

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) Лобода Александра Александровича
курса 3 очной (заочной) формы обучения
направления подготовки Информационные системы и технологии
направленность(профиль)Интеллектуальные информационные системы и технологии.
Наименование темы «Исследование сериала «Игра престолов» с использованием
АСК-анализа и системы Эйдос на основе данных репозитория UCI».
Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсового проекта (работы)

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия заданию (по 5-и балльной шкале)
1.	Актуальность тематики работы	5
2.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
3.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	4
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	4
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	4

Достоинства работы

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

Недостатки работы

Отдельные погрешности в оформлении

Итоговая оценка при защите _____

Рецензент _____

Е.В. Луценко

« _____ » _____ 201 ____ г.

Министерство сельского хозяйства Российской Федерации
КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
Кафедра информационных систем

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

к курсовой работе

по дисциплине: Интеллектуальные информационные системы и технологии

на тему: Исследование сериала “Игра престолов” с использованием АСК-анализа и системы Эйдос на основе данных репозитория UCI

выполнил студент группы ИТ1421

Лобода Александр Александрович

Допущен к защите

Руководитель проекта Луценко Евгений Вениаминович

Нормоконтролер _____
(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____ Оценка _____
(дата)

Члены комиссии _____

(подпись, дата, расшифровка подписи)

Краснодар
2017 г.

Министерство сельского хозяйства Российской Федерации
КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
Кафедра информационных систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой Лойко Валерий
Иванович

ЗАДАНИЕ
на курсовую работу

Студенту: ИТ1421 группы 3 курса

Факультета: Прикладной информатики

специальности информационные системы и технологии

Лобода Александру Александровичу
(Ф.И.О., шифр)

Тема проекта: Исследование сериала “Игра престолов” с использованием
АСК-анализа и системы Эйдос на основе данных репозитория UCI

Содержание задания: _____

Объем работы:

а) пояснительная записка к проекту _____ листа формата А4

б) графическая часть _____ лист формата А4

Рекомендуемая литература: _____

Срок выполнения проекта: с “ ” _____ по “ ” _____ 2014 г.

Срок защиты: “ ” _____ 2014 г.

Дата выдачи задания: “ ” _____ 2014 г.

Дата сдачи проекта на кафедру: “ ” _____ 2014 г.

Руководитель проекта: Луценко Евгений Вениаминович
(подпись, Ф.И.О., звание, степень)

Задание принял студент _____
(подпись, дата)

Краснодар
2017 г.

РЕФЕРАТ

34 страницы, 35 рисунков, 1 таблица, 7 литературных источников, 1 приложение

ЭЙДОС X, СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, ИГРА ПРЕСТОЛОВ, РЕПОЗИТАРИЙ UCI

Целью работы является исследование сериала «Игра престолов» на основе базы данных репозитория UCI.

СОДЕРЖАНИЕ

РЕФЕРАТ.....	6
ВВЕДЕНИЕ	8
СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	9
1.1. Описание решения	9
1.2 Подготовка данных в промежуточные файлы MS Excel.....	9
1.3 Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы "Эйдос".	10
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	14
1.4. Виды моделей системы «Эйдос».....	16
1.5. Результаты верификации моделей	18
РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	25
2.1. Решение задачи идентификации	25
2.2. Когнитивные функции.....	28
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	32
2.4. Нелокальные нейроны и нейронная сеть.....	34
2.5. Кластерный и конструктивный анализ классов	35
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	36
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	38

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 прогнозирования дисциплины оплаты услуг по благоустройству в зависимости от жилищных условий, района жилья и состава семьи.

Целью работы является разработка системно-когнитивной модели, основывающейся на следующих признаках: район жилья, состав семьи и жилищные условия.

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 blagoustroistvo".

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 " character-deaths ". База данных дополнена значениями и приводится полностью в приложении.

На момент написания курсовой работы этот банк включает в себя более 2 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 сериала «Игра престолов» (<https://www.kaggle.com/mylesoneill/game-of-thrones/discussion/25576>), которую оставим без изменений.

