

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

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

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ

на курсовой проект (работу)

Студента (ки) Филипенко Сергей Сергеевич

курса 4 очной (заочной) формы обучения

направления подготовки информационные системы и технологии

направленность (профиль) Интеллектуальные информационные системы.

Наименование темы «Разработка и исследование системно-когнитивной модели классификации преступлений в Чикаго по годам и районам города на основе данных репозитория UCI».

Рецензент: Луценко Е.В., 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	4
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	5
6.	Применение современных технологий обработки информации	5
7.	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	4
8.	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы :

Применение современных математических моделей и программного инструментария

Недостатки работы :

Мелкие недочеты в оформлении

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____

(Е.В. Луценко)

« _____ » _____ 201 _____ г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

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

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

к курсовой работе

по дисциплине: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ
СИСТЕМЫ

на тему:

**Разработка и исследование системно-когнитивной модели
классификации преступлений в Чикаго по годам и районам города на
основе данных репозитория UCI**

выполнила студентка группы ИТ1401 Филипенко Сергей Сергеевич

Допущена к защите _____

Руководитель проекта Луценко Евгений Вениаминович,

д.э.н., к.т.н., профессор

(подпись, расшифровка подписи)

Нормоконтролер _____ Николаева Ирина Валентиновна, к.т.н.,
доцент

(подпись, расшифровка подписи)

Защищена _____

Оценка

(дата)

Члены комиссии _____

В.И. Лойко

Е.В. Луценко

И. В. Николаева

(подпись, дата, расшифровка подписи)

Краснодар

2017 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

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

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой КТС _____ В. И. Лойко

ЗАДАНИЕ
на курсовую работу

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

Филипенко Сергей Сергеевич
(Ф.И.О.)

Тема проекта: **Разработка и исследование системно-когнитивной модели
классификации преступлений в Чикаго по годам и районам города на
основе данных репозитория UCI**

Содержание задания: Проанализировать методы формирования обобщенных
образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с
классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной
области путем исследования ее модели

Объем работы:

а) пояснительная записка к работе _____ листа формата
А4

б) графическая часть _____ лист формата А4

Рекомендуемая литература: Луценко Е.В. Лабораторный практикум по
интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для бакалавриата. 7-е
изд., перераб. и доп.- Краснодар: КубГАУ – 2016, – 615 с., в электронном виде на сайте
автора: <http://lc.kubagro.ru/aidos/p14.htm>

Срок выполнения проекта: с « » _____ по « » _____ 2017 г.

Срок защиты: « » _____ 2017 г.

Дата выдачи задания: « » _____ 2017 г.

Дата сдачи проекта на кафедру: « » _____ 2017 г.

Руководитель проекта: Луценко Евгений Вениаминович

д.э.н., к.т.н., профессор
(подпись, Ф.И.О., звание, степень)

Задание принял студент _____ « » _____ 2017 г.
(подпись, дата)

Краснодар
2017 г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	7
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	8
1.1. Описание решения.....	8
1.2. Подготовка данных в промежуточные файлы MS Excel.....	8
1.3. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы "Эйдос".	9
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей .	13
1.4. Виды моделей системы «Эйдос».....	15
1.5. Результаты верификации моделей	17
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	23
2.1. Решение задачи.....	23
2.2. Когнитивные функции	26
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	29
2.4. Нелокальные нейроны и нейронная сеть	31
2.5. Кластерный и конструктивный анализ классов.....	32
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	34
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	35

ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день создание систем искусственного интеллекта – это перспективный шаг к расширению возможностей компьютерных наук и автоматизации разумного поведения, опирающийся на теоретические и прикладные принципы. Однако возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем.

В данной курсовой работе рассмотрено решение задачи классификации преступлений в Чикаго в зависимости от года и района города.

Целью работы является разработка системно-когнитивной модели, основывающейся на следующих признаках: год и район и тип преступления.

Задачами курсовой работы являются:

- 1) систематизация, закрепление и расширение теоретических и практических знаний по дисциплине "Интеллектуальные информационные системы и технологии";
- 2) изучение интеллектуальной информационной системы "Эйдос";
- 3) решение поставленной цели с помощью интеллектуальной информационной системы "Эйдос".

Объектом исследования является база данных "MUP crime_chicago".

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 данной работе использована база данных " MUP chicago_crime ", предоставленная МУП «Криминал в Чикаго». База данных дополнена значениями и приводится полностью в приложении.

На момент написания курсовой работы этот банк включает в себя более 200 тысяч исходных данных по различным задачам, однако рассмотрена будет лишь часть усредненных данных. Решение поставленной задачи проведем в четыре этапа:

1. Подготовка данных 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 Подготовка данных в промежуточные файлы MS Excel

Из электронного ресурса баз данных рассматриваемого предприятия возьмем базу данных преступлений – «MUP chicago_crime.xls», которую оставим без изменений. Ссылка на базу - www.kaggle.com/currie32/crimes-in-chicago

Общее описание задачи:

1. №
2. Case Number
3. Block
4. Primary Type
5. Description
6. Location Description
7. Year

8. Location

Столбцы 2-6 – это описательные шкалы.

Столбцы 7-8 являются классификационными шкалами.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – MUP chicago_crime.xls

No	Case Number	Block	Primary Type	Description	Location Description	Year	Location
1	HZ250801	0000X E 35TH ST	ROBBERY	ARMED: HANDGUN	STREET	год 2016	(41.831030756, -87.624424247)
2	HZ251556	0000X E GRAND AVE	THEFT	FROM BUILDING	COMMERCIAL / BUSINESS OFFICE	год 2016	(41.891690656, -87.626361552)
3	HZ250711	0000X E LAKE ST	THEFT	\$500 AND UNDER	COLLEGE/UNIVERSITY GROUNDS	год 2016	(41.885753285, -87.626996239)
4	HZ251208	0000X E LAKE ST	NARCOTICS	POSS: CANNABIS 30GMS OR LESS	ALLEY	год 2014	(41.885740958, -87.624994912)
5	HZ251048	0000X E RANDOLPH ST	DECEPTIVE PRACTICE	CREDIT CARD FRAUD	STREET	год 2016	(41.884497529, -87.625838595)
6	HZ250946	0000X E WASHINGTON ST	CRIMINAL TRESPASS	TO LAND	LIBRARY	год 2016	(41.883224344, -87.624971297)
7	HZ251162	0000X S CLINTON ST	THEFT	FROM BUILDING	RESTAURANT	год 2016	(41.881039896, -87.641167536)
8	HZ250897	0000X S FRANKLIN ST	THEFT	FROM BUILDING	OTHER	год 2016	(41.881770084, -87.635309866)
9	HZ250956	0000X S LEAMINGTON AVE	NARCOTICS	FOUND SUSPECT NARCOTICS	APARTMENT	год 2016	(41.880122703, -87.753543515)
10	HZ251450	0000X S SPRINGFIELD AVE	NARCOTICS	POSS: CRACK	SIDEWALK	год 2016	(41.88041839, -87.732165231)
11	HZ250882	0000X S WABASH AVE	CRIMINAL DAMAGE	TO PROPERTY	RESTAURANT	год 2016	(41.881651236, -87.626200491)
12	HZ251098	0000X W 103RD ST	CRIMINAL TRESPASS	TO LAND	CONVENIENCE STORE	год 2016	(41.707160552, -87.623823775)
13	HZ251259	0000X W 103RD ST	ASSAULT	AGGRAVATED: OTHER DANG WEAPON	APARTMENT	год 2016	(41.707154625, -87.624197387)
14	HZ251487	0000X W 26TH ST	THEFT	FROM BUILDING	HOTEL/MOTEL	год 2016	(41.845577671, -87.627475027)
15	HZ239334	0000X W 35TH ST	DECEPTIVE PRACTICE	FINANCIAL IDENTITY THEFT OVER \$ 300	OTHER	год 2016	(41.831003238, -87.627084778)
16	HZ251457	0000X W 87TH ST	CRIMINAL TRESPASS	TO STATE SUP LAND	CTA STATION	год 2016	(41.736277427, -87.62510451)
17	HZ251463	0000X W 87TH ST	DECEPTIVE PRACTICE	THEFT OF LABOR/SERVICES	CTA PLATFORM	год 2016	(41.736277427, -87.62510451)
18	HZ250911	0000X W CHESTNUT ST	DECEPTIVE PRACTICE	ILLEGAL USE CASH CARD	OTHER	год 2016	(41.897980396, -87.630376682)
19	HZ248585	0000X W ILLINOIS ST	THEFT	FROM BUILDING	HOTEL/MOTEL	год 2016	(41.890831286, -87.63031551)
20	HZ252306	0000X W MONROE ST	THEFT	FROM BUILDING	RESTAURANT	год 2016	(41.88078104, -87.629919733)
21	HZ251052	001XX E 104TH PL	ASSAULT	SIMPLE	SIDEWALK	год 2016	(41.704276039, -87.619797922)
22	HZ250549	001XX E 123RD ST	OFFENSE INVOLVING CHILDREN	AGG CRIM SEX ABUSE FAM MEMBER	RESIDENCE	год 2016	(41.670774853, -87.619618985)
23	HZ251536	001XX N MICHIGAN AVE	THEFT	FROM BUILDING	RESTAURANT	год 2016	(41.885191719, -87.624486846)
24	HZ251407	001XX N WABASH AVE	BATTERY	SIMPLE	SMALL RETAIL STORE	год 2016	(41.883753521, -87.626232394)
25	HZ251500	001XX N WABASH AVE	ASSAULT	SIMPLE	SMALL RETAIL STORE	год 2016	(41.883753521, -87.626232394)
26	HZ250666	001XX S PARKSIDE AVE	BATTERY	SIMPLE	SCHOOL, PUBLIC, GROUNDS	год 2016	(41.883753521, -87.626232394)
27	HZ251233	001XX S PULASKI RD	ASSAULT	PRO EMP HANDS NO/MIN INIURY	SIDEWALK	год 2016	(41.87851302, -87.766424778)
28	HZ251594	002XX E 35TH ST	ASSAULT	SIMPLE	CONVENIENCE STORE	год 2016	(41.831073285, -87.620211441)
29	HZ250514	002XX E 46TH ST	BATTERY	SIMPLE	RESIDENCE PORCH/HALLWAY	год 2012	(41.811133958, -87.62074077)
30	HZ250580	002XX E WALTON ST	ROBBERY	ARMED: HANDGUN	VEHICLE NON-COMMERCIAL	год 2016	(41.900062396, -87.620884259)
31	HZ251916	002XX N ABERDEEN ST	CRIMINAL DAMAGE	TO VEHICLE	STREET	год 2016	(41.885916313, -87.654482517)
32	HZ250798	002XX N LEAMINGTON AVE	OTHER OFFENSE	VIOLATE ORDER OF PROTECTION	RESIDENCE	год 2016	(41.884721668, -87.754008723)

Таблица 1 – MUP chicago_crime.xls

1.3 Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы "Эйдос".

Для преобразования исходных данных обучающей выборки в базы данных системы "Эйдос" необходимо файл MicrosoftOfficeExcel, который содержит базу данных компьютерных процессоров скопировать в Aidos-X\AID_DATA\Inp_data и назвать Inp_data.xlsx.

