"

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

дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "ОК".

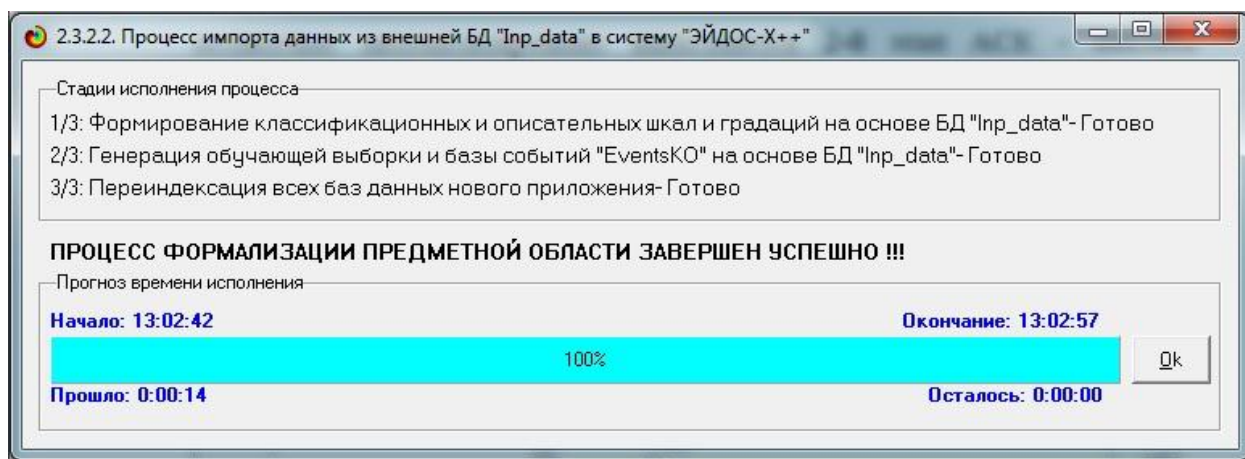


Рисунок 3. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

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

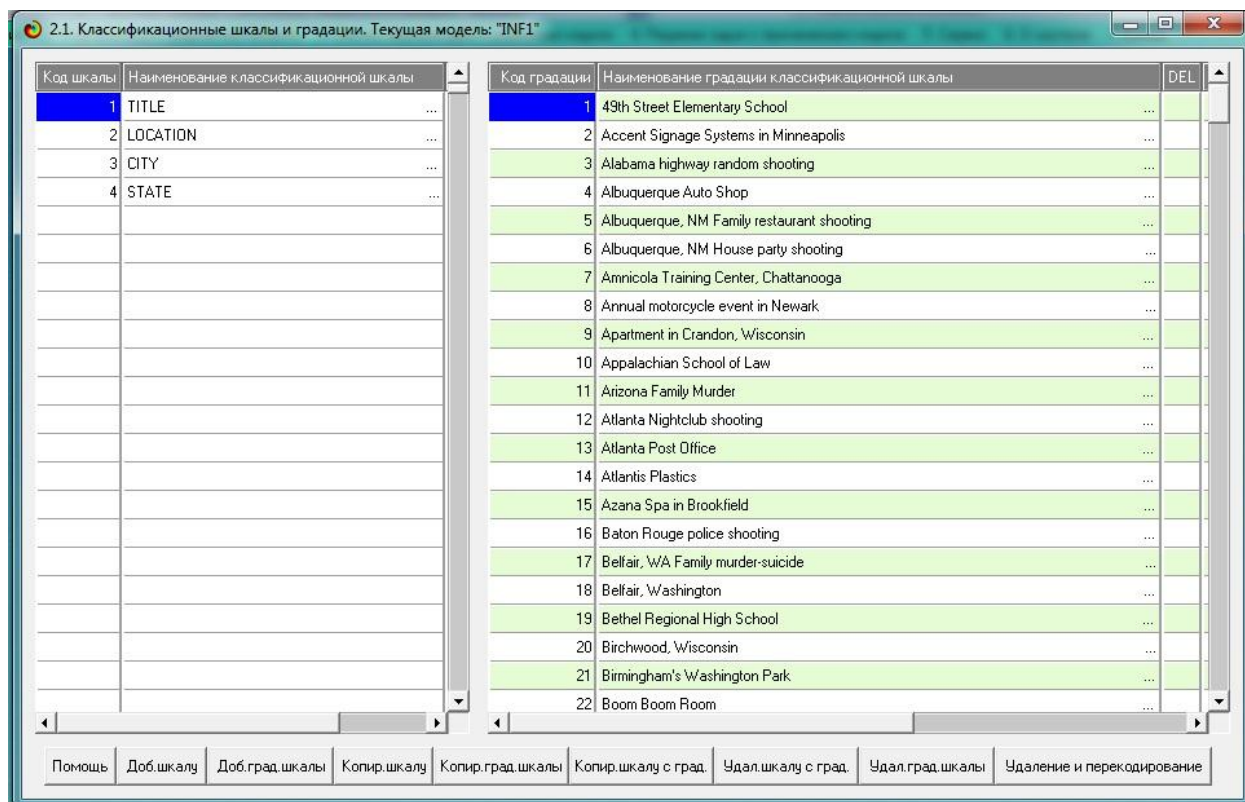


Рисунок 4. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

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

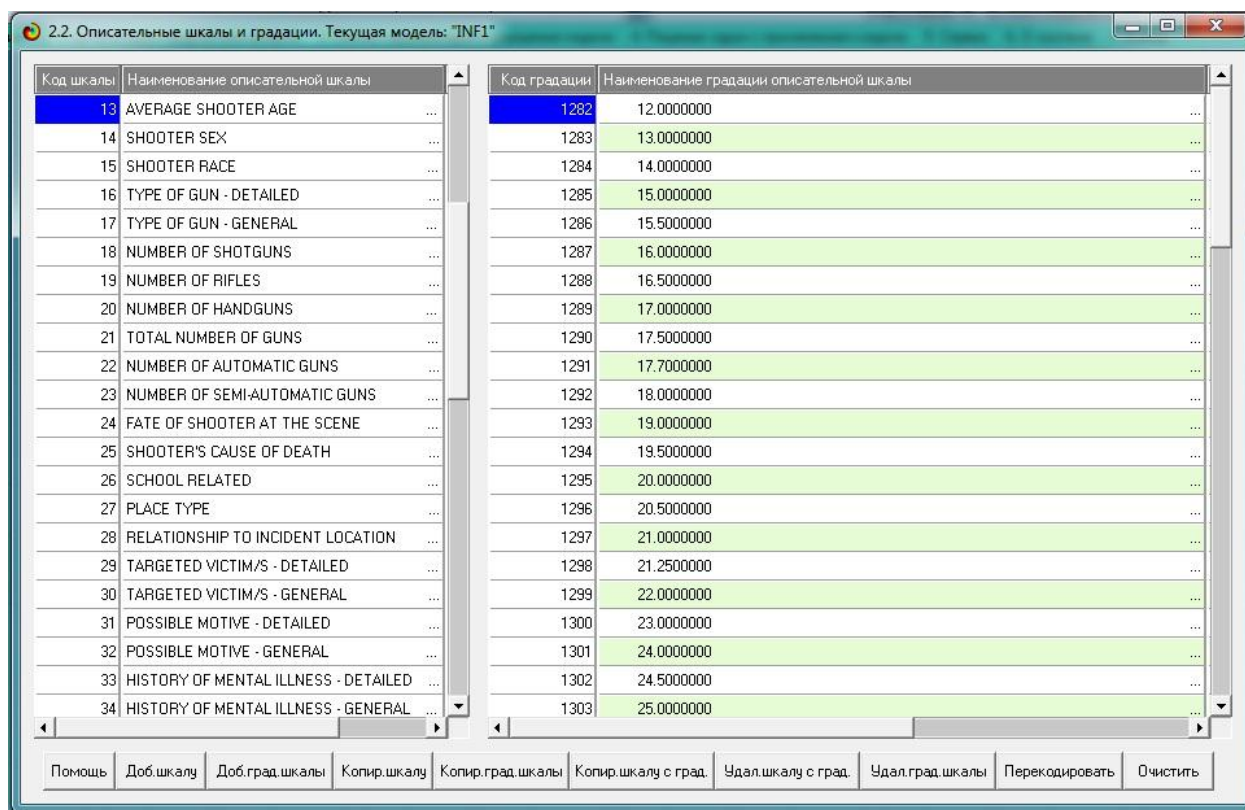


Рисунок 5. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

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	293	329	581	856

Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	1	6	7	10	13	16	110
1	589	628	689	976	1344	1358	1516
1	1564	1611	1616	1623	1624	1644	1691
1	1916	1933	2192	2265	2340	2384	2924
1	2991	3286	3464	3661	3723	3726	3730

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 [8]).

1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

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

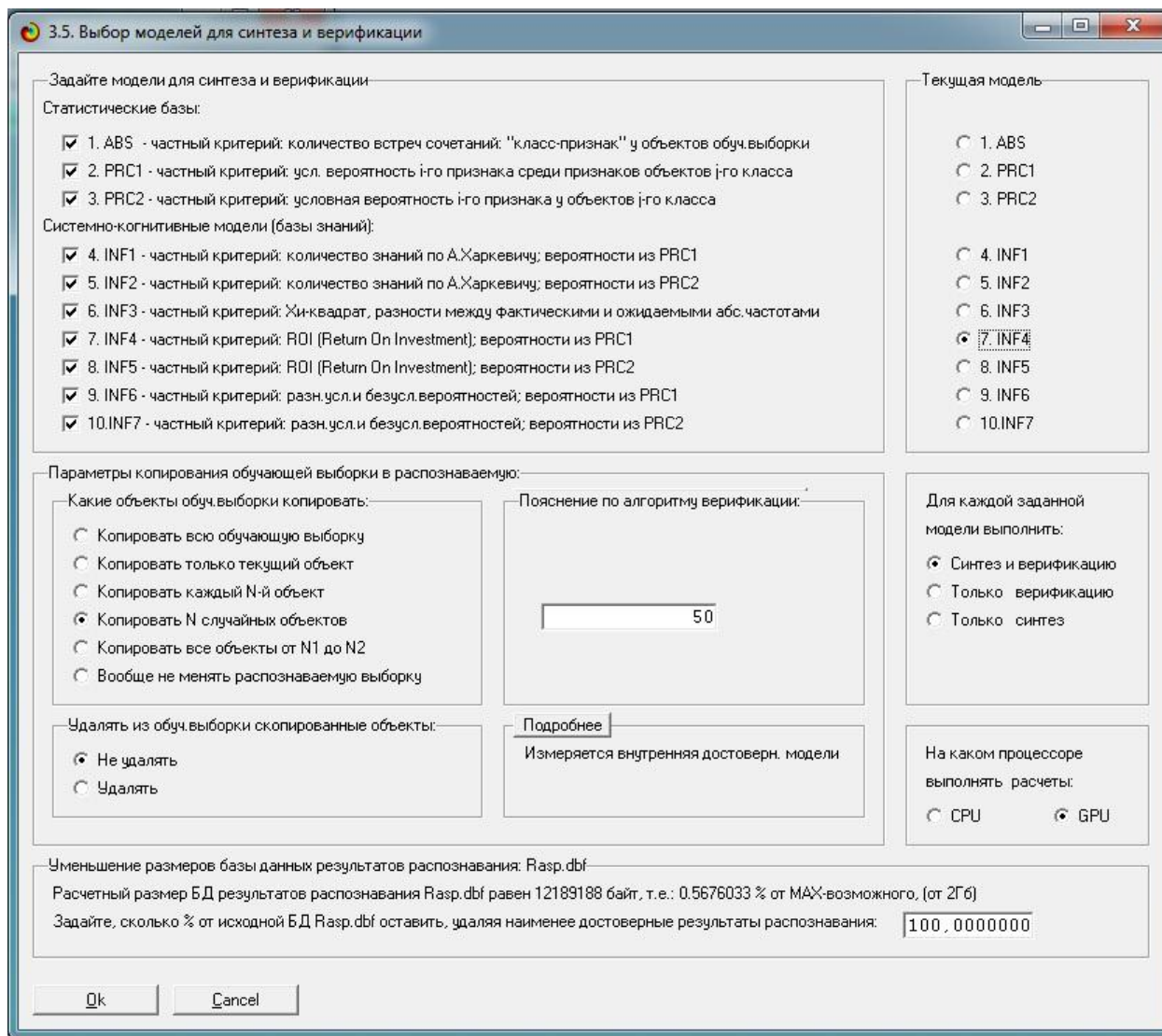


Рисунок 7. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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