Общее описание задачи:

1. Name: character name
2. Allegiances: character house
3. Death Year: year character died
4. Book of Death: book character died in
5. Death Chapter: chapter character died in
6. Book Intro Chapter: chapter character was introduced in
7. Gender: 1 is male, 0 is female
8. Nobility: 1 is nobel, 0 is a commoner
9. GoT: Appeared in first book
10. CoK: Appeared in second book

Столбцы 4-13 – это описательные шкалы.

Столбцы 2-3 являются классификационными шкалами.

Обучающая выборка:

Таблица 1 – character-deaths.xlsx

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
	Name	Allegiances	Death Year	Book of Death	Death Chapter	Book Intro Chapter	Gender	Nobility	GoT	CoK	SoS	FFC	DvD					
1	Addam Marbrand	Lannister	n/a	n/a	n/a	56	1	1	1	1	1	1	0					
2	Aegon Frey (Jinglebell)	None	299	3	51	49	1	1	0	0	1	0	0					
3	Aegon Targaryen	House Targaryen	n/a	n/a	n/a	5	1	1	0	0	0	0	1					
4	Adrack Humble	House Greyjoy	300	5	20	20	1	1	0	0	0	0	1					
5	Aemon Costayne	Lannister	n/a	n/a	n/a	n/a	1	1	0	0	1	0	0					
6	Aemon Estermont	Baratheon	n/a	n/a	n/a	n/a	1	1	0	1	1	0	0					
7	Aemon Targaryen (son of Maekar I)	Night's Watch	300	4	35	21	1	1	1	0	1	1	0					
8	Aenys Frey	None	300	5	n/a	59	0	1	1	1	1	0	1					
9	Aeron Greyjoy	House Greyjoy	n/a	n/a	n/a	11	1	1	0	1	0	1	0					
10	Aethan	Night's Watch	n/a	n/a	n/a	0	1	0	0	0	1	0	0					
11	Aggar	House Greyjoy	299	2	56	50	1	0	0	1	0	0	0					
12	Aggo	House Targaryen	n/a	n/a	n/a	54	1	0	1	1	1	0	1					
13	Alan of Rosby	Night's Watch	300	5	4	18	1	1	0	1	1	0	1					
14	Alayaya	None	n/a	n/a	n/a	15	0	0	0	1	0	0	0					
15	Albar Royce	Arryn	n/a	n/a	n/a	38	1	1	1	0	0	1	0					
16	Albett	Night's Watch	n/a	n/a	n/a	26	1	0	1	0	0	0	0					
17	Alebelly	House Stark	299	2	46	4	1	0	0	1	0	0	0					
18	Alerie Hightower	House Tyrell	n/a	n/a	n/a	6	0	1	0	0	1	1	0					
19	Alesander Staedmon	Baratheon	n/a	n/a	n/a	65	1	1	0	1	0	0	0					
20	Alester Florent	Baratheon	300	4	n/a	36	1	1	0	1	1	0	0					
21	Alia of Braavos	None	n/a	n/a	n/a	28	0	0	1	0	0	0	0					
22	Alla Tyrell	House Tyrell	n/a	n/a	n/a	6	0	1	0	1	0	1	1					
23	Allard Seaworth	Baratheon	299	2	10	10	1	1	0	1	0	0	0					

Таблица 1 – character-deaths.xlsx

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" – 9, "Конечный столбец классификационных шкал" – 11;
- "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 2, "Конечный столбец описательных шкал" – 8;
- "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец. Интерпретацию ТХТ-полей".

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☒ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла

☒ XLSX - MS Excel-2007(2010)

☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла

☐ CSV - Comma-Separated Values Стандарт CSV-файла

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

☒ Равные интервалы с разным числом наблюдений

☐ Разные интервалы с равным числом наблюдений

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

☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа ☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов ☐ Применить спец.интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация ТХТ-полей классов:

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

Интерпретация ТХТ-полей признаков:

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

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

☒ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")

☐ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok Cancel

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

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

здать число интервалов равным 3 и нажать кнопку "Выйти на создание модели".

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

ИНФОРМАЦИЯ О РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [26 x 170]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных шкал	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	0	0	0,00
Текстовые	2	26	13,00	9	170	18,89
ВСЕГО:	2	26	13,00	9	170	18,89

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

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".