Далее запускаем систему "Эйдос" из папки "Aidos-X" файлом _aidos-x.exe. Система попросит ввести логин и пароль. Необходимо ввести: логин – 1, пароль – 1. После откроется главное окно программы.

Для загрузки базы данных необходимо зайти в режим 2.3.2.2 и в настройках изменить (рисунок 1):

– "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLSX-MSExcel-2003";

- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 7, "Конечный столбец классификационных шкал" – 7;
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 2, "Конечный столбец описательных шкал" – 6;
- "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец. Интерпретацию ТХТ-полей".

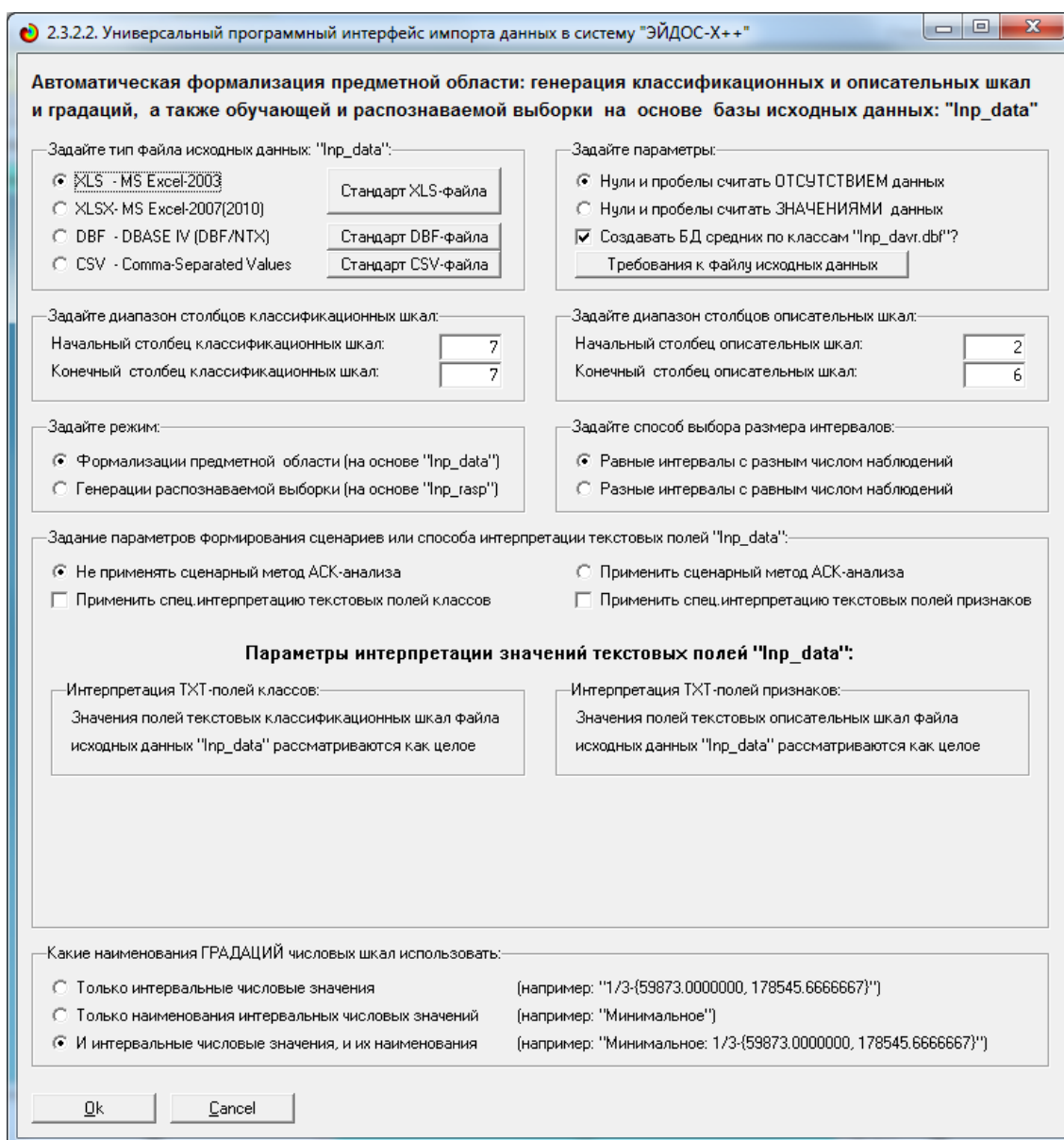


Рисунок 1 – Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "Эйдос"

После нажать кнопку "Ок". Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (рисунок 2).

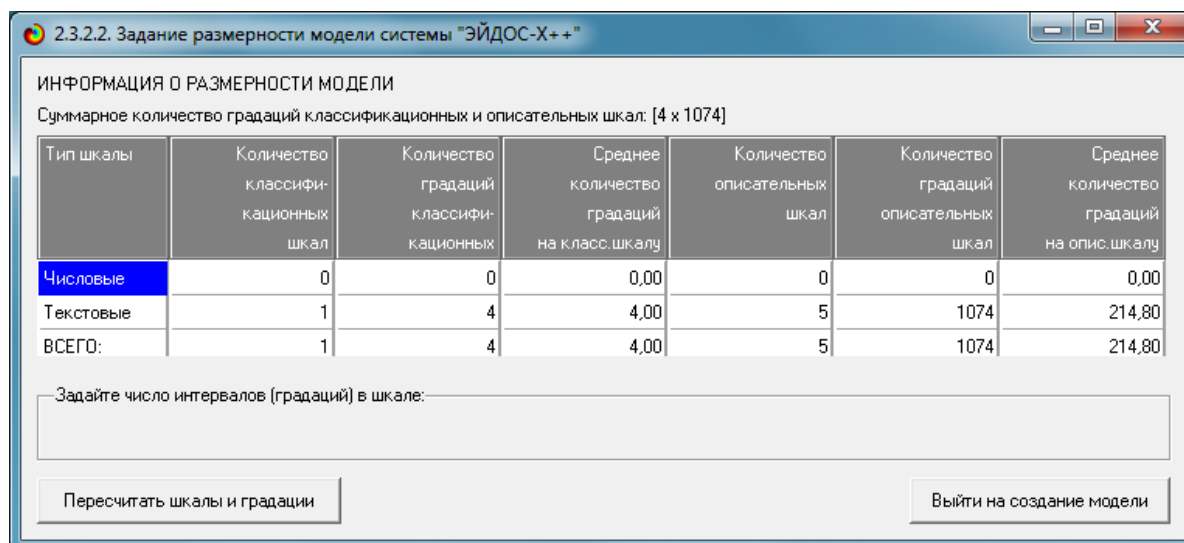


Рисунок 2 – Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, где происходит процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "Эйдос" (рисунок 3). В том окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "Ок".

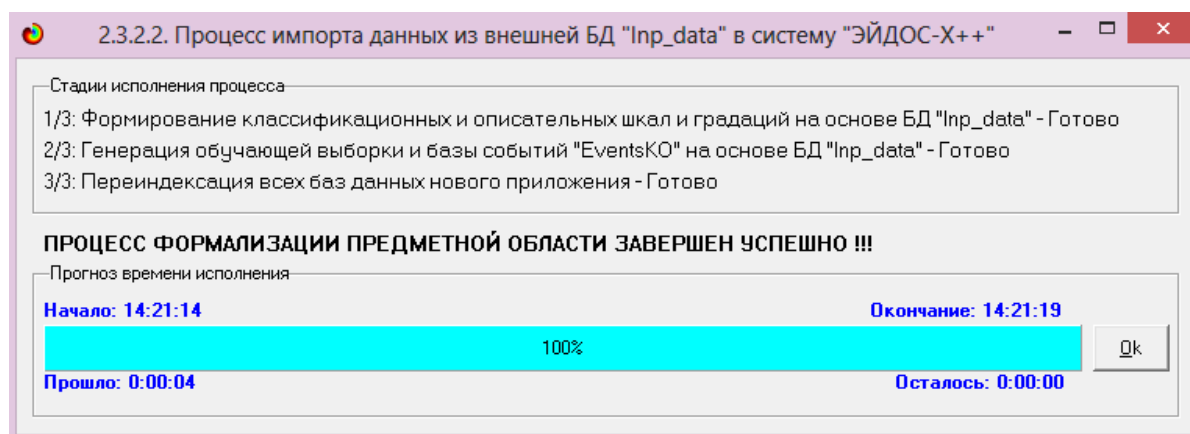


Рисунок 3 – Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "Эйдос"

В результате этого процесса будут сформированы классификационные и описательные шкалы и градации. Их применение позволит закодировать

исходные данные и представить в форме эвентологических баз данных. Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 4). Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 5). На рисунке 6 представлена обучающая выборка.

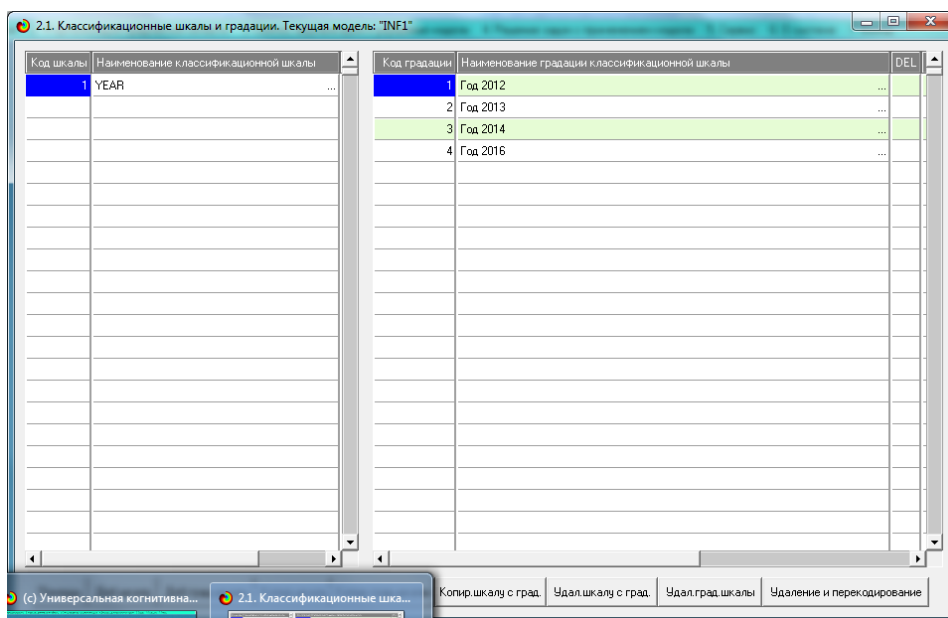


Рисунок 4 – Классификационные шкалы и градации

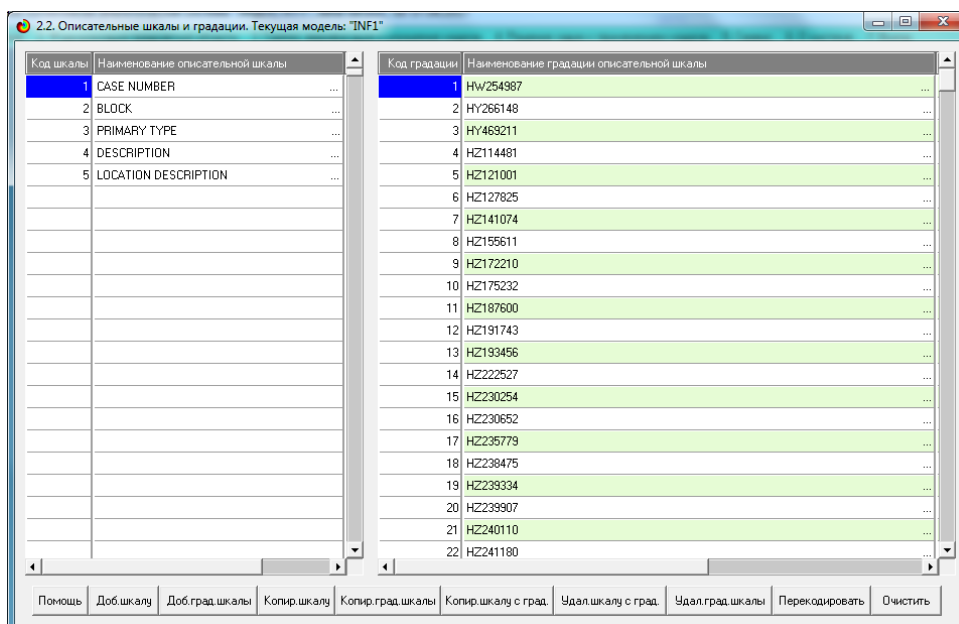


Рисунок 5 – Описательные шкалы и градации

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	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	4	0	0	0	1	164	470	937	954	1068	0	0

Рисунок 6 – Обучающая выборка (фрагмент)

Таким образом, созданы 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).