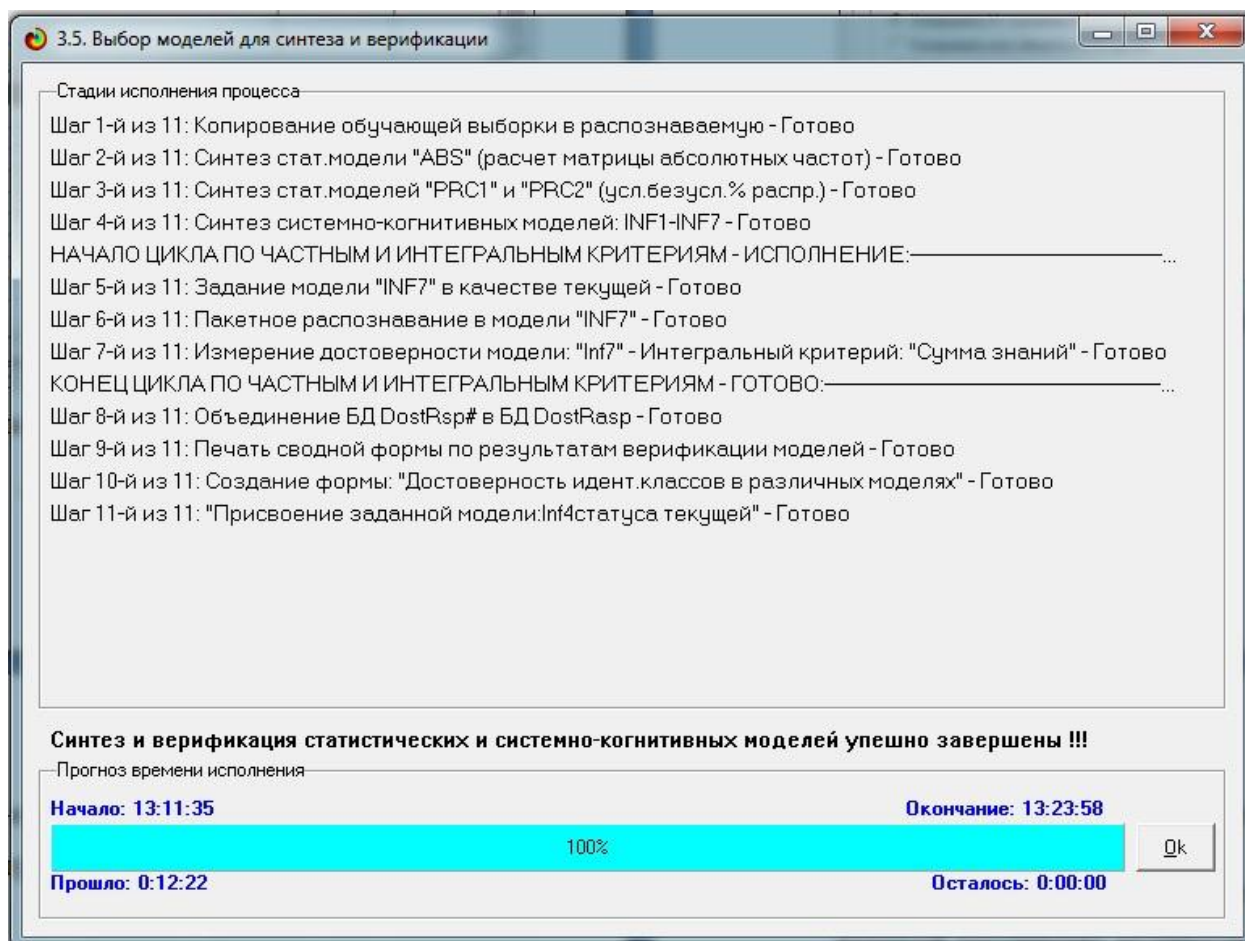


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 2 часа 48 минут, так как обрабатывается большой объем данных. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на 50 примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 10, но ниже мы приведем лишь некоторые из них (таблицы 2, 3, 4).

1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы

получаем о принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если знаем, что у этого объекта есть некоторый признак.

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градаций	1. TITLE 49TH STREET ELEMENTARY SCHOOL	2. TITLE ACCENT SIGNAGE SYSTEMS IN MINNEAPOLIS	3. TITLE ALABAMA HIGHWAY RANDOM SHOOTING	4. TITLE ALBUQUERQUE AUTO SHOP	5. TITLE ALBUQUERQUE NM FAMILY RESTAURANT SHOOTING	6. TITLE ALBUQUERQUE NM HOUSE PARTY SHOOTING	7. TITLE AMNICOLA TRAINING CENTER, CHATTANOOGA	8. TITLE ANNUAL MOTORCYCLE EVENT IN NEWARK	9. TITLE APARTMENT IN CRANDON, WISCONSIN	10. TITLE APPALACHIAN SCHOOL OF LAW	11. TITLE ARIZONA FAMILY MURDER
1	LATITUDE-1/3-(21.3091060, 34.4695836) ...	1		1								1
2	LATITUDE-2/3-(34.4695836, 47.6300612) ...		1		1	1	1	1	1	1	1	
3	LATITUDE-3/3-(47.6300612, 60.7905388) ...											
4	LONGITUDE-1/3-(-161.7927517, -131.0977755) ...											
5	LONGITUDE-2/3-(-131.0977755, -100.4027992) ...	1			1	1	1					1
6	LONGITUDE-3/3-(-100.4027992, -69.7078230) ...		1	1				1	1	1	1	
7	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-1/3-(1.0000000, 20.3333333) ...	1	1		1	1		1	1	1	1	1
8	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-2/3-(20.3333333, 39.6666667) ...											
9	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-3/3-(39.6666667, 59.0000000) ...											
10	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-1/3-(1.0000000, 20.3333333) ...	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1
11	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-2/3-(20.3333333, 39.6666667) ...											
12	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-3/3-(39.6666667, 59.0000000) ...											
13	NUMBER OF VICTIMS INJURED-1/3-(1.0000000, 176.3333333) ...	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
14	NUMBER OF VICTIMS INJURED-2/3-(176.3333333, 351.6666667) ...											
15	NUMBER OF VICTIMS INJURED-3/3-(351.6666667, 527.0000000) ...											

Таблица 3 – Модель INF4 (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TITLE 49TH STREET ELEMENTARY SCHOOL	2. TITLE ACCENT SIGNAGE SYSTEMS IN MINNEAPOLIS	3. TITLE ALABAMA HIGHWAY RANDOM SHOOTING	4. TITLE ALBUQUERQUE AUTO SHOP	5. TITLE ALBUQUERQUE, NM FAMILY RESTAURANT SHOOTING	6. TITLE ALBUQUERQUE, NM HOUSE PARTY SHOOTING	7. TITLE AMNICOLA TRAINING CENTER, CHATTANOOGA	8. TITLE ANNUAL MOTORCYCLE EVENT IN NEWARK	9. TITLE APARTMENT IN CRANDON, WISCONSIN	10. TITLE APPALACHIAN SCHOOL OF LAW	11. TITLE APPALACHIAN FAMILY
1	LATITUDE-1/3-(21.3091060, 34.4695836) ...	1.713		1.793								
2	LATITUDE-2/3-(34.4695836, 47.6300612) ...		0.762		0.762	0.504	0.869	0.713	0.468	0.762	0.762	
3	LATITUDE-3/3-(47.6300612, 60.7905388) ...											
4	LONGITUDE-1/3-(161.7927517, -131.0977795) ...											
5	LONGITUDE-2/3-(131.0977795, -100.4027992) ...	2.640			2.640	2.107	2.860					
6	LONGITUDE-3/3-(100.4027992, -69.7078230) ...		0.478	0.522				0.437	0.232	0.478	0.478	
7	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-1/3-(1.0000000, ...) ...	0.247	0.247		0.247	0.065		0.213	0.039	0.247	0.247	
8	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-2/3-(20.3333333, ...) ...											
9	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-3/3-(39.6666666, ...) ...											
10	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-1/3-(1.0000000, ...) ...	0.229	0.229	0.265	0.229	0.049		0.195	0.024	0.229	0.229	
11	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-2/3-(20.3333333, ...) ...											
12	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-3/3-(39.6666666, ...) ...											
13	NUMBER OF VICTIMS INJURED-1/3-(1.0000000, ...) ...	0.293	0.293	0.331	0.293	0.104	0.372	0.257	0.078	0.293	0.293	
14	NUMBER OF VICTIMS INJURED-2/3-(176.3333333, ...) ...											
15	NUMBER OF VICTIMS INJURED-3/3-(351.6666666, ...) ...											