2.3.2.2. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data" в систему "Эйдос-X++"

Стадии исполнения процесса

- 1/3: Формирование классификационных и описательных шкал и градаций на основе БД "Inp_data" - Готово
- 2/3: Генерация обучающей выборки и базы событий "EventsKO" на основе БД "Inp_data" - Готово
- 3/3: Переиндексация всех баз данных нового приложения - Готово

ПРОЦЕСС ФОРМАЛИЗАЦИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ЗАВЕРШЕН УСПЕШНО !!!

Прогноз времени исполнения

Начало: 17:38:56

Окончание: 17:39:03

Прошло: 0:00:07

Осталось: 0:00:00

100%

Ok

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.

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы	DEL
1	ALLEGIANCES	1	Aryn	
2	DEATH YEAR	2	Baratheon	
		3	Greyjoy	
		4	House Aryn	
		5	House Baratheon	
		6	House Greyjoy	
		7	House Lannister	
		8	House Martell	
		9	House Stark	
		10	House Targaryen	
		11	House Tully	
		12	House Tyrell	
		13	Lannister	
		14	Martell	
		15	Night's Watch	
		16	None	
		17	Stark	
		18	Targaryen	
		19	Tully	
		20	Tyrell	
		21	Wildling	

Помощь Доб. шкалу Доб. град. шкалы Копир. шкалу Копир. град. шкалы Копир. шкалу с град. Удал. шкалу с град. Удал. град. шкалы Удаление и перекодирование

Рисунок 4 – Классификационные шкалы и градации

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	BOOK OF DEATH	1	1.0
2	DEATH CHAPTER	2	2.0
3	BOOK INTRO CHAPTER	3	3.0
4	GENDER	4	4.0
5	GOT	5	5.0
6	COK	6	n/a
7	SOS		
8	FFC		
9	DWD		

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

Рисунок 5 – Описательные шкалы и градации

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

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	Addam Marbrand	...	...
2	Aegon Frey (Jinglebell)	...	...
3	Aegon Targaryen	...	...
4	Adrack Humble	...	...
5	Aemon Costayne	...	...
6	Aemon Estermont	...	...
7	Aemon Targaryen (son of Maekar I)	...	...
8	Aenys Frey	...	...
9	Aeron Greyjoy	...	...
10	Aethan	...	...

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
1	13	26	0	0

Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	6	78	160	161	163	165	167
1	169	172	0	0	0	0	0

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

Рисунок 6 – Обучающая выборка (фрагмент)

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).