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).

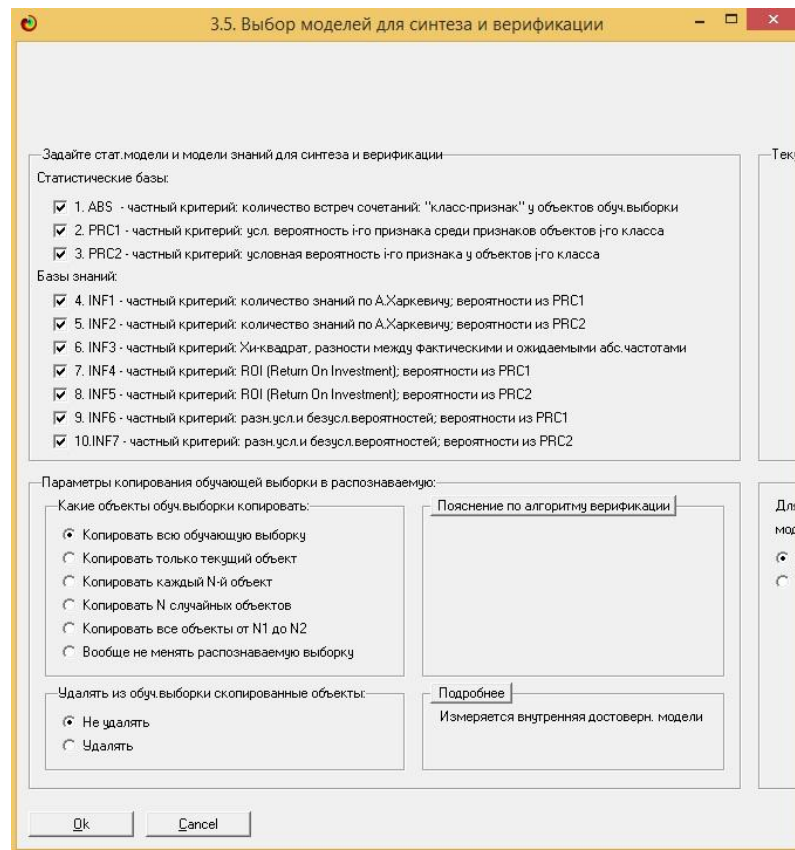


Рисунок 7 – Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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

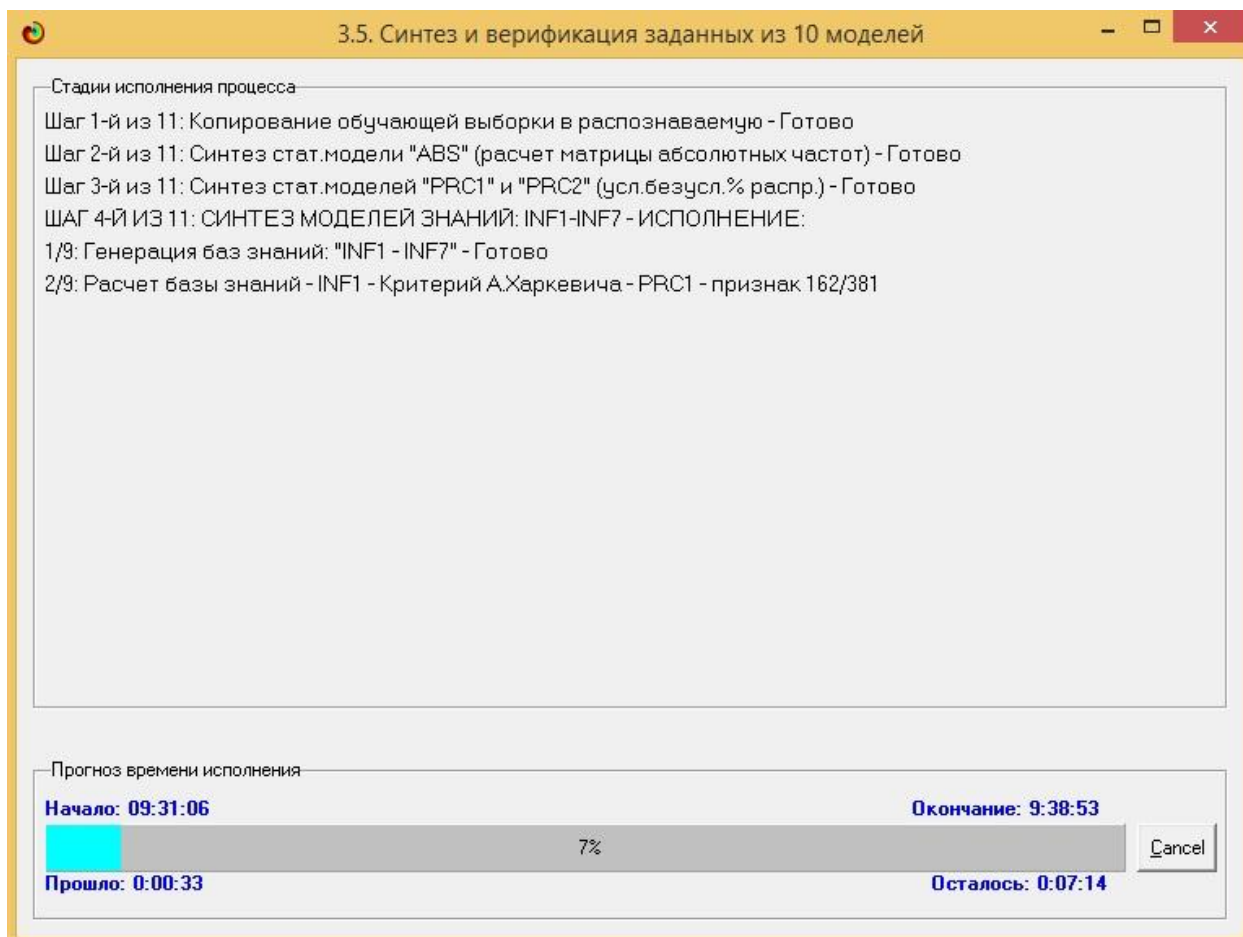


Рисунок 8 – Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Синтез и верификация всех моделей на данной задаче заняли 2 часа 12 минут. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 299 примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 8, но ниже приведем лишь некоторые из них (таблицы 2, 3, 4).

1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

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

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. YEAR ГОД 2012	2. YEAR ГОД 2013	3. YEAR ГОД 2014	4. YEAR ГОД 2016	Сумма	Среднее	Средн. квар.
1	CASE NUMBER-HW254987		1			1	0.250	0.500
2	CASE NUMBER-HY266148		1			1	0.250	0.500
3	CASE NUMBER-HY469211		1			1	0.250	0.500
4	CASE NUMBER-HZ114481		1			1	0.250	0.500
5	CASE NUMBER-HZ121001		1			1	0.250	0.500
6	CASE NUMBER-HZ127825		1			1	0.250	0.500
7	CASE NUMBER-HZ141074		1			1	0.250	0.500
8	CASE NUMBER-HZ155611		1			1	0.250	0.500
9	CASE NUMBER-HZ172210		1			1	0.250	0.500
10	CASE NUMBER-HZ175232				1	1	0.250	0.500
11	CASE NUMBER-HZ187600				1	1	0.250	0.500
12	CASE NUMBER-HZ191743				1	1	0.250	0.500
13	CASE NUMBER-HZ193456				1	1	0.250	0.500
14	CASE NUMBER-HZ222527				1	1	0.250	0.500
15	CASE NUMBER-HZ230254				1	1	0.250	0.500
16	CASE NUMBER-HZ230652				1	1	0.250	0.500
17	CASE NUMBER-HZ235779				1	1	0.250	0.500
18	CASE NUMBER-HZ238475				1	1	0.250	0.500
19	CASE NUMBER-HZ239334				1	1	0.250	0.500
20	CASE NUMBER-HZ239907				1	1	0.250	0.500
21	CASE NUMBER-HZ240110				1	1	0.250	0.500
22	CASE NUMBER-HZ241180				1	1	0.250	0.500
23	CASE NUMBER-HZ242280				1	1	0.250	0.500
24	CASE NUMBER-HZ244601				1	1	0.250	0.500
25	CASE NUMBER-HZ247169				1	1	0.250	0.500

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. YEAR ГОД 2012	2. YEAR ГОД 2013	3. YEAR ГОД 2014	4. YEAR ГОД 2016	Сумма	Среднее	Средн. квар.
1	CASE NUMBER-HW254987		0.813			0.813	0.203	0.407
2	CASE NUMBER-HY266148		0.813			0.813	0.203	0.407
3	CASE NUMBER-HY469211		0.813			0.813	0.203	0.407
4	CASE NUMBER-HZ114481		0.813			0.813	0.203	0.407
5	CASE NUMBER-HZ121001		0.813			0.813	0.203	0.407
6	CASE NUMBER-HZ127825		0.813			0.813	0.203	0.407
7	CASE NUMBER-HZ141074		0.813			0.813	0.203	0.407
8	CASE NUMBER-HZ155611		0.813			0.813	0.203	0.407
9	CASE NUMBER-HZ172210		0.813			0.813	0.203	0.407
10	CASE NUMBER-HZ175232				0.036	0.036	0.009	0.018
11	CASE NUMBER-HZ187600				0.036	0.036	0.009	0.018
12	CASE NUMBER-HZ191743				0.036	0.036	0.009	0.018
13	CASE NUMBER-HZ193456				0.036	0.036	0.009	0.018
14	CASE NUMBER-HZ222527				0.036	0.036	0.009	0.018
15	CASE NUMBER-HZ230254				0.036	0.036	0.009	0.018
16	CASE NUMBER-HZ230652				0.036	0.036	0.009	0.018
17	CASE NUMBER-HZ235779				0.036	0.036	0.009	0.018
18	CASE NUMBER-HZ238475				0.036	0.036	0.009	0.018
19	CASE NUMBER-HZ239334				0.036	0.036	0.009	0.018
20	CASE NUMBER-HZ239907				0.036	0.036	0.009	0.018
21	CASE NUMBER-HZ240110				0.036	0.036	0.009	0.018
22	CASE NUMBER-HZ241180				0.036	0.036	0.009	0.018
23	CASE NUMBER-HZ242280				0.036	0.036	0.009	0.018
24	CASE NUMBER-HZ244601				0.036	0.036	0.009	0.018
25	CASE NUMBER-HZ247169				0.036	0.036	0.009	0.018