Таблица 4 – Модель INF5 (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TITLE 49TH STREET ELEMENTARY SCHOOL	2. TITLE ACCENT SIGNAGE SYSTEMS IN MINNEAPOLIS	3. TITLE ALABAMA HIGHWAY RANDOM SHOOTING	4. TITLE ALBUQUERQUE AUTO SHOP	5. TITLE ALBUQUERQUE, NM FAMILY RESTAURANT SHOOTING	6. TITLE ALBUQUERQUE, NM HOUSE PARTY SHOOTING	7. TITLE AMNICOLA TRAINING CENTER, CHATTANOOGA	8. TITLE ANNUAL MOTORCYCLE EVENT IN NEWARK	9. TITLE APARTMENT IN CRANDON, WISCONSIN	10. TITLE APPALACHIAN SCHOOL OF LAW	11. TITLE APPALACHIAN FAMILY
1	LATITUDE-1/3-(21.3091060, 34.4695836) ...	1.597		1.597								
2	LATITUDE-2/3-(34.4695836, 47.6300612) ...		0.687		0.687	0.687	0.687	0.687	0.687	0.687	0.687	
3	LATITUDE-3/3-(47.6300612, 60.7905388) ...											
4	LONGITUDE-1/3-(161.7927517, -131.0977795) ...											
5	LONGITUDE-2/3-(131.0977795, -100.4027992) ...	2.484			2.484	2.484	2.484					
6	LONGITUDE-3/3-(100.4027992, -69.7078230) ...		0.415	0.415				0.415	0.415	0.415	0.415	
7	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-1/3-(1.0000000, ...) ...	0.194	0.194		0.194	0.194		0.194	0.194	0.194	0.194	
8	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-2/3-(20.3333333, ...) ...											
9	NUMBER OF VICTIM FATALITIES-3/3-(39.6666666, ...) ...											
10	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-1/3-(1.0000000, ...) ...	0.176	0.176	0.176	0.176	0.176		0.176	0.176	0.176	0.176	
11	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-2/3-(20.3333333, ...) ...											
12	TOTAL NUMBER OF FATALITIES-3/3-(39.6666666, ...) ...											
13	NUMBER OF VICTIMS INJURED-1/3-(1.0000000, ...) ...	0.238	0.238	0.238	0.238	0.238	0.238	0.238	0.238	0.238	0.238	
14	NUMBER OF VICTIMS INJURED-2/3-(176.3333333, ...) ...											
15	NUMBER OF VICTIMS INJURED-3/3-(351.6666666, ...) ...											

1.5. Результаты верификации моделей

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

4.1.3.6. Обобщенная форма по достов. моделям при различ. крит. Текущая модель: "INF4"											
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	Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	196	196	39860	3094		0.060	1.000	0.112		400
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признак...	196	196	400	42554		0.005	1.000	0.009	28.471	1511
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл. отн. частот с о...	196	196	39860	3094		0.060	1.000	0.112		400
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл. отн. частот по приз...	196	196	400	42554		0.005	1.000	0.009	160.419	14158
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл. отн. частот с о...	196	196	39860	3094		0.060	1.000	0.112		400
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл. отн. частот по приз...	196	196	400	42554		0.005	1.000	0.009	133.722	11961
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	196	140	42531	423	56	0.249	0.714	0.369		400
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	196	196	41502			0.005	1.000	0.009	140.250	16.520
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	196	140	42527	427	56	0.247	0.714	0.367		400
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	196	196	41664			0.005	1.000	0.009	139.984	13.891
6. INF3 - частный критерий: "Хинквадрат: разности между факти...	Семантический резонанс зна...	196	155	42491	463	41	0.251	0.791	0.381		400
6. INF3 - частный критерий: "Хинквадрат: разности между факти...	Сумма знаний	196	196	22672	20282		0.010	1.000	0.019	44.351	547.161
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	196	138	42554	400	58	0.257	0.704	0.376		400
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	196	196	939	42015		0.005	1.000	0.009	95.202	0.122
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	196	138	42554	400	58	0.257	0.704	0.376		400
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	196	196	812	42142		0.005	1.000	0.009	96.495	0.100
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	196	154	42429	525	42	0.227	0.786	0.352		400
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Сумма знаний	196	196	1399	41555		0.005	1.000	0.009	128.433	21.190
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	196	153	42379	575	43	0.210	0.781	0.331		400
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сумма знаний	196	196	1107	41847		0.005	1.000	0.009	109.816	11.362

Рисунок 9. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF4 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергера) составляет 0,009, а точность модели (L1-мера профессора Луценко) - 0,673. L1-мера профессора Луценко является более достоверной, по сравнению с F-мерой Ван Ризбергера. 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 Ризбергера и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В.Луценко [7] (рисунок 10).

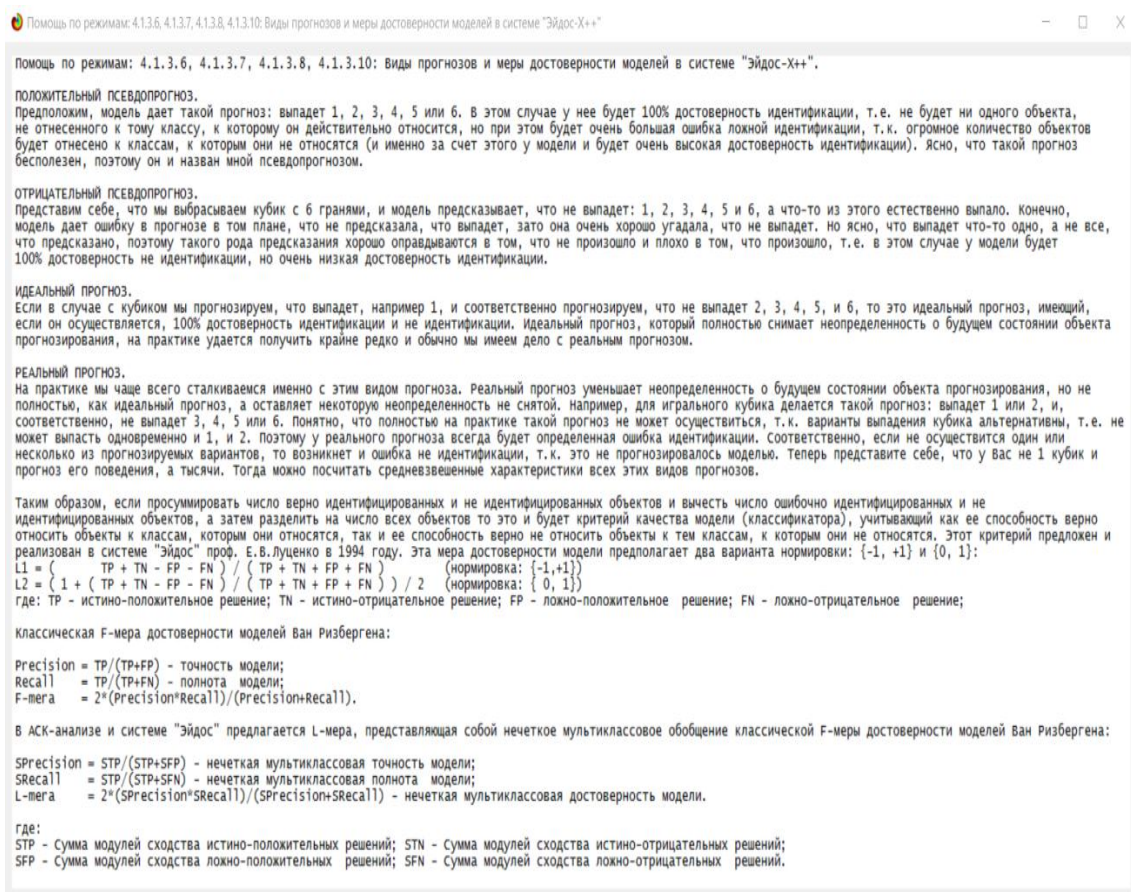


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и интеллектуальных технологий. На рисунке 11 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF4.

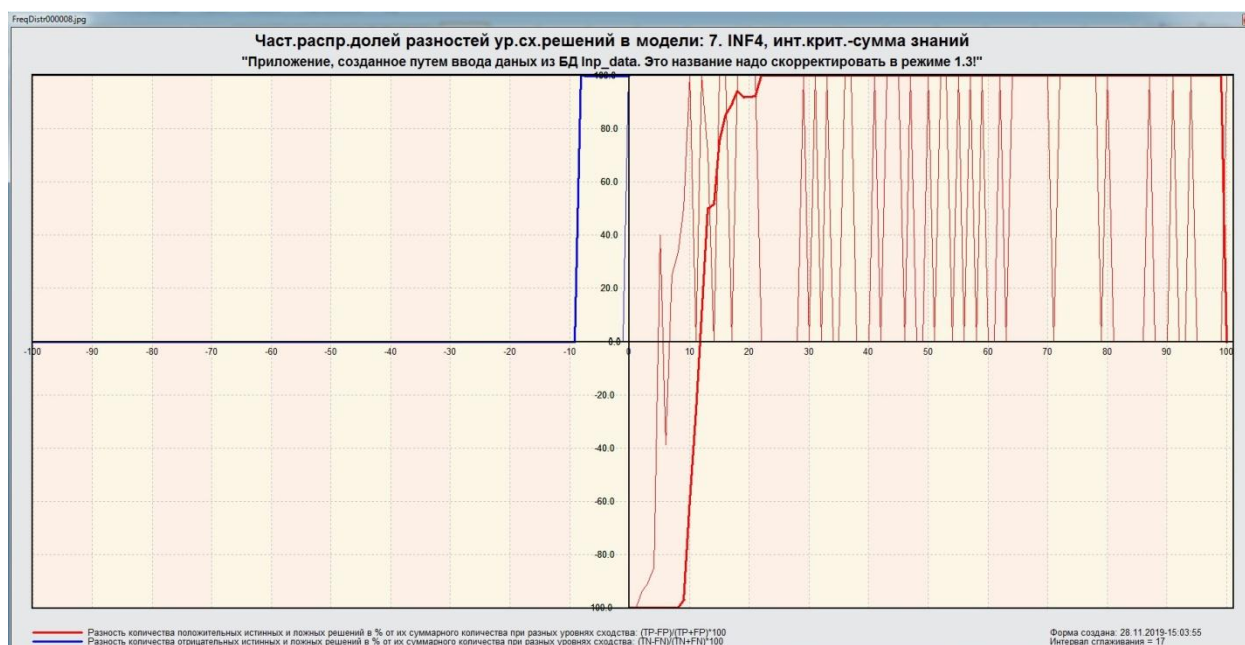
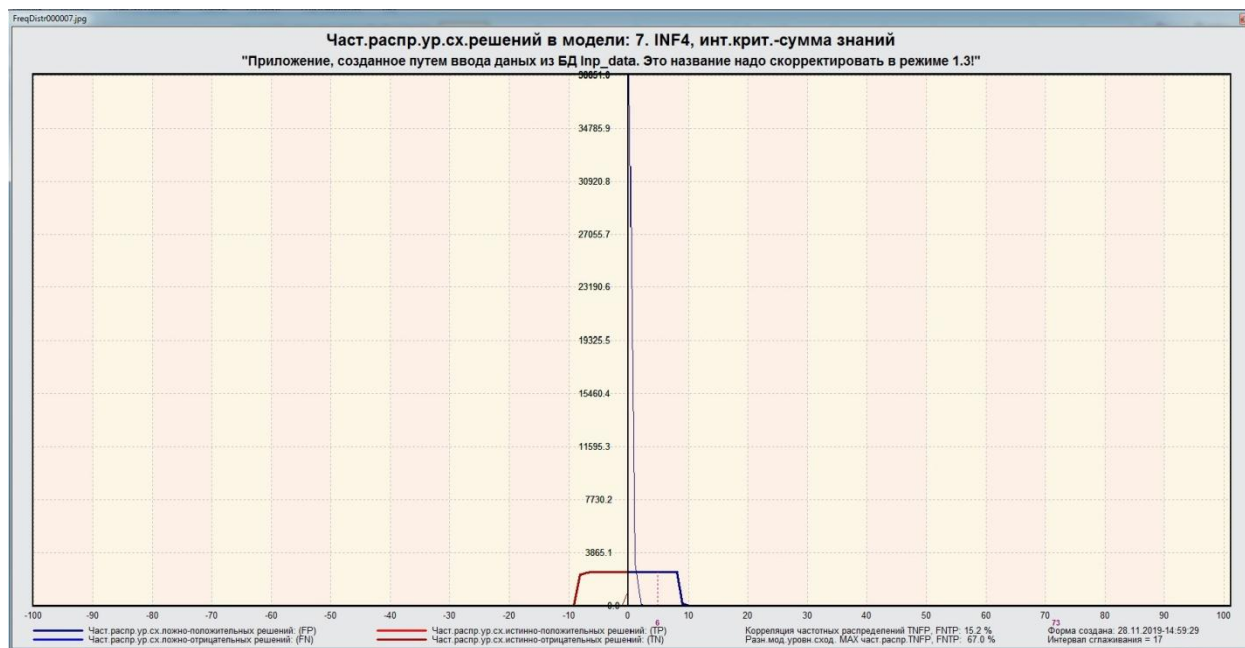


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF4

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 INF4 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 15% уровня сходства. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 90%) также различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями практически отсутствует[1].