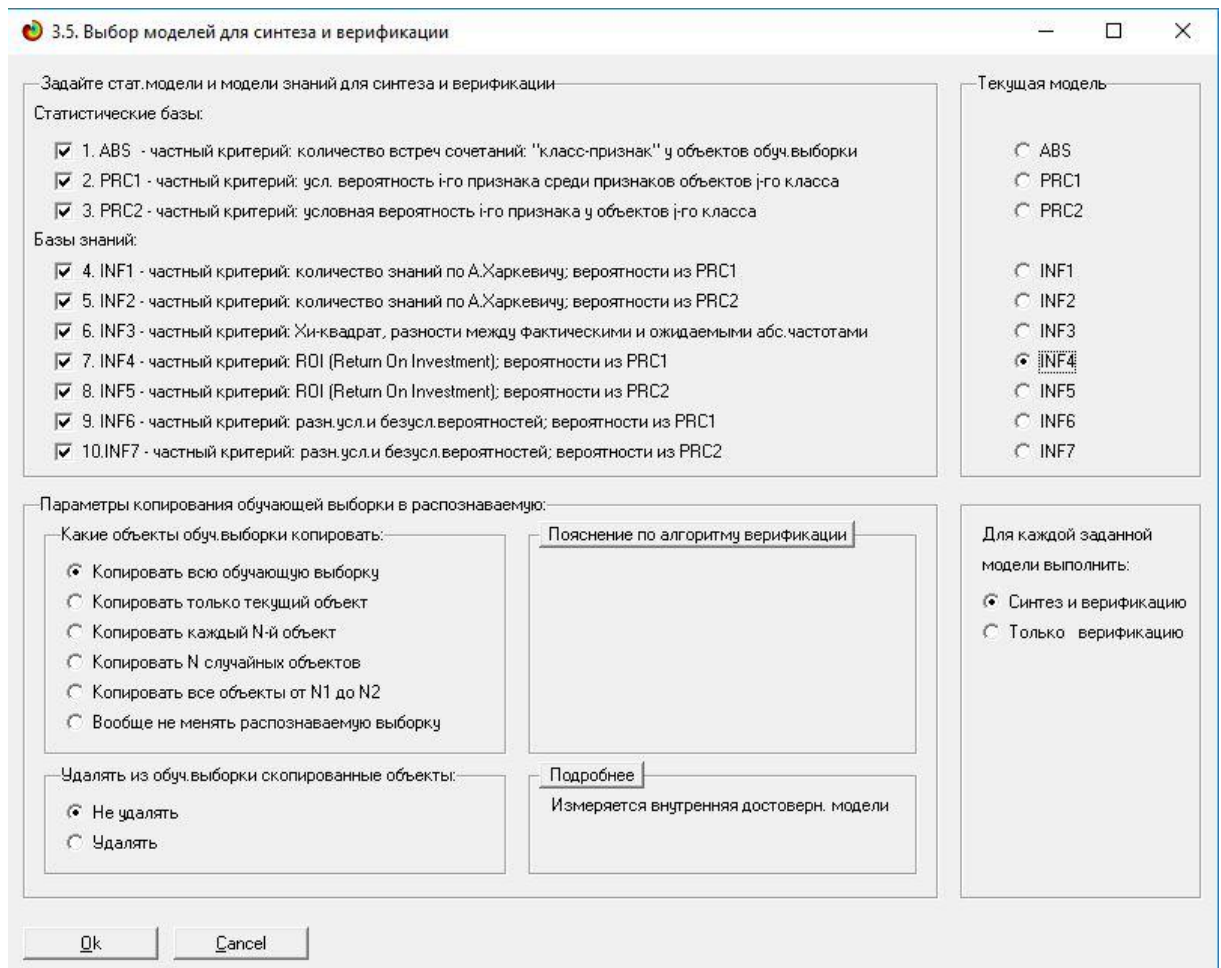


Рисунок 7 – Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

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.