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. YEAR ГОД 2012	2. YEAR ГОД 2013	3. YEAR ГОД 2014	4. YEAR ГОД 2016	Сумма	Среднее	Средн. кв.ад.
1	CASE NUMBER-HW254987	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
2	CASE NUMBER-HY266148	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
3	CASE NUMBER-HY469211	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
4	CASE NUMBER-HZ114481	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
5	CASE NUMBER-HZ121001	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
6	CASE NUMBER-HZ127825	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
7	CASE NUMBER-HZ141074	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
8	CASE NUMBER-HZ155611	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
9	CASE NUMBER-HZ172210	-0.038	0.957	-0.049	-0.870			0.748
10	CASE NUMBER-HZ175232	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
11	CASE NUMBER-HZ187600	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
12	CASE NUMBER-HZ191743	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
13	CASE NUMBER-HZ193456	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
14	CASE NUMBER-HZ222527	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
15	CASE NUMBER-HZ230254	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
16	CASE NUMBER-HZ230652	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
17	CASE NUMBER-HZ235779	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
18	CASE NUMBER-HZ238475	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
19	CASE NUMBER-HZ239334	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
20	CASE NUMBER-HZ239907	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
21	CASE NUMBER-HZ240110	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
22	CASE NUMBER-HZ241180	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
23	CASE NUMBER-HZ242280	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
24	CASE NUMBER-HZ244601	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087
25	CASE NUMBER-HZ247169	-0.038	-0.043	-0.049	0.130			0.087

1.5. Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей (режим 4.1.3.6), отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 9.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	м. л. FN)	Точность модели	Полнота модели	Фигера Ван Ризбергена	Сумма мод. уровней ско. истинно-полож. решений (ST...)	Сумма мод. уровней ско. истинно-отриц. решений (SF...)	Сумма мод. уровней ско. ложно-полож. решений (SP...)	Сумма мод. уровней ско. ложно-отриц. решений (SN...)	S-Точность модели	S-Полнота модели	LТ-мера проф. Е.В.Людско	Средний модаль. уровень сход. истинно-полож. решений	Средний модаль. уровень истинно-о. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч совмещений "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	1	0.272	0.998	0.428	192.661	3.555	337.458	0.014	0.363	1.000	0.533	0.412	0.
1. ABS - частный критерий: количество встреч совмещений "клас...	Сумма абс. частот по признак...	1	0.272	1.000	0.429	205.060		60.083		0.773	1.000	0.872	0.437	0.
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность нго признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	1	0.272	0.998	0.428	192.661	3.555	337.458	0.014	0.363	1.000	0.533	0.412	0.
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность нго признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	1	0.272	1.000	0.429	124.472		306.731		0.289	1.000	0.448	0.265	0.
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность нго признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	1	0.272	0.998	0.428	192.657	3.555	337.457	0.014	0.363	1.000	0.533	0.412	0.
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность нго признака...	Сумма усл.отн частот по при...	1	0.273	1.000	0.429	124.472		306.731		0.289	1.000	0.448	0.265	0.
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	326	0.282	0.305	0.293	31.925	74.780	19.976	37.749	0.615	0.458	0.525	0.223	0.
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	29	0.386	0.938	0.547	48.429	20.414	48.596	0.394	0.499	0.992	0.664	0.110	0.
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	326	0.282	0.305	0.293	31.925	74.780	19.976	37.749	0.615	0.458	0.525	0.223	0.
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	29	0.386	0.938	0.547	48.429	20.414	48.596	0.394	0.499	0.992	0.664	0.110	0.
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факт...	Семантический резонанс зна...	167	0.344	0.644	0.448	70.004	131.930	103.154	32.166	0.404	0.685	0.509	0.232	0.
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факт...	Сумма знаний	167	0.344	0.644	0.448	83.952	126.533	87.530	44.949	0.490	0.651	0.559	0.278	0.
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Семантический резонанс зна...	361	0.639	0.230	0.339	36.528	94.258	1.624	62.722	0.957	0.368	0.532	0.338	0.
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Сумма знаний	24	0.377	0.949	0.539	37.817	2.301	14.831	0.026	0.718	0.999	0.836	0.085	0.
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Семантический резонанс зна...	361	0.639	0.230	0.339	36.528	94.258	1.624	62.722	0.957	0.368	0.532	0.338	0.
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веро...	Сумма знаний	24	0.377	0.949	0.539	37.817	2.301	14.831	0.026	0.718	0.999	0.836	0.085	0.
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безул.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	181	0.315	0.614	0.416	69.266	71.808	107.575	40.903	0.392	0.629	0.483	0.241	0.
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безул.вероятностей; вер...	Сумма знаний	167	0.300	0.644	0.409	26.547	36.706	104.111	2.241	0.203	0.922	0.333	0.088	0.
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безул.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	181	0.315	0.614	0.416	69.265	71.808	107.575	40.903	0.392	0.629	0.483	0.241	0.
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безул.вероятностей; ве...	Сумма знаний	167	0.300	0.644	0.409	26.547	36.706	104.111	2.241	0.203	0.922	0.333	0.088	0.

Рисунок 9 Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4 и INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели INF5 составляет 0,465. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры, предложенное проф.Е.В.Луценко (L-мера), при этом точность модели составляет 0,824 и 0,911 по L1 и L2-мерам. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%.

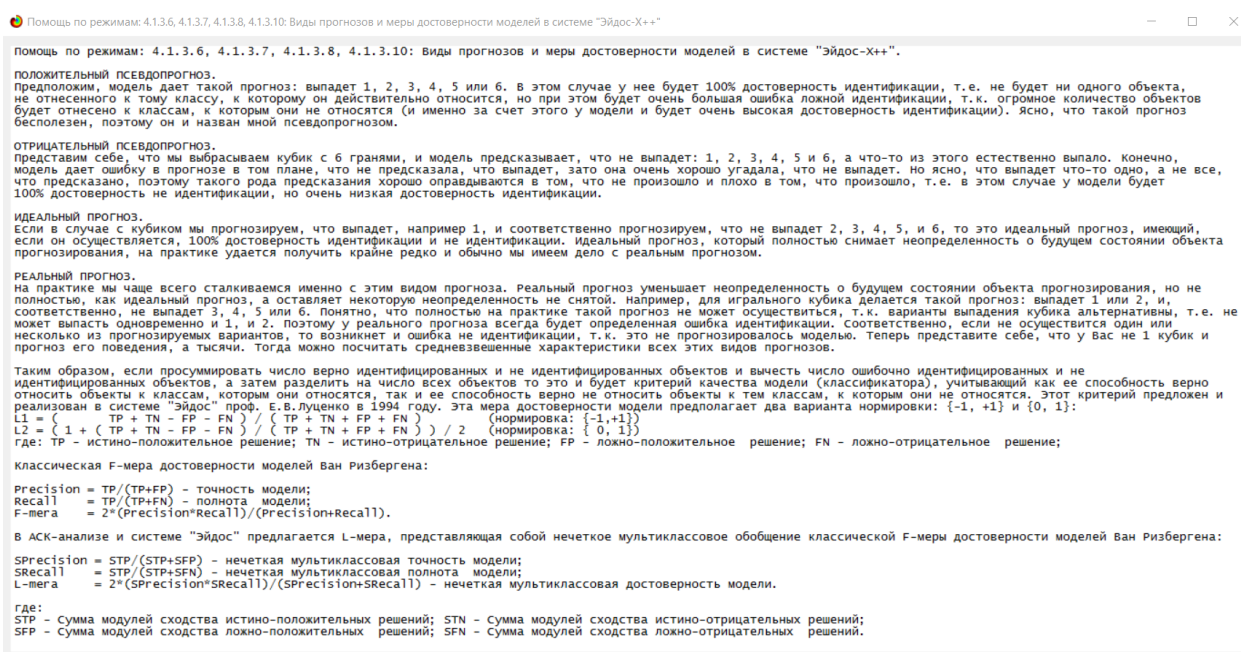


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и интеллектуальных технологий. На рисунке 11 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF5.

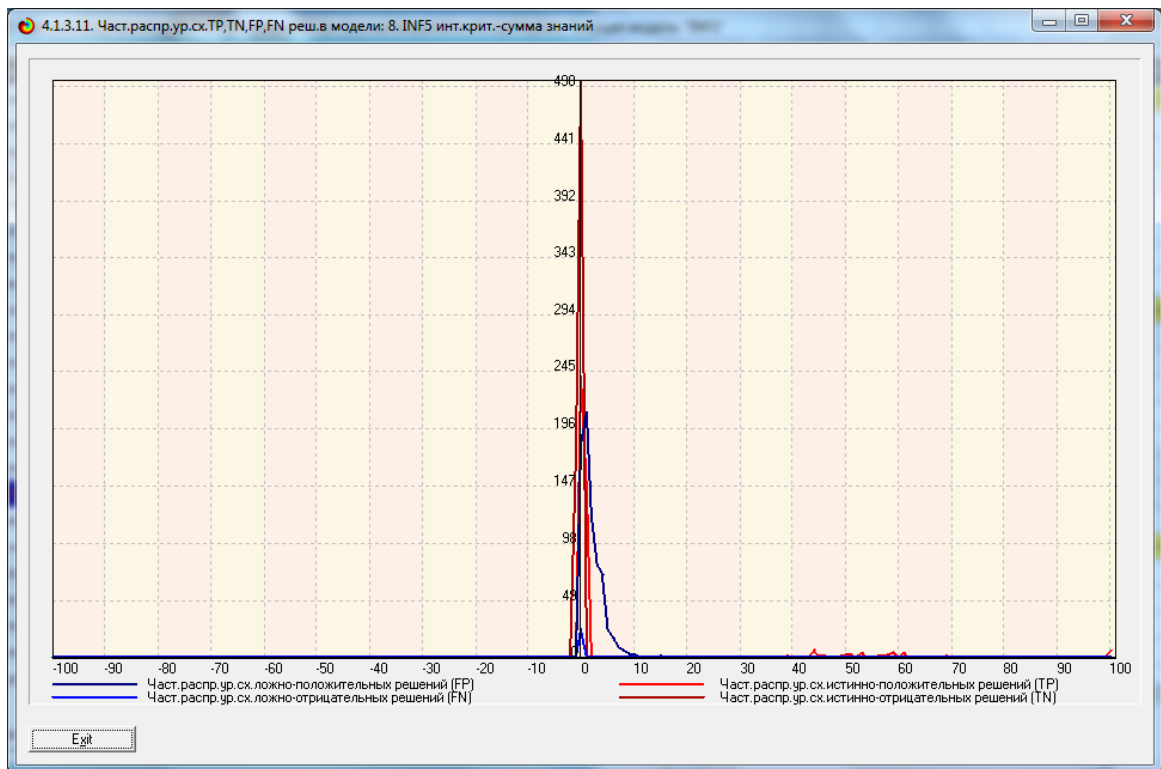


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF5

Из рисунка 11 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF5 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 9);

- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF5 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов 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 больших значений уровней сходства-различия (более 50%) различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями настолько велико, что учитывая уровень сходства-различия не представляет никакой проблемы разделить истинные положительные и отрицательные решения от ложных

положительных и отрицательных решений. Это и стало основой для нечеткого обобщения F-меры Ван Ризбергена, т.е. такого ее обобщения, которое учитывает не только сам факт ложно или истинно положительного или отрицательного решения, но и его надежность.