Любые данные о наблюдениях можно считать суммой истинного значения и шума, причем ни первое, ни второе неизвестны. Поэтому имеет смысл сравнить созданные модели с чисто случайными моделями, совпадающими по основным характеристикам. В системе «Эйдос» есть лабораторная работа № 2.01: «Исследование RND-модели при различных объемах выборки». Если данная работа устанавливается при отсутствии текущего приложения, то все параметры создаваемых моделей задаются вручную, если же текущая модель существует, как в нашем случае, то все основные ее параметры определяются автоматически (рисунок 12):

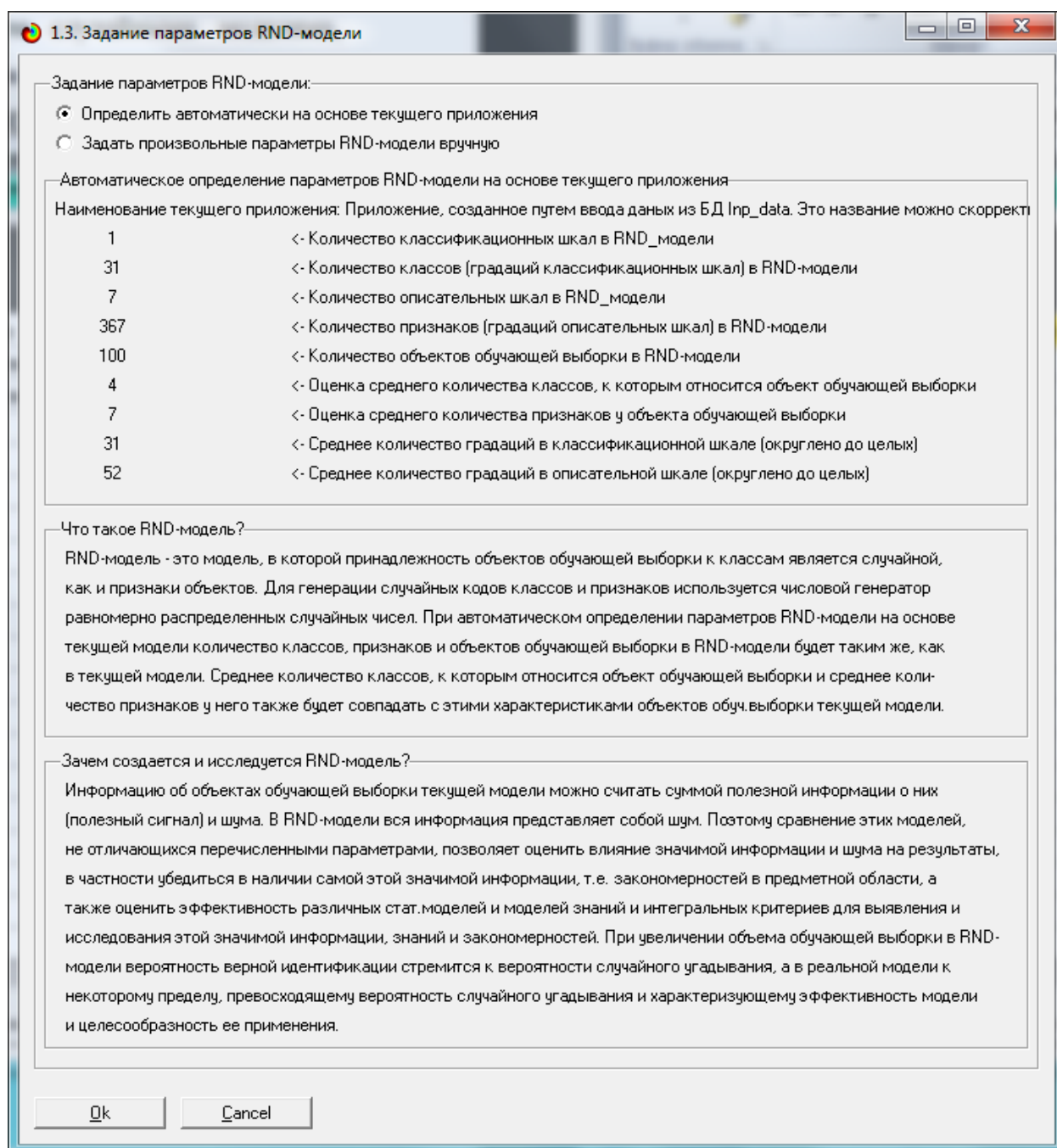
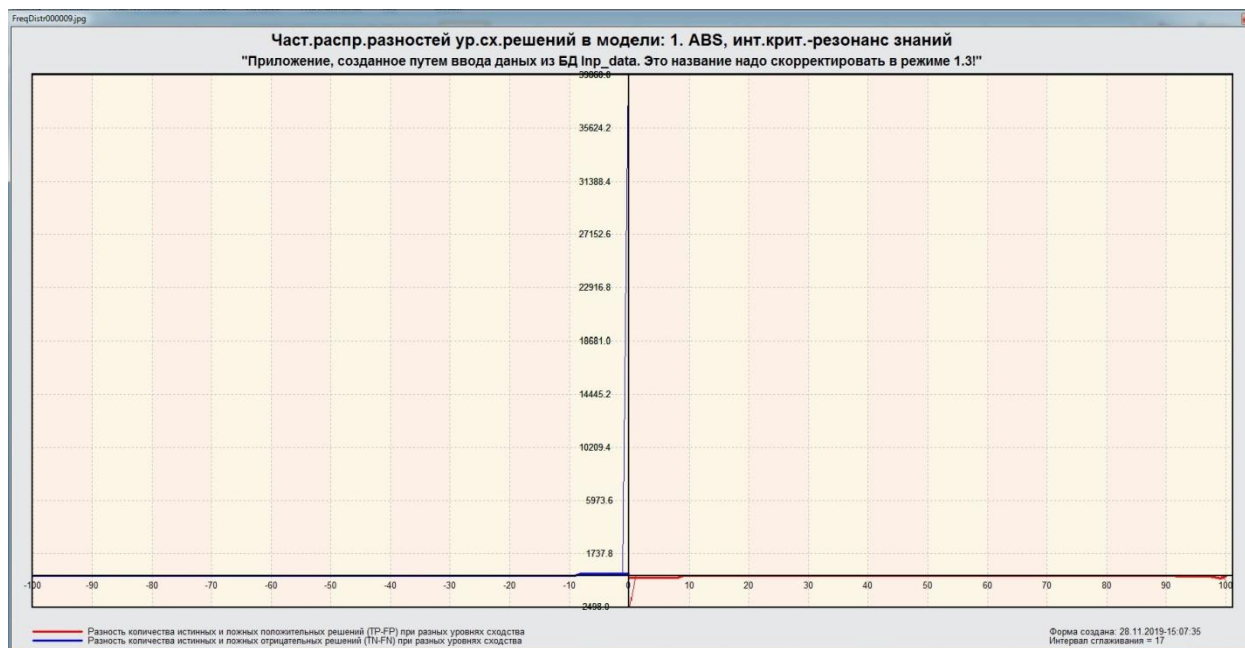


Рисунок 12. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

На рисунке 13 показано частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и 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].

4.13.7. Обобщ.анализ результатов идент. по моделям и инт. крит. Текущая модель: "INF4"													
Наименование модели и частного критерия	Наименование интегрального критерия	Дифференциальная достоверность модели (1..4)	Коэф. 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 Ван Риббергена	Средняя модаль. уровень сход. истинно-поло. решений (STP)	Средняя модаль. уровень сход. истинно-отриц. решений (STN)	Средняя модаль. уровень сход. ложно-полож. решений (SFP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Улос...	Корреляция абс частот с обр...	0.692	196	196	39860	3094		0.060	1.000	0.112			400.000
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Улос...	Средняя абс частот по призна...	-0.946	196	196	400	42554		0.005	1.000	0.009	28.471		1511.980
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	0.692	196	196	39860	3094		0.060	1.000	0.112			400.000
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Средняя усл.отн частот по при...	-0.946	196	196	400	42554		0.005	1.000	0.009	160.419		14158.040
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	0.692	196	196	39860	3094		0.060	1.000	0.112			400.000
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Средняя усл.отн частот по при...	-0.946	196	196	400	42554		0.005	1.000	0.009	133.722		11961.480
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс зна...	0.975	196	140	42531	423	56	0.249	0.714	0.369			400.000
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Средняя знаний	-0.720	196	196	1452	41502		0.005	1.000	0.009	140.250	16.520	2227.151
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Семантический резонанс зна...	0.975	196	140	42527	427	56	0.247	0.714	0.367			400.000
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу в...	Средняя знаний	-0.731	196	196	1290	41664		0.005	1.000	0.009	139.994	13.891	2218.195
6. INF3 - частный критерий: "Умножитель: разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0.980	196	155	42491	463	41	0.251	0.791	0.381			400.000
6. INF3 - частный критерий: "Умножитель: разности между факти...	Средняя знаний	-0.805	196	196	22672	20282		0.010	1.000	0.019	44.351	547.161	502.810
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс зна...	0.975	196	138	42554	400	58	0.257	0.704	0.376			400.000
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Средняя знаний	-0.825	196	196	939	42015		0.005	1.000	0.009	95.202	0.122	92.682
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс зна...	0.975	196	138	42554	400	58	0.257	0.704	0.376			400.000
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Средняя знаний	-0.840	196	196	812	42142		0.005	1.000	0.009	96.495	0.100	95.981
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей: вер...	Семантический резонанс зна...	0.978	196	154	42429	525	42	0.227	0.786	0.352			400.000
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей: вер...	Средняя знаний	-0.766	196	196	1399	41555		0.005	1.000	0.009	128.433	21.190	5652.684
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей: ве...	Семантический резонанс зна...	0.975	196	153	42379	576	43	0.210	0.781	0.331			400.000
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей: ве...	Средняя знаний	-0.795	196	196	1107	41847		0.005	1.000	0.009	109.816	11.362	4882.594
Полюшка по меркам достоверностиПолюшка по частотам распределениюTP, TN, FP, FNTP, FP, TN, FNTP, FN, T+FN, F+TNЗадать интервал отглаживания													

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[3].