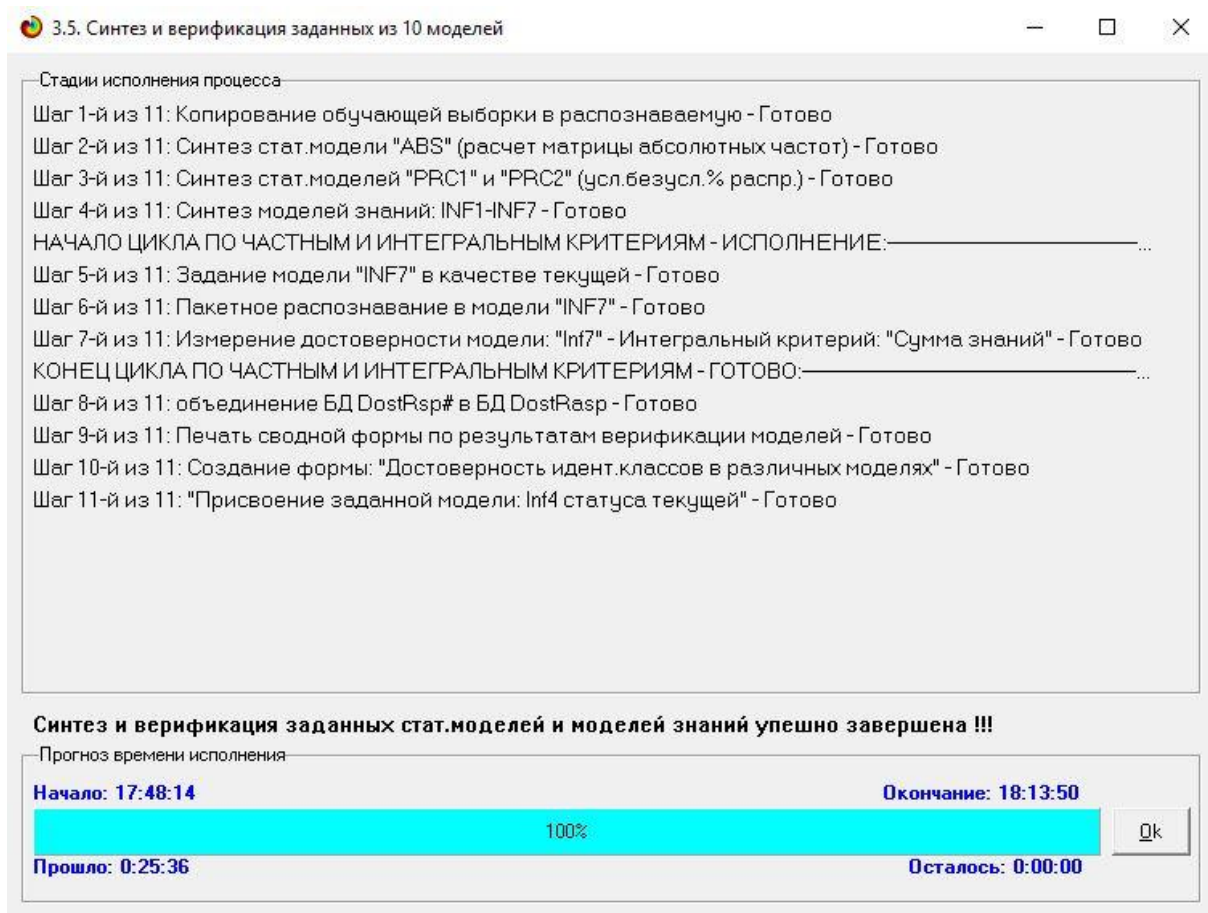


Рисунок 8 – Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Синтез и верификация всех моделей на данной задаче заняли 2,31 минут. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 100 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. ALLEGIANC. ARRYN	2. ALLEGIANC. BARATHEON	3. ALLEGIANC. GREYJOY	4. ALLEGIANC. HOUSE ARRYN	5. ALLEGIANC. HOUSE BARATHEON	6. ALLEGIANC. HOUSE GREYJOY	7. ALLEGIANC. HOUSE LANNISTER	8. ALLEGIANC. HOUSE MARTELL	9. ALLEGIANC. HOUSE STARK	10. ALLEGIANC. HOUSE TARGARYEN	11. ALLEGIANC. HOUSE TULLY	12. ALLEGIANC. HOUSE TYRELL	13. ALLEGIANC. LANNISTER
155	BOOK INTRO CHAPTER-75.0													
156	BOOK INTRO CHAPTER-78.0													
157	BOOK INTRO CHAPTER-80.0													
158	BOOK INTRO CHAPTER-n/a													
159	GENDER-ж	3	6	4	3		1	2	7	6	5		4	12
160	GENDER-м	20	50	47	4	8	23	19	5	29	14	8	7	69
161	NOBILITY-да	18	42	32	2	5	5	8	5	6	5	3	6	58
162	NOBILITY-нет	5	14	19	5	3	19	13	7	29	14	5	5	23
163	GOT-да	12	7		6	2	1	11		27	9	3		29
164	GOT-нет	11	49	51	1	6	23	10	12	8	10	5	11	52
165	COK-да		46	10		4	18	11		21	8	7	3	51
166	COK-нет	23	10	41	7	4	6	10	12	14	11	1	8	30
167	SOS-да	4	22		3	2			6	1	4	10	5	38
168	SOS-нет	19	34	51	4	6	24	15	11	31	9	3	2	43
169	FFC-да	16	4	39	4		7	7	11			2	10	42
170	FFC-нет	7	52	12	3	8	17	14	1	35	19	6	1	39
171	DWD-да		16	8		1	6	3	8	3	17		2	11
172	DWD-нет	23	40	43	7	7	18	18	4	32	2	8	9	70
	Сумма числа признаков	201	468	443	60	62	188	165	106	277	164	62	97	695
	Среднее	1	3	3	0	0	1	1	1	2	1	0	1	4
	Среднеквадратичное откл	4	10	10	1	1	4	3	2	6	3	1	2	14
	Сумма числа объектов об	23	56	51	7	8	24	21	12	35	19	8	11	81