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

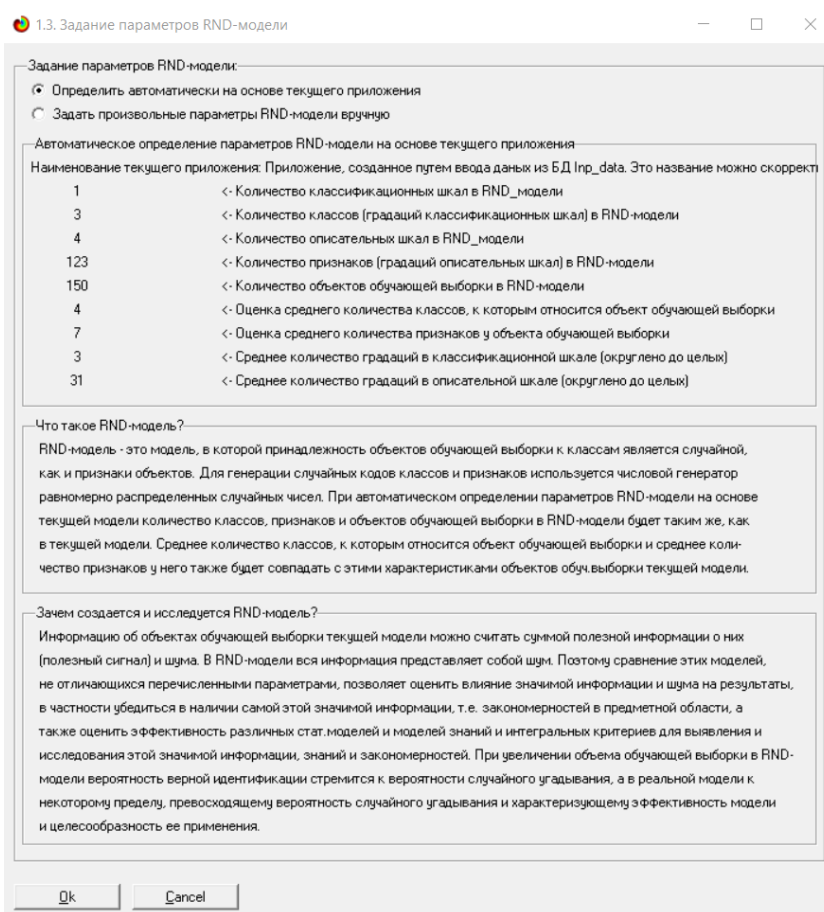


Рисунок 12. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

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

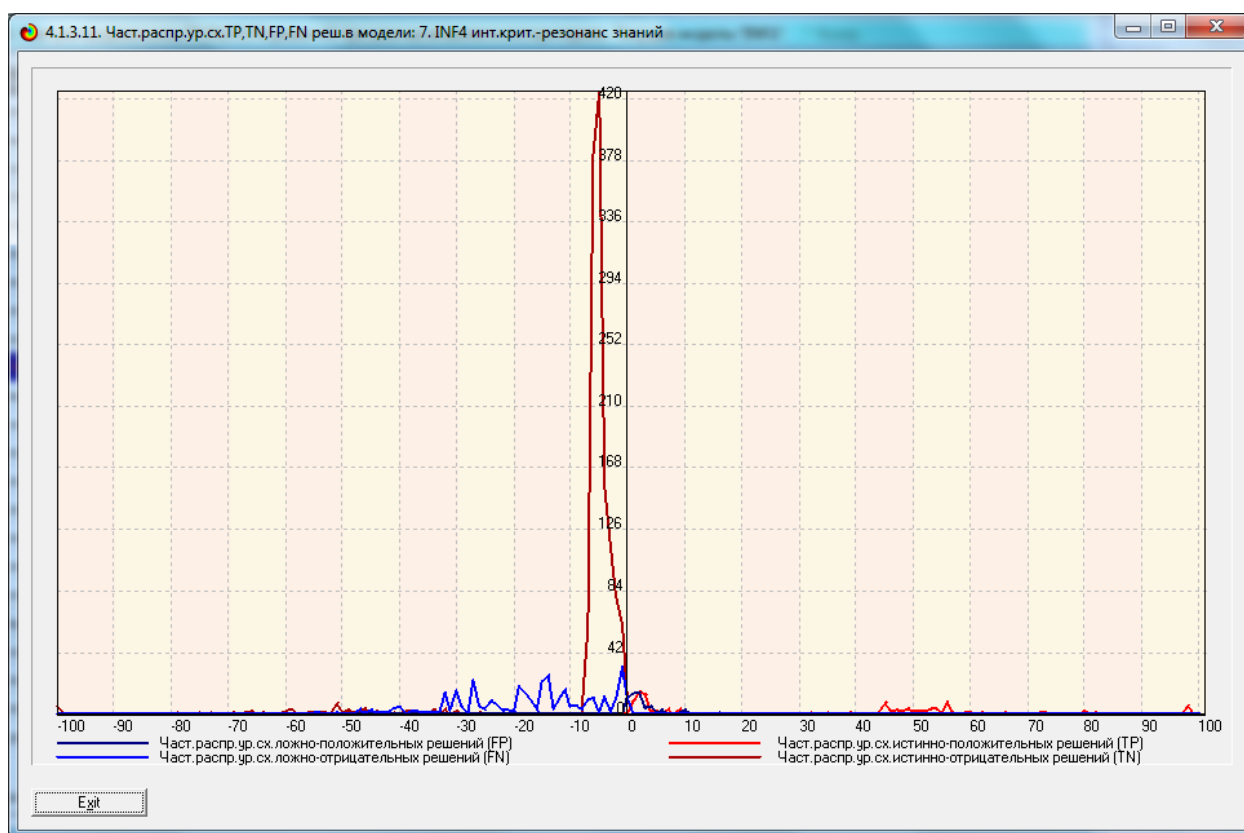


Рисунок 13. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF4

Различие частотных распределений уровней сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования и случайной модели 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.

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

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фигура Бэн-Риббергено	Сигналы между уровнями со- истинно-поло- жительных (ST)	Сигналы между уровнями со- истинно-отри- цательных (ST)	Сигналы между уровнями со- ложно-поло- жительных (SFP)	Сигналы между уровнями со- ложно-отри- цательных (SFF)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "и/или"	Корреляция abs частот с абс...	469	468	157	1250	1	0.272	0.998	0.428	192.661	3.555	337.458	0.01
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "или/и"	Сигналы abs частот по призна...	469	469	157	1250	1	0.273	1.000	0.429	205.060	3.555	337.458	0.01
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	469	468	157	1250	1	0.272	0.998	0.428	192.661	3.555	337.458	0.01
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сигналы усл.отн частот по призна...	469	469	157	1250	1	0.273	1.000	0.429	124.472	3.555	306.731	0.01
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	469	468	157	1250	1	0.272	0.998	0.428	192.657	3.555	337.457	0.01
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сигналы усл.отн частот по призна...	469	469	157	1250	1	0.273	1.000	0.429	124.472	3.555	306.731	0.01
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	469	143	1043	364	326	0.282	0.305	0.293	31.925	74.780	19.976	37.74
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сигналы знаний	469	440	707	700	29	0.386	0.938	0.547	48.429	20.414	48.596	0.39
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	469	143	1043	364	326	0.282	0.305	0.293	31.925	74.780	19.976	37.74
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сигналы знаний	469	440	707	700	29	0.386	0.938	0.547	48.429	20.414	48.596	0.39
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	469	302	830	577	167	0.344	0.644	0.448	70.004	131.930	103.154	32.15
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Сигналы знаний	469	302	830	577	167	0.344	0.644	0.448	83.952	126.533	87.530	44.94
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	469	108	1346	61	361	0.639	0.230	0.339	36.528	94.258	1.624	62.72
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сигналы знаний	469	445	671	736	24	0.377	0.949	0.539	37.817	2.301	14.831	0.02
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	469	108	1346	61	361	0.639	0.230	0.339	36.528	94.258	1.624	62.72
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сигналы знаний	469	445	671	736	24	0.377	0.949	0.539	37.817	2.301	14.831	0.02
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	469	288	781	626	181	0.315	0.614	0.416	69.266	71.808	107.575	40.90
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Сигналы знаний	469	302	703	704	167	0.300	0.644	0.409	26.547	36.706	104.111	2.24
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	469	288	781	626	181	0.315	0.614	0.416	69.265	71.808	107.575	40.90
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, ве...	Сигналы знаний	469	302	703	704	167	0.300	0.644	0.409	26.547	36.706	104.111	2.24

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

На основе его сравнения с рисунком 9 можно сделать следующие выводы:

- достоверность лучшей модели INF5, отражающей реальный объект моделирования, примерно на 17% 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 ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF4 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1 (рисунок 16).