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи

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

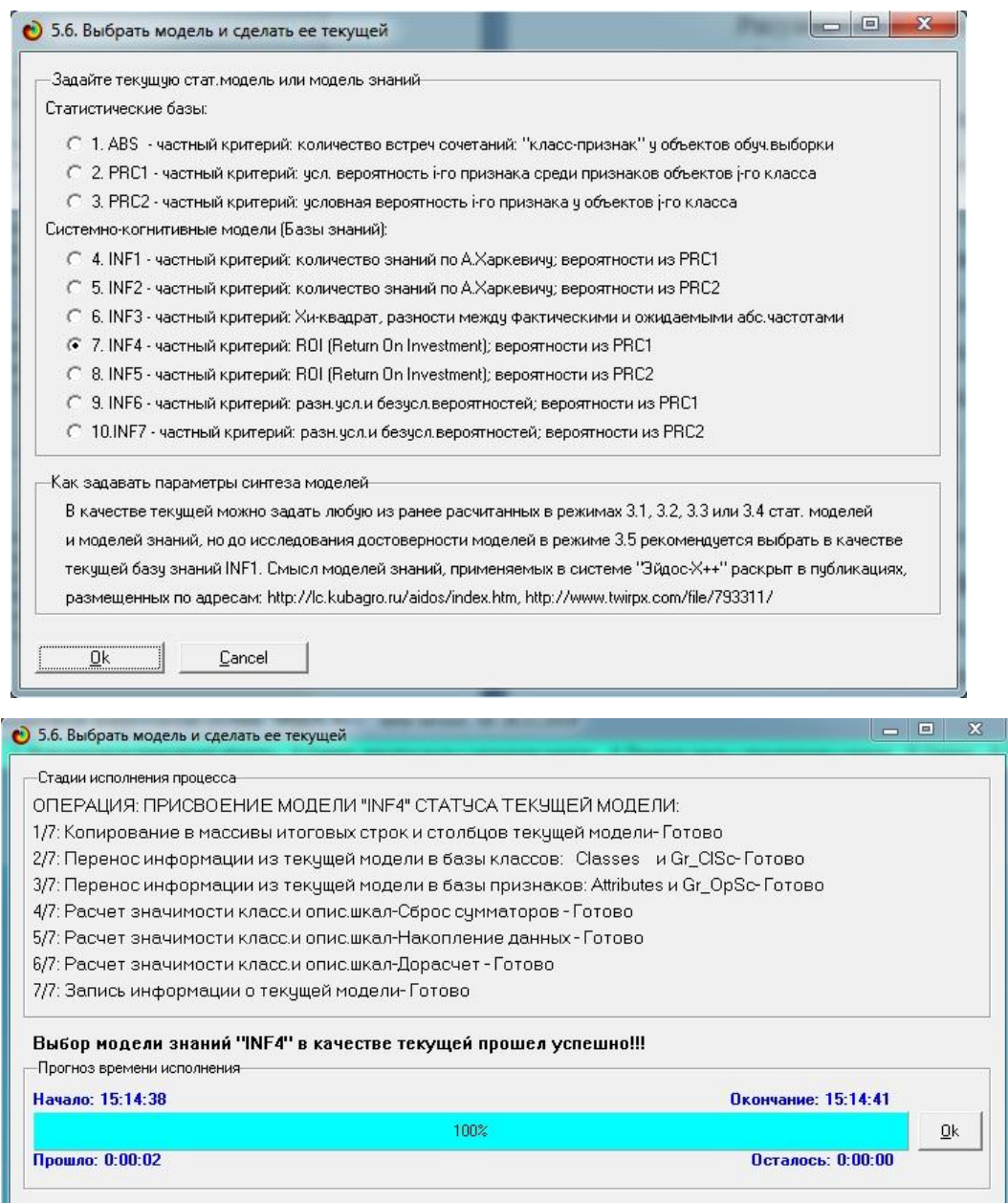


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

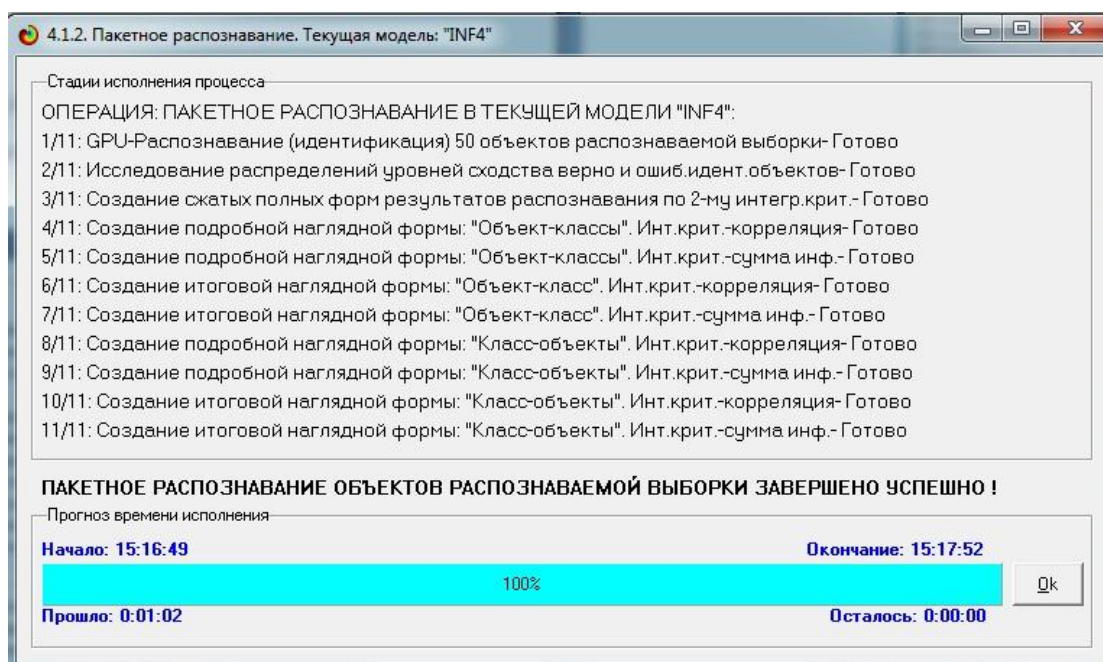


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

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

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

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

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

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 17 и 18 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов ирисов в наиболее достоверной модели INF4 на основе наблюдения предыстории их развития:

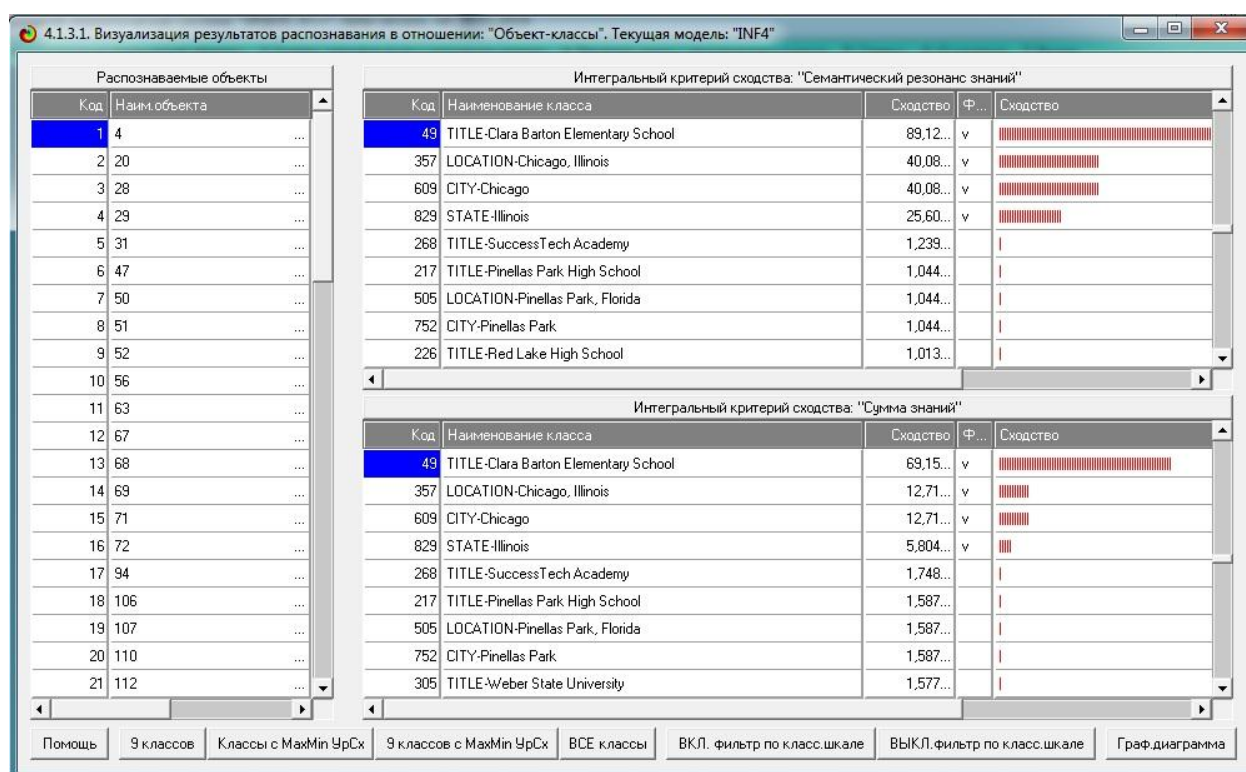


Рисунок 17. Пример идентификации классов в модели INF4

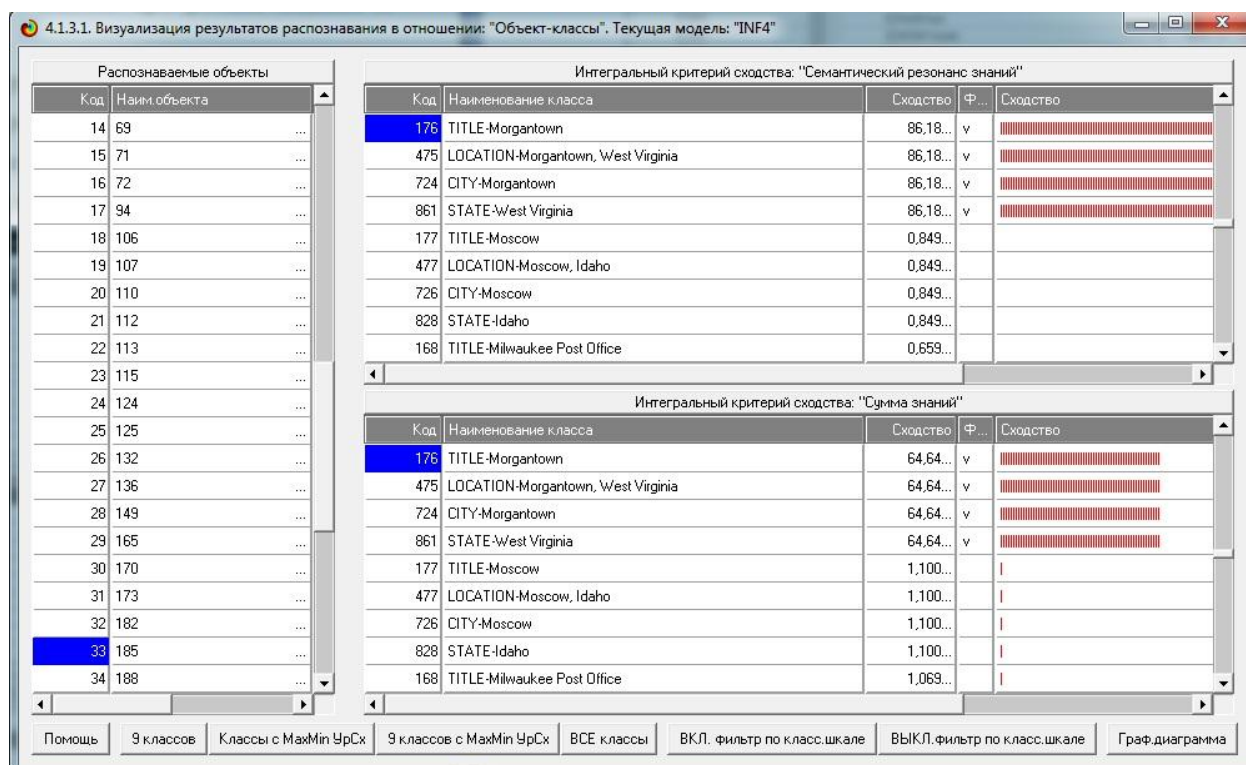


Рисунок 18. Пример идентификации классов в модели INF4

2.2. Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 19)