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ALLEGIANC. ARRYN	2. ALLEGIANC. BARATHEON	3. ALLEGIANC. GREYJOY	4. ALLEGIANC. HOUSE ARRYN	5. ALLEGIANC. HOUSE BARATHEON	6. ALLEGIANC. HOUSE GREYJOY	7. ALLEGIANC. HOUSE LANNISTER	8. ALLEGIANC. HOUSE MARTELL	9. ALLEGIANC. HOUSE STARK	10. ALLEGIANC. HOUSE TARGARYEN	11. ALLEGIANC. HOUSE TULLY	12. ALLEGIANC. HOUSE TYRELL	13. ALLEGIANC. LANNISTER	14. AL
154	BOOK INTRO CHAPTER-75.0														
155	BOOK INTRO CHAPTER-78.0														
156	BOOK INTRO CHAPTER-79.0														
157	BOOK INTRO CHAPTER-80.0														
158	BOOK INTRO CHAPTER-n/a														
159	GENDER-ж	-0.155	-0.229	-0.400	0.435		-0.658	-0.256	0.571	0.027	0.194		0.341	-0.084	0.297
160	GENDER-м	0.001	0.036	0.033	-0.194	0.128	0.102	0.073	-0.363	0.026	-0.073	0.128	-0.155	0.000	0.000
161	NOBILITY-да	0.228	0.229	0.123	-0.254	0.177	-0.364	-0.072	-0.085	-0.465	-0.298	-0.073	0.047	0.193	0.193
162	NOBILITY-нет	-0.458	-0.368	-0.192	0.132	-0.133	0.226	0.105	0.018	0.243	0.144	0.116	-0.102	-0.319	-0.319
163	GOT-да	0.294	-0.381		0.546	-0.006	-0.085	0.348		0.534	0.253	0.192		0.120	0.120
164	GOT-нет	-0.227	0.090	0.136	-0.807	0.051	0.166	-0.177	0.128	-0.538	-0.174	-0.037	0.129	-0.074	-0.074
165	COK-да		0.411	-0.306		0.206	0.398	0.222		0.285	0.069	0.479	-0.153	0.269	0.269
166	COK-нет	0.191	-0.628	0.087	0.200	-0.089	-0.432	-0.119	0.185	-0.208	-0.070	-0.765	0.031	-0.285	0.031
167	SOS-да	-0.457	-0.038		-0.008	-0.221	-0.163	-0.821	-0.613	0.089	0.226	0.294	0.294	0.036	0.036
168	SOS-нет	0.154	0.026	0.250	-0.016	0.165	0.301	0.135	0.199	0.236	-0.111	-0.173	-0.589	-0.053	-0.053
169	FFC-да	0.435	-0.654	0.484	0.348		0.064	0.128	0.564			-0.006	0.561	0.300	0.300
170	FFC-нет	-0.447	0.119	-0.570	-0.271	0.192	0.018	-0.013	-1.084	0.182	0.139	0.051	-1.041	-0.214	-0.214
171	DWD-да		0.002	-0.310		-0.365	-0.032	-0.306	0.388	-0.559	0.543		-0.245	-0.374	-0.374
172	DWD-нет	0.141	-0.001	0.061	0.151	0.135	0.054	0.118	-0.400	0.146	-0.951	0.200	0.039	0.079	0.079
	Сумма	-0.088	-0.910	-0.417	0.389	-0.253	-1.442	-0.360	-0.447	-1.025	0.545	-0.154	-0.598	0.011	0.011
	Среднее	-0.001	-0.005	-0.002	0.002	-0.001	-0.008	-0.002	-0.003	-0.006	0.003	-0.001	-0.003	0.000	0.000
	Среднеквадратичное откл	0.081	0.098	0.079	0.094	0.054	0.107	0.057	0.134	0.103	0.107	0.081	0.111	0.064	0.064