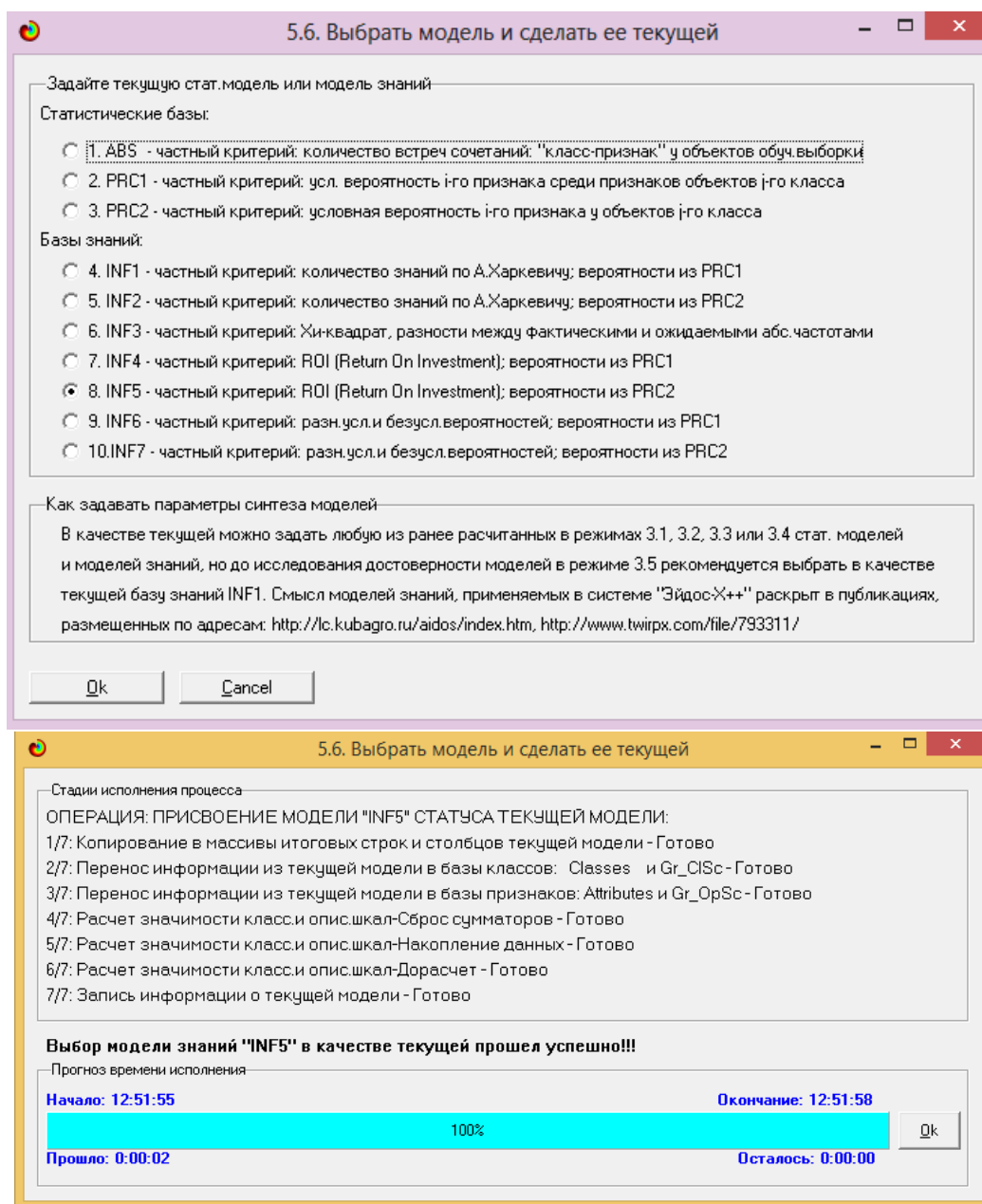


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

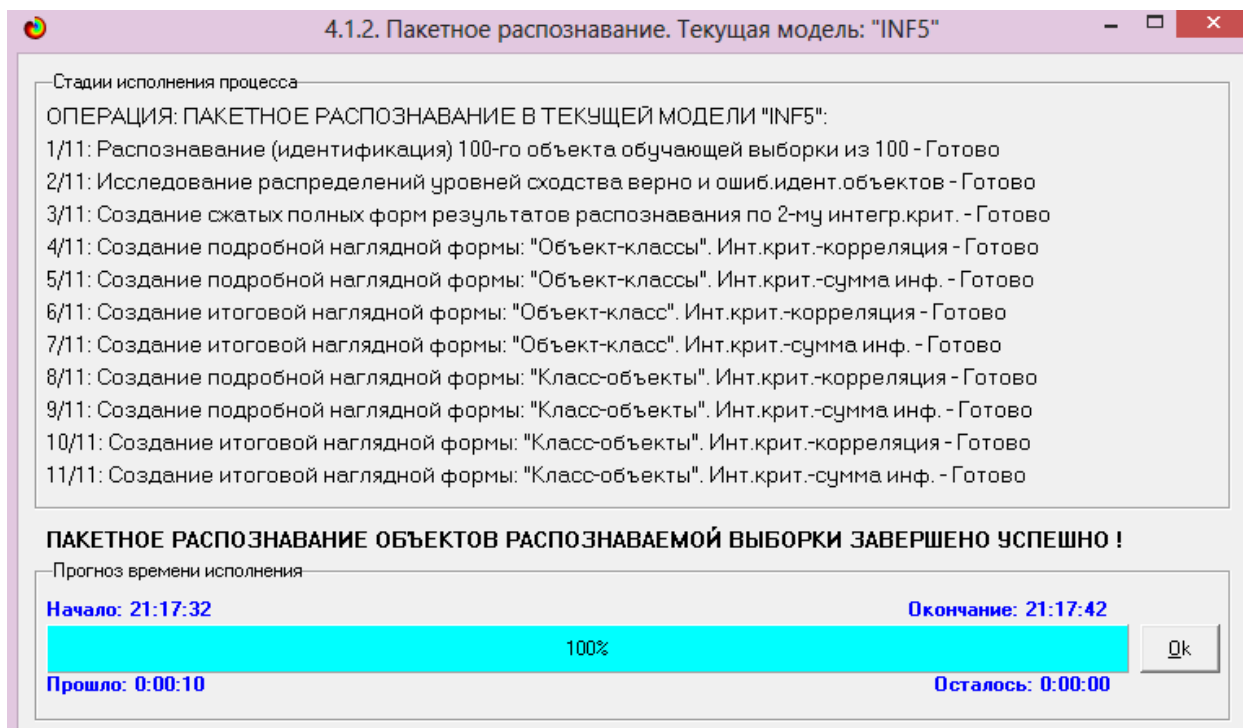


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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 классификации в зависимости от год и района в наиболее достоверной модели INF5 на основе года:

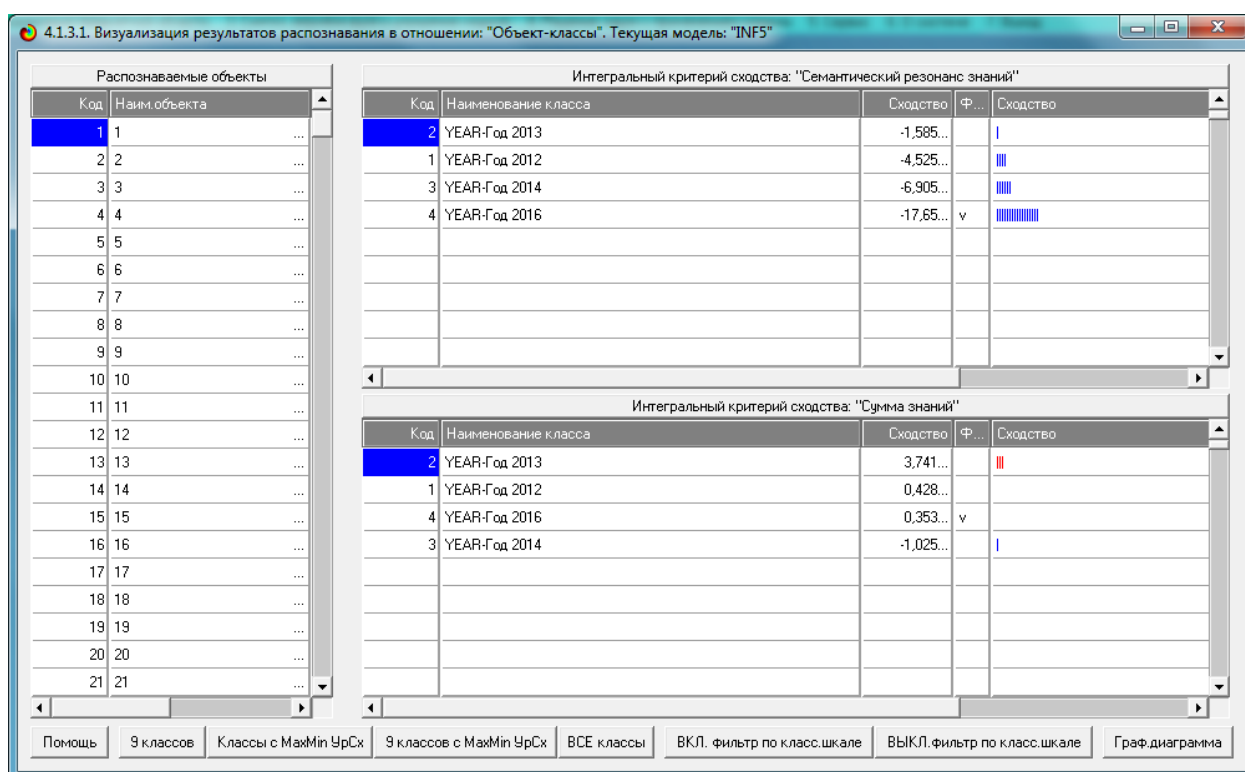


Рисунок 17. Пример идентификации года преступлений в модели INF5

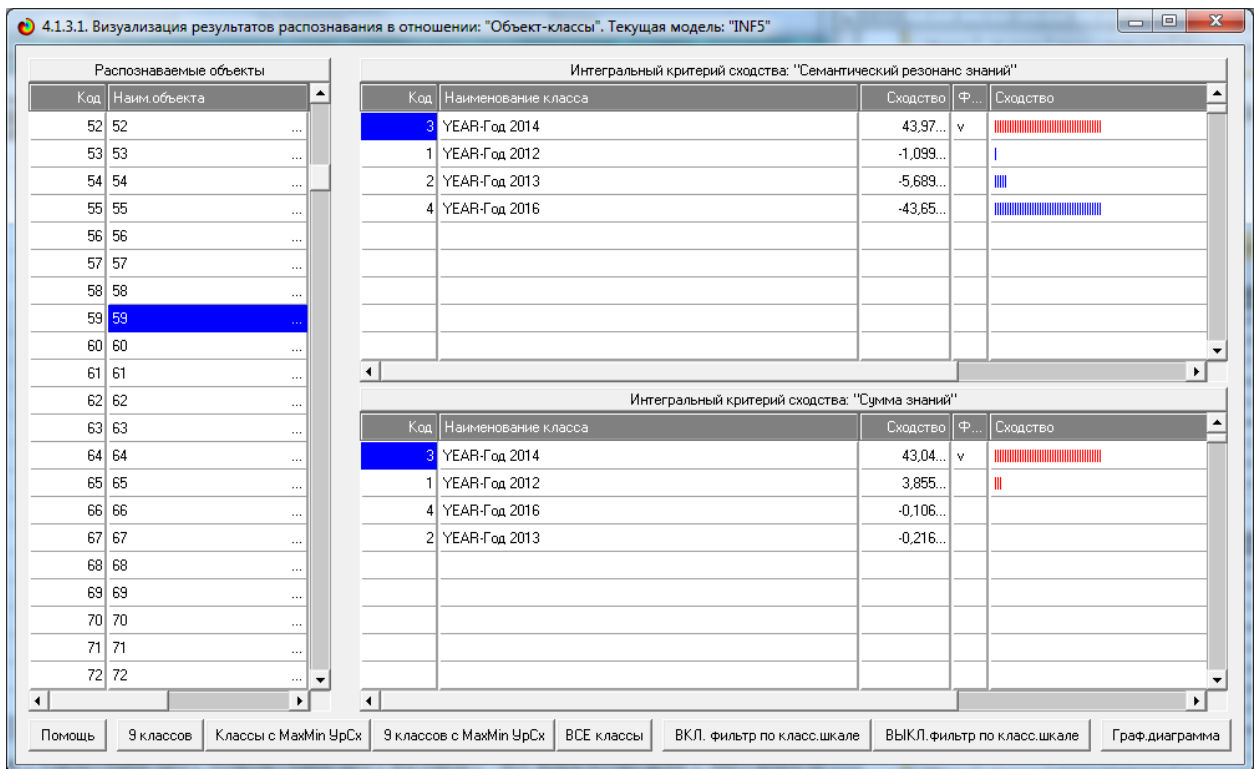


Рисунок 18. Пример идентификации года преступлений в модели INF5

2.2. Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал.