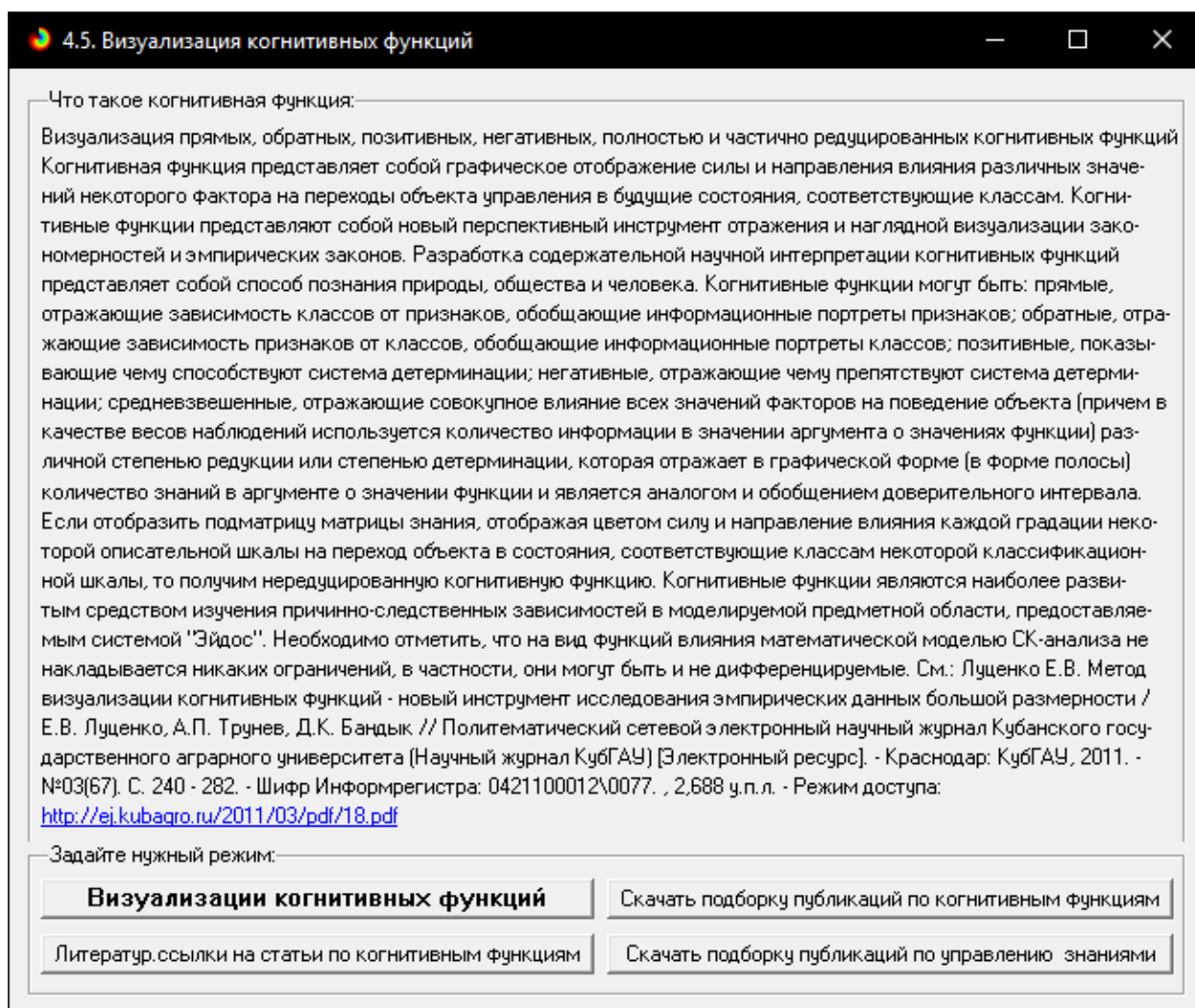


Рисунок 19. Экранная форма режима визуализации когнитивных функций

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

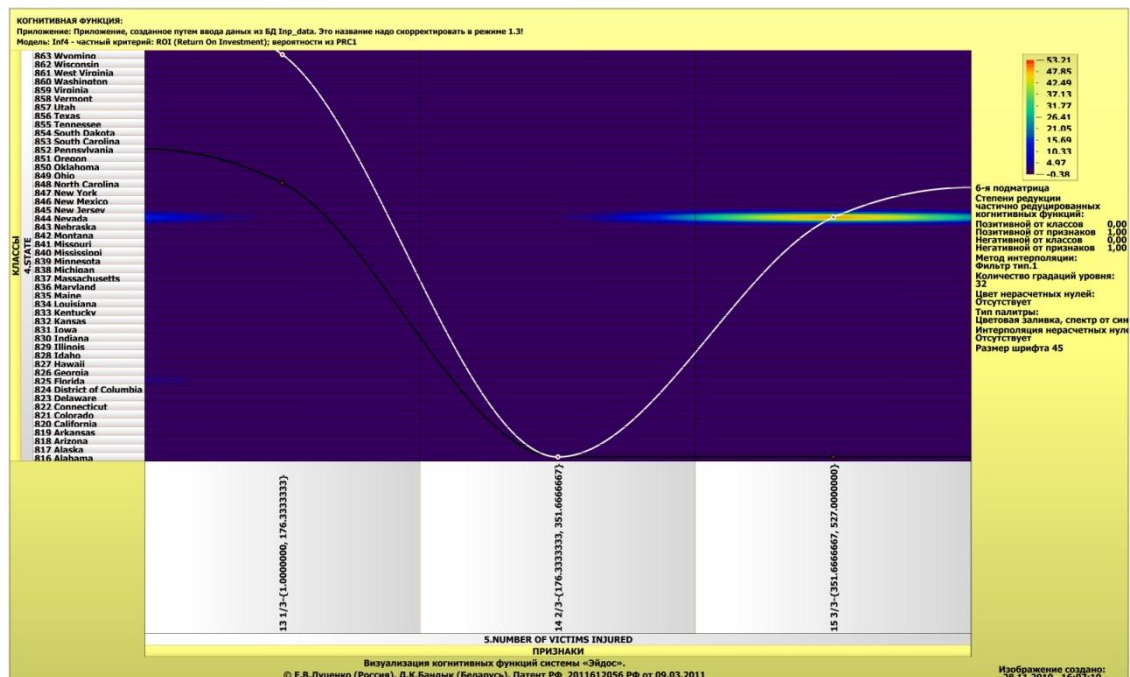


Рисунок 20. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь общего числа жертв и штата.

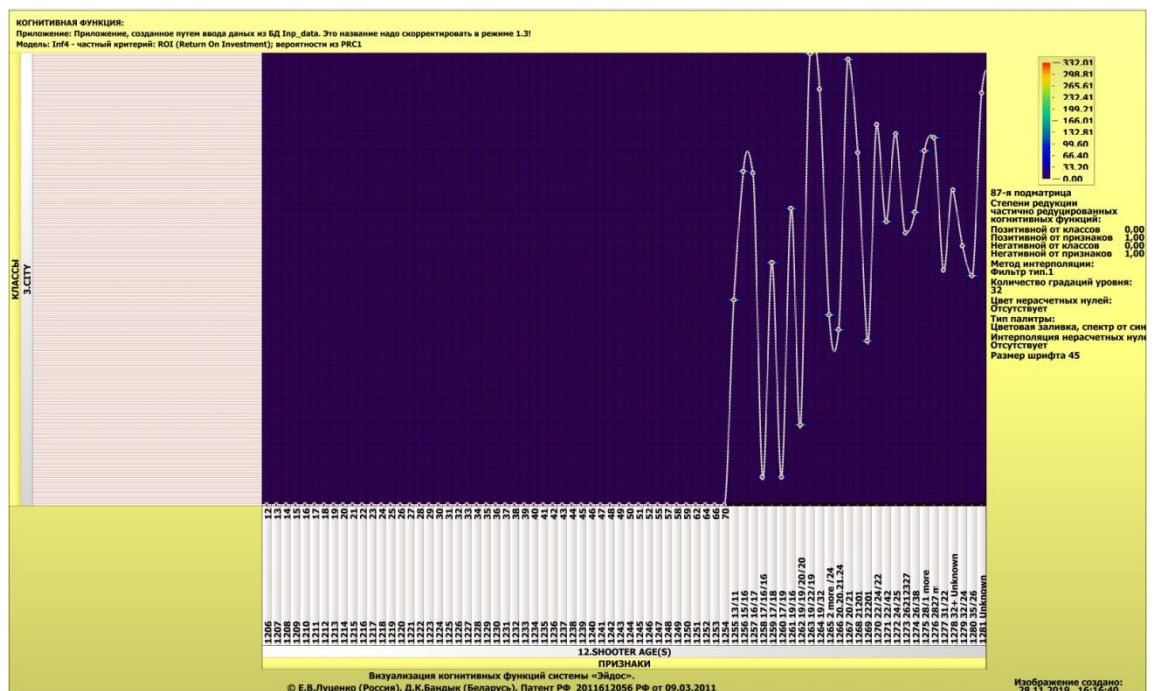


Рисунок 21. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь города и возраста стрелка.

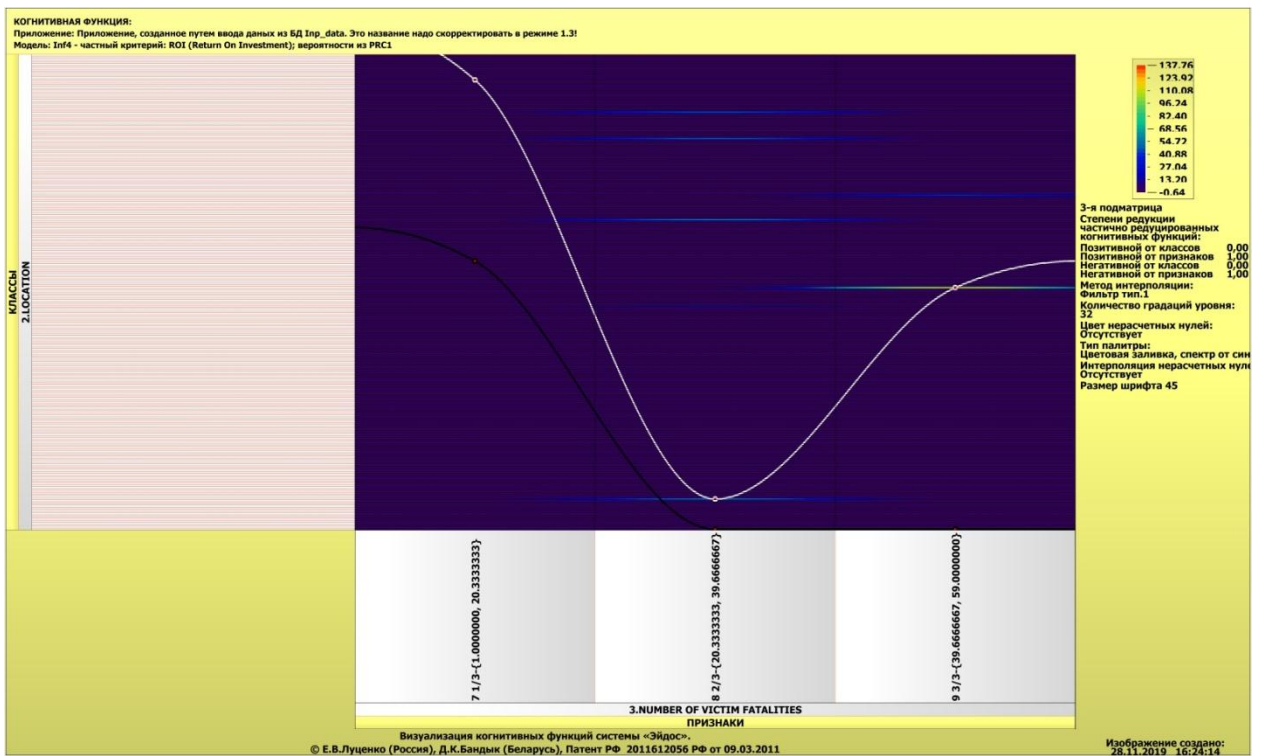


Рисунок 22. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь расположения с числом жертв со смертельным исходом.

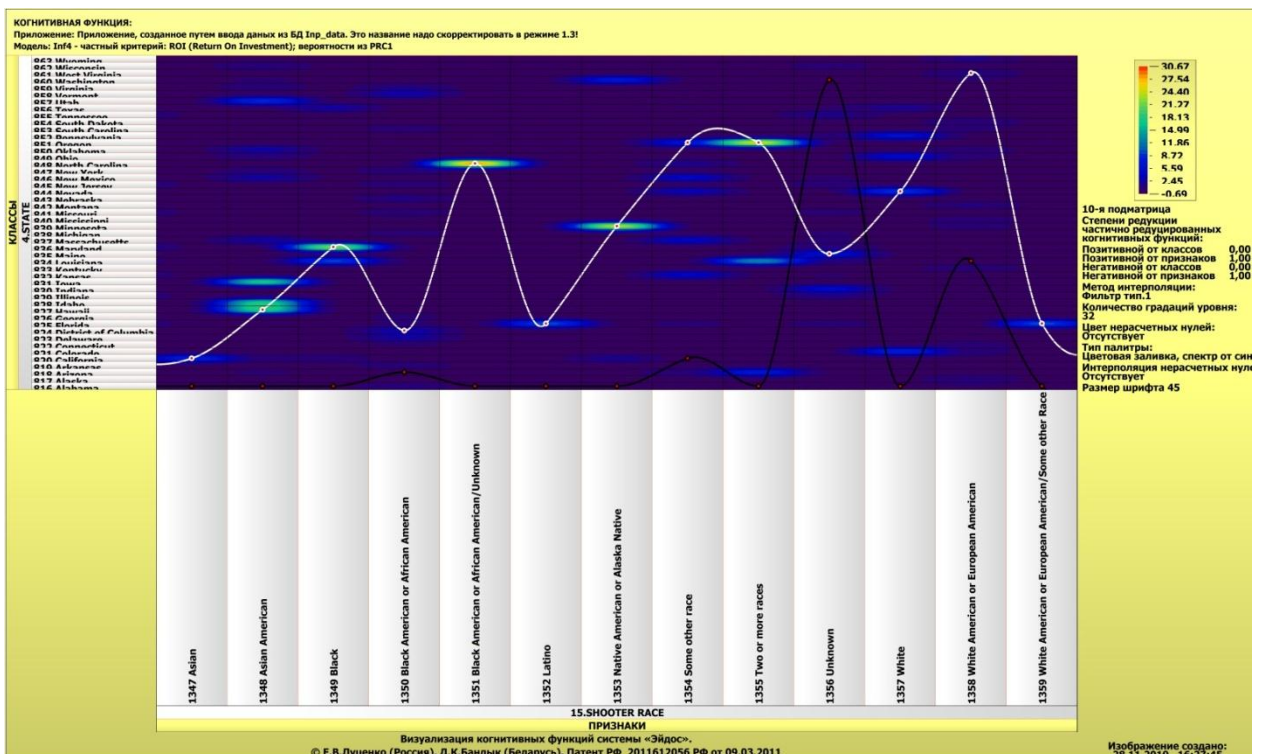


Рисунок 23. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь расы стрелка и штата.

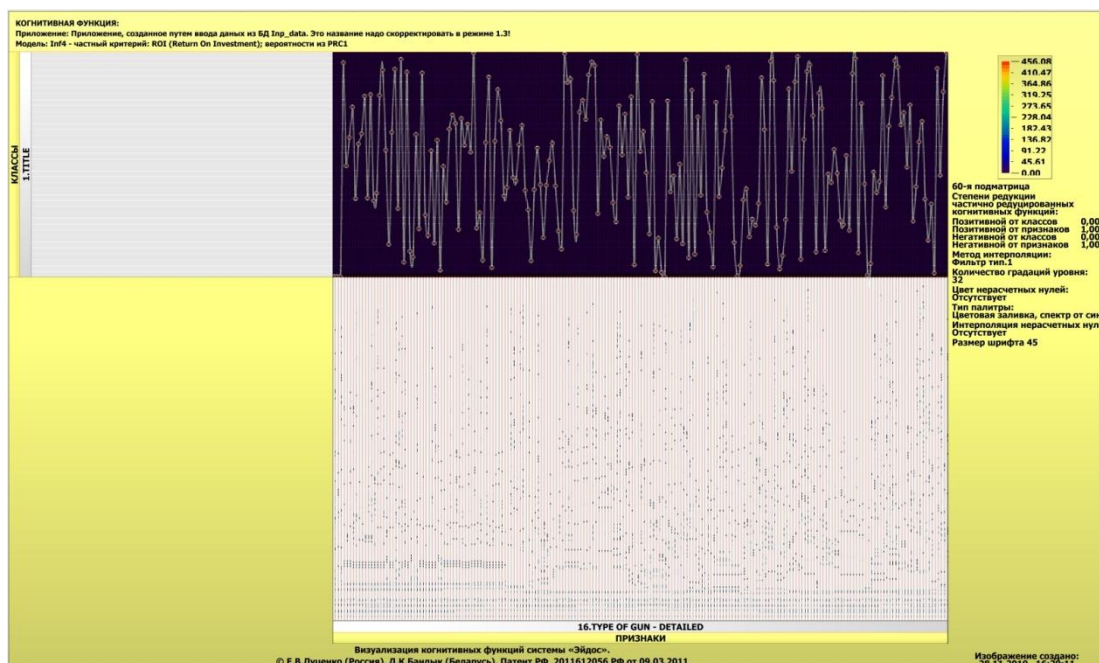


Рисунок 24. Когнитивная функция, отражающая взаимосвязь названия события и типа оружия (детализация).

2.3 Кластерно-конструктивный анализ

Сходство-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений показателей. Результаты сравнения классов по системе характерных для смерти от огнестрельного оружия приведены на рисунок 25:

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 7 "PLACE-Home" в моделях: 6 "INFE"

Класс	Наименование класса	SR	Класс	Наименование класса	Сходство
1	INTENT-Accidental	1	7	PLACE-Home	100.000
2	INTENT-Homicide	2	4	INTENT-Suicide	95.937
3	INTENT-NA	3	6	PLACE-Fam	85.593
4	INTENT-Suicide	4	5	INTENT-Undetermined	43.911
5	INTENT-Undetermined	5	12	PLACE-Residential institution	23.745
6	PLACE-Fam	6	1	INTENT-Accidental	20.856
7	PLACE-Home	7	8	PLACE-Industrial/construction	13.224
8	PLACE-Industrial/construction	8	3	INTENT-NA	-7.028
9	PLACE-NA	9	14	PLACE-Sports	-25.824
10	PLACE-Other specified	10	9	PLACE-NA	-78.759
11	PLACE-Other unspecified	11	13	PLACE-School/institution	-81.639
12	PLACE-Residential institution	12	10	PLACE-Other specified	-89.416
13	PLACE-School/institution	13	2	INTENT-Homicide	-95.973
14	PLACE-Sports	14	11	PLACE-Other unspecified	-96.486
15	PLACE-Street	15	15	PLACE-Street	-98.991
16	PLACE-Trade/service area				
17	MONTH-April				
18	MONTH-August				
19	MONTH-December				
20	MONTH-February				
21	MONTH-January				
22	MONTH-July				
23	MONTH-June				

Панель: Abt Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ. фильтр по классам ВКЛ. фильтр по классам Включить в окно Показать ВСЕ

Рисунок 25 - Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

осуществление всех желаемых и не желаемых хозяйственных ситуаций. Для каждой ситуации эта информация отображается в различных текстовых и графических формах, в частности в форме нелокального нейрона (рисунок 26). 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 27). Необходимо отметить, что все указанные графические формы генерируются системой "Эйдос" автоматически в соответствии с созданной моделью[9].