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

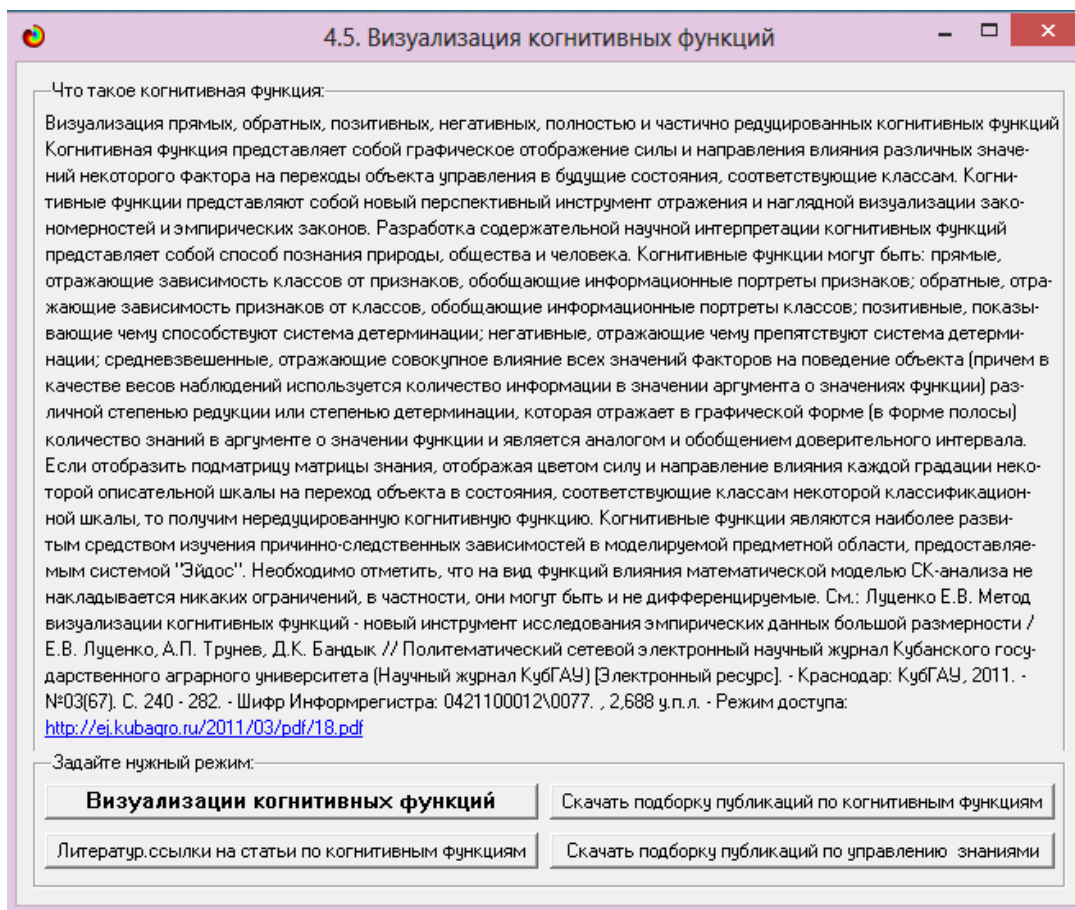


Рисунок 19. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-X++» «Визуализация когнитивных функций»

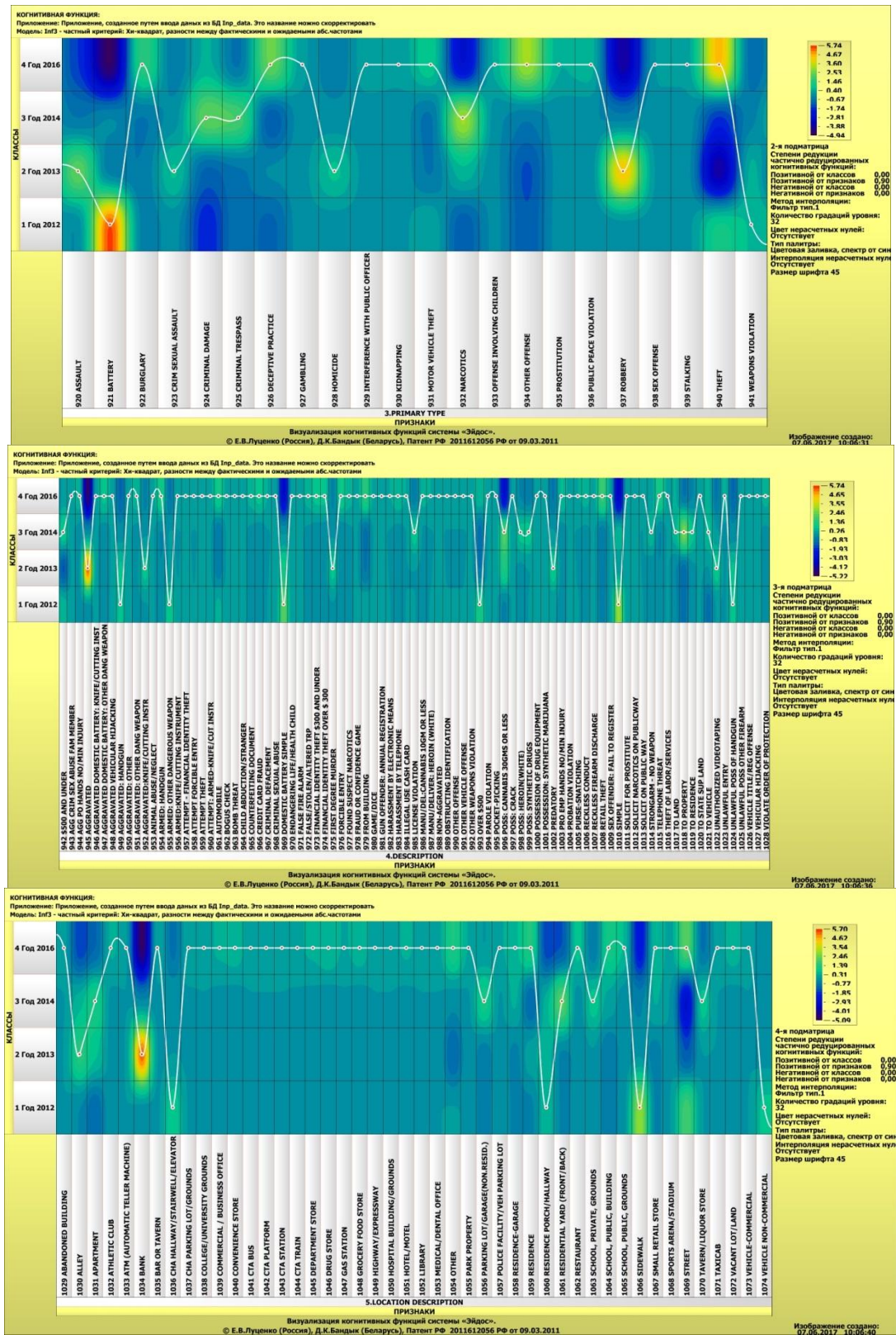


Рисунок 20. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал для модели INF5

На основе полученных данных сделаем следующие прогнозы по классификации преступлений в городе:

- 1). С каждым годом уровень преступности повышается ;
- 2). Больше количество преступлений происходит в общественных местах.

Визуализация показала, что общественные места больших районов города Чикаго более опасны, в данных районах уровень преступности выше остальных. Более подробные данные по районам представлены на рисунке 20.

2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы

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

непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 21).