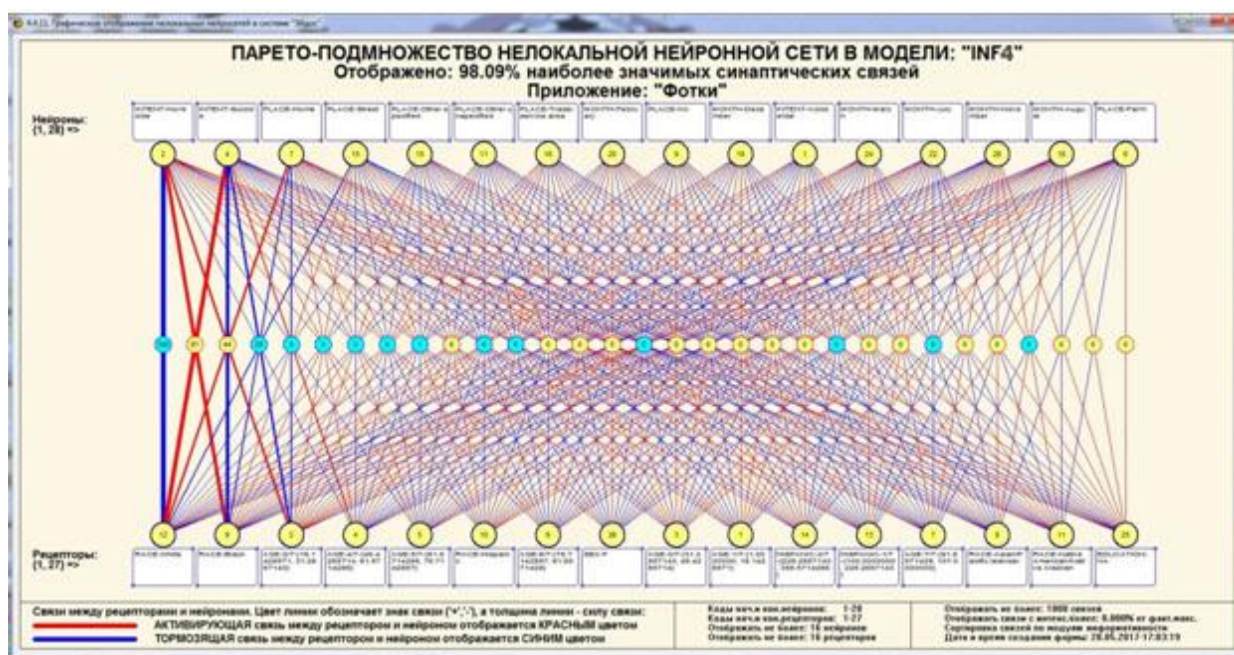


Рисунок 28 – Паретто – подмножеств нелокальной нейронной сети в системе «Эйдос - X»

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 29).

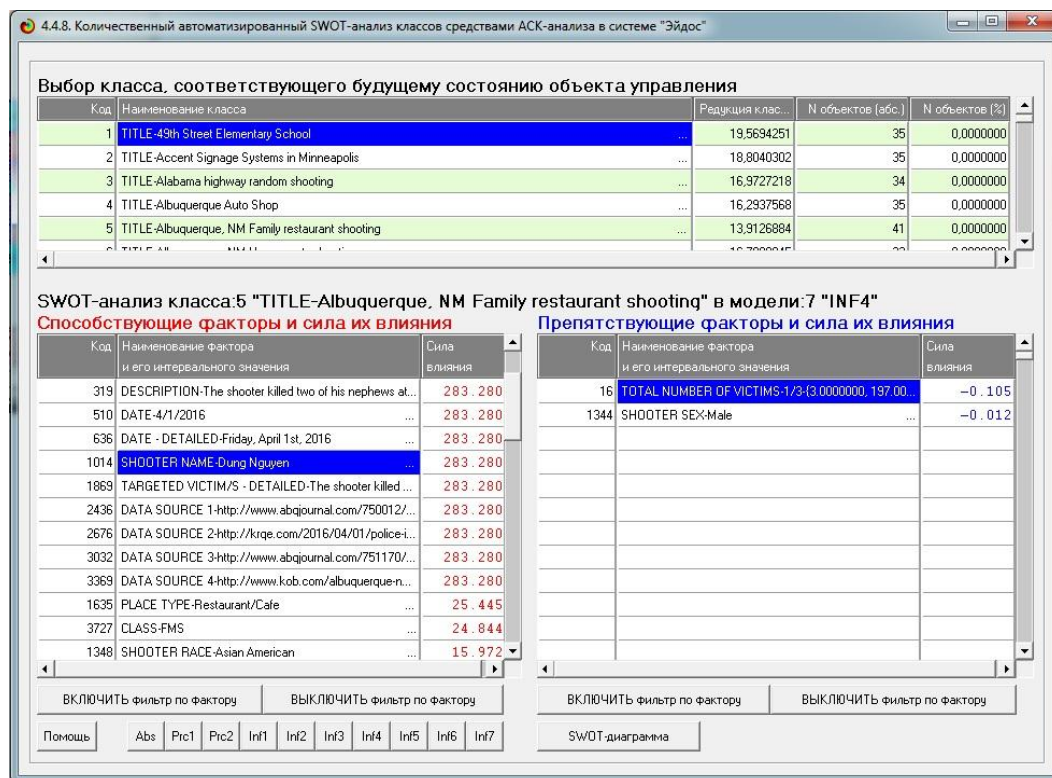


Рисунок 29. Пример SWOT-матрицы в модели INF4

На рисунке 30 приведены примеры инвертированной SWOT- матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF4.

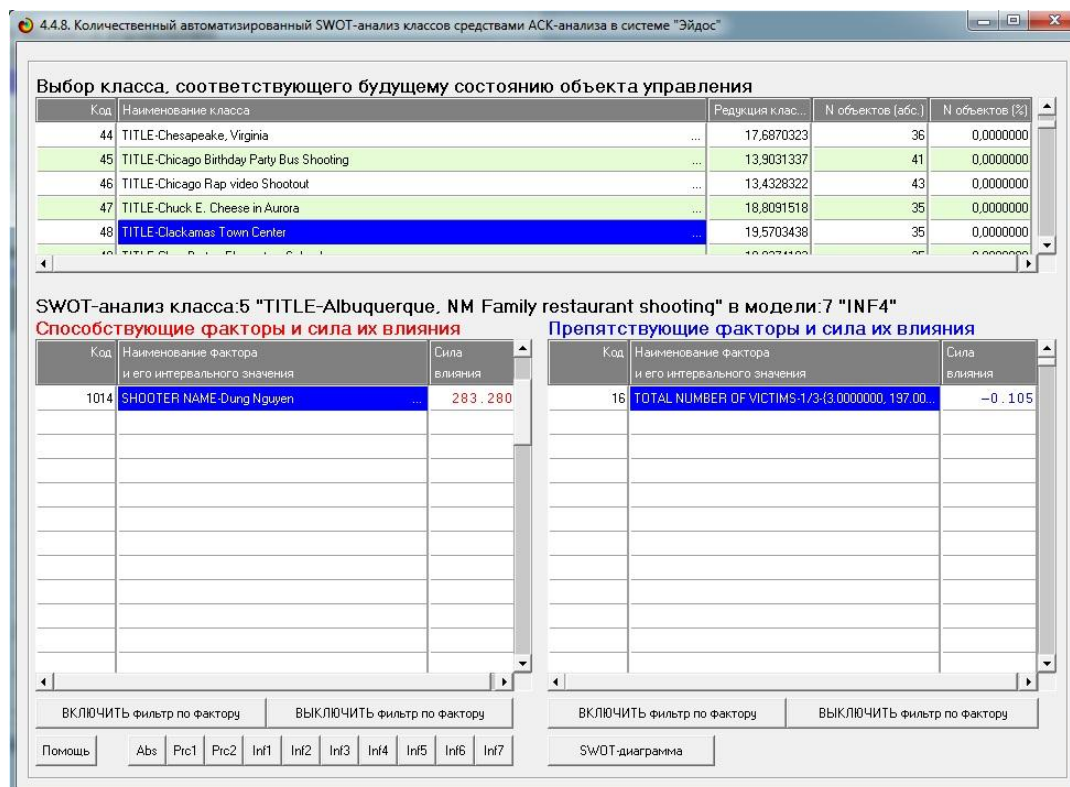


Рисунок 30. Табличная выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы «Эйдос»

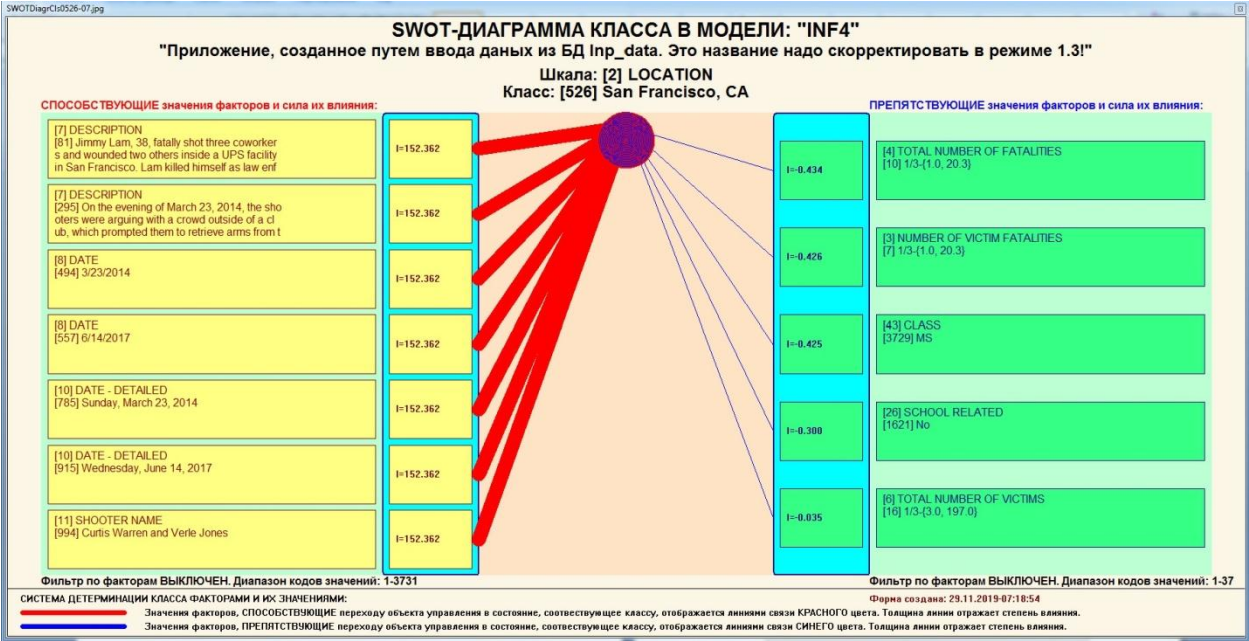


Рисунок 31. Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы «Эйдос»

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Благодаря системам искусственного интеллекта, есть возможность рассчитать большой объём данных для получения статистики и вероятностей этих событий. В данной курсовой работе приводится пример использования базы данных и инструментария системы искусственного интеллекта «Эйдос».

Основное направление искусственного интеллекта - это представление знаний и разработка систем, основанных на знаниях. Оно связано с разработкой моделей представления знаний, созданием баз знаний, образующих ядро экспертных систем.

Самую существенную часть систем искусственного интеллекта составляют экспертные системы. Экспертная система обычно определяется как программа ЭВМ, моделирующая действия эксперта человека при решении задач в узкой предметной области: составление базы знаний и накопления их.

Сверхзадачей искусственного интеллекта является построение компьютерной интеллектуальной системы, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. 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.

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

4. [Электронный ресурс]. Статья "Emergency – 911 Calls": <https://www.kaggle.com/mchirico/montcoalert>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.анг.

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

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

7. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- 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. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.