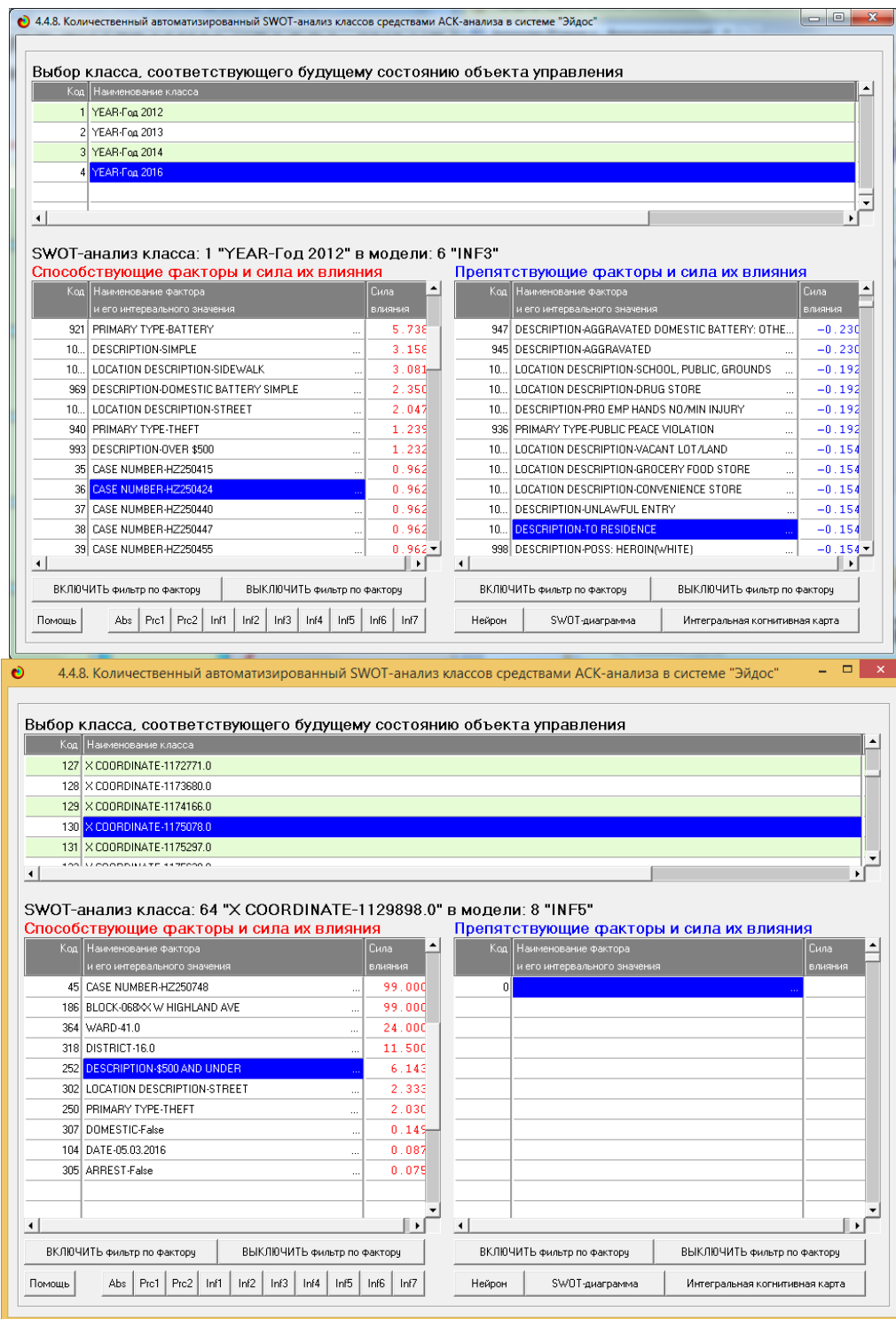


Рисунок 21. Пример SWOT-матрицы в модели INF4

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

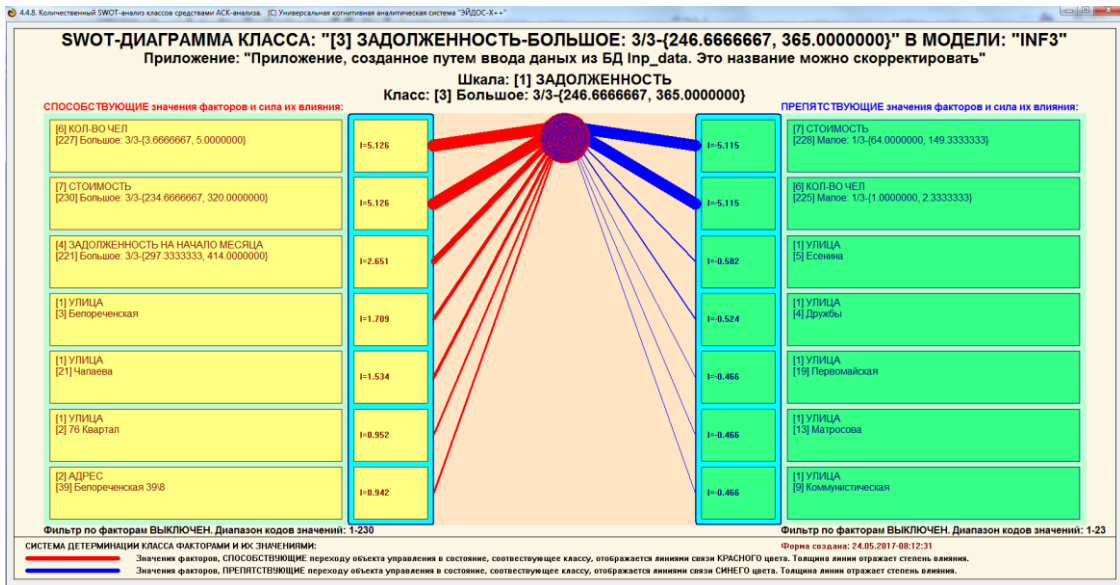


Рисунок 22. Пример SWOT-матрицы в модели INF5

2.4. Нелокальные нейроны и нейронная сеть

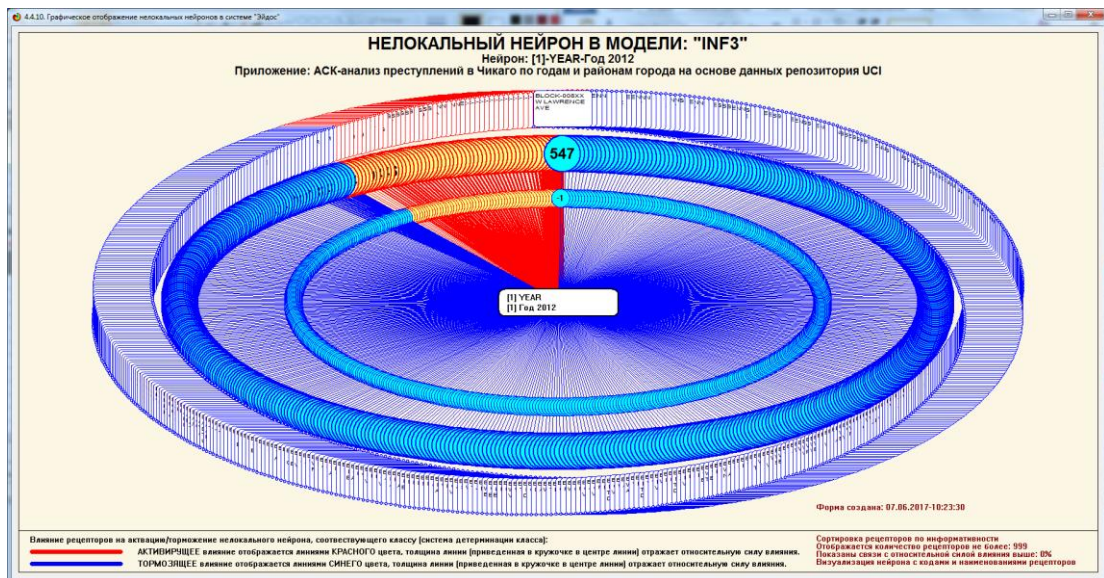


Рисунок 23. Пример графического отображения нелокальных нейронов

В качестве примера приведено графическое отображение нелокальных нейронов в модели INF3 на основе признака «Оплата-Большое». Каждому классу соответствует нейрон, совокупность которых образует нелокальную нейронную сеть [9].

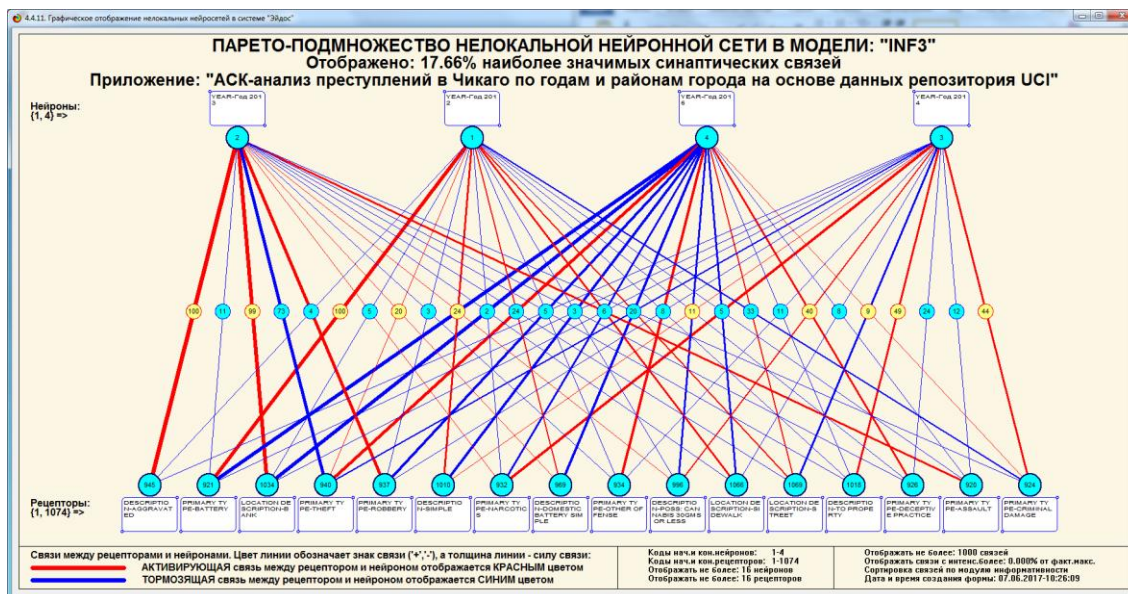


Рисунок 24. Пример графического отображения парето-подмножества нелокальной нейронной сети

На рисунке 24 в графическом отображения парето-подмножества нелокальной нейронной сети в модели INF3 у классов слева сильнее связи между значениями факторов и результатом.

2.5. Кластерный и конструктивный анализ классов

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 1 "YEAR-Год 2012" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	YEAR-Год 2012	1	1	YEAR-Год 2012	100.000
2	YEAR-Год 2013	2	2	YEAR-Год 2013	-3.399
3	YEAR-Год 2014	3	3	YEAR-Год 2014	-4.835
4	YEAR-Год 2016	4	4	YEAR-Год 2016	-26.251

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

Рисунок 25. Результаты кластерного и конструктивного анализа классов

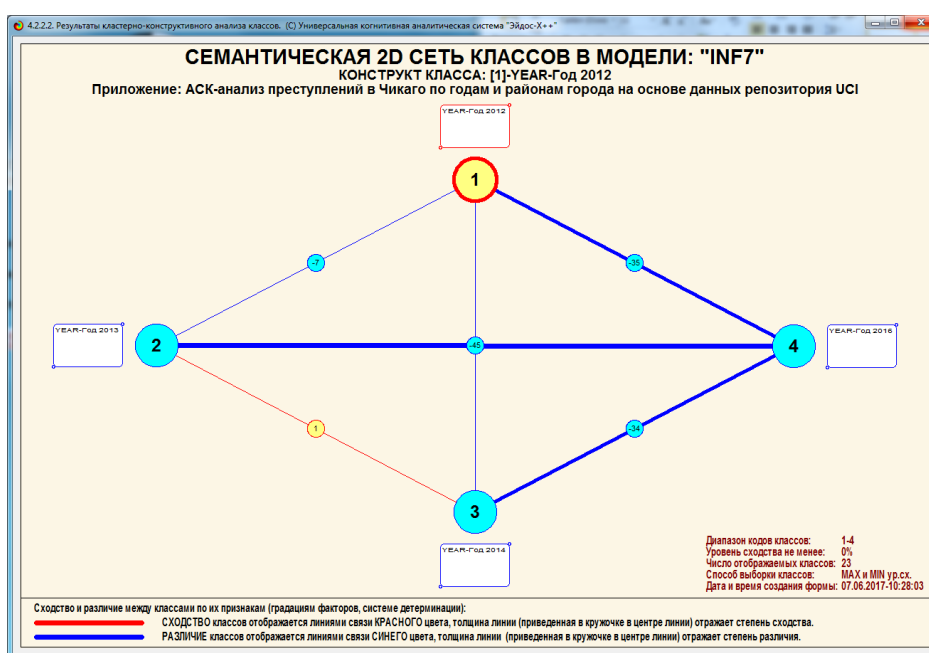


Рисунок 26. Графические результаты кластерного и конструктивного анализа классов

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На сегодняшний день все больше проявилась потребность в системах, не только представляющих информацию, но и выполняющих некоторый ее предварительный анализ, способных давать некоторые советы и рекомендации, осуществлять прогнозирование развития ситуаций, отбирать наиболее перспективные альтернативы решений, взять на себя значительную часть рутинных операций, а также функции предварительного анализа и оценок.

В данной курсовой работе была разработана системно-когнитивной модель классификации преступлений в городе Чикаго в зависимости от года и района с помощью программного инструментария системы искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,821, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 65%. 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 17% 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.

Обработка данных, их систематизация и визуализация позволили сделать прогнозы и обоснованные выводы по классификации преступлений. Таким образом, повышены качество и оперативность принятия решений, а также эффективность управления знаниями.

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. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
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. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.
5. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.

6. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

7. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

8. Луценко Е.В. Нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Луценко Е.В. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №09(123). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/09/pdf/01.pdf>, 1,813 у.п.л. – IDA [article ID]: 1231609001. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-123-001>

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