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. ALLEGIANC... ARRYN	2. ALLEGIANC... BARATHEON	3. ALLEGIANC... GREYJOY	4. ALLEGIANC... HOUSE ARRYN	5. ALLEGIANC... HOUSE BARATHEON	6. ALLEGIANC... HOUSE GREYJOY	7. ALLEGIANC... HOUSE LANNISTER	8. ALLEGIANC... HOUSE MARTELL	9. ALLEGIANC... HOUSE STARK	10. ALLEGIANC... HOUSE TARGARYEN	11. ALLEGIANC... HOUSE TULLY	12. ALLEGIANC... HOUSE TYRELL	13. ALLEGIANC... HOUSE LANNISTER	14. ALLEGIANC... HOUSE LANNISTER
154	BOOK INTRO CHAPTER-75.0														
155	BOOK INTRO CHAPTER-78.0														
156	BOOK INTRO CHAPTER-79.0														
157	BOOK INTRO CHAPTER-80.0														
158	BOOK INTRO CHAPTER-n/a	-0.315	1.267	-0.694	-0.094	-0.097	-0.295	-0.259	-0.166	-0.434	0.743	-0.097	-0.152	0.911	
159	GENDER-ж	-1.120	-3.593	-5.081	1.770	-1.271	-2.854	-1.382	4.827	0.322	1.638	-1.271	2.012	-2.247	
160	GENDER-м	0.055	3.561	3.041	-1.954	1.848	4.345	2.627	-5.518	1.513	-2.274	1.848	-2.625	0.035	
161	NOBILITY-да	6.715	15.725	7.129	-1.369	1.519	-5.555	-1.264	-0.951	-9.552	-4.207	-0.481	0.554	18.981	
162	NOBILITY-нет	-7.781	-15.758	-9.168	1.185	-0.942	7.046	2.508	0.260	11.387	3.572	1.058	-1.168	-21.192	
163	GOT-да	5.439	-8.276	-14.460	4.042	-0.024	-5.137	5.614	-3.460	17.958	3.647	0.976	-3.166	6.314	
164	GOT-нет	-6.505	8.243	12.420	-4.225	0.601	6.628	-4.369	2.769	-16.123	-4.282	-0.399	2.553	-8.526	
165	СОК-да	-8.503	26.202	-8.740	-2.538	1.377	10.047	4.020	-4.484	9.282	1.062	4.377	-1.103	21.599	
166	СОК-нет	7.438	-26.235	6.701	2.354	-0.800	-8.556	-2.775	3.793	-7.447	-1.698	-3.800	0.490	-23.811	
167	SOS-да	-6.209	-1.770	-22.500	-0.047	-1.149	-9.549	-2.380	-4.384	-10.069	1.670	1.851	4.073	2.701	
168	SOS-нет	5.143	1.737	20.460	-0.136	1.726	11.040	3.625	3.693	11.904	-2.306	-1.274	-4.687	-4.912	
169	FFC-да	9.439	-11.276	24.540	2.042	-2.024	0.863	1.614	7.540	-9.042	-5.353	-0.024	6.834	19.314	
170	FFC-нет	-10.505	11.243	-26.580	-2.225	2.601	0.628	-0.369	-8.231	10.877	4.718	0.601	-7.447	-21.526	
171	DWD-да	-6.850	0.052	-7.095	-2.045	-1.113	-0.407	-2.623	4.388	-6.439	11.411	-2.113	-1.306	-12.684	
172	DWD-нет	5.784	-0.085	5.057	1.861	1.690	1.898	3.868	-5.079	8.275	-12.047	2.690	0.692	10.473	
	Среднее														
	Среднеквадратичное откл	1.996	3.664	4.242	0.660	0.472	1.906	1.003	1.376	3.037	1.559	0.621	1.036	4.330	

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	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Средняя модальность истинно-положительных решений (ST _{TP})	Средняя модальность истинно-отрицательных решений (ST _{TN})
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс..."	Корреляция абс частот с абс частот по признаку...	1834	1834	4	22004		0.077	1.000	0.143	1499.738	0.132
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс..."	Средняя абс частот по признаку...	1834	1834	2	22006		0.077	1.000	0.143	737.070	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл отн частот с о...	1834	1834	4	22004		0.077	1.000	0.143	1499.737	0.132
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Средняя усл отн частот по признаку...	1834	1834	2	22006		0.077	1.000	0.143	1256.692	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл отн частот с о...	1834	1834	4	22004		0.077	1.000	0.143	1499.741	0.132
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Средняя усл отн частот по признаку...	1834	1834	2	22006		0.077	1.000	0.143	1314.698	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	1834	1423	14537	7471	411	0.160	0.776	0.265	319.946	3798.621
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Средняя знаний	1834	1337	14567	7441	497	0.152	0.729	0.252	152.566	2426.321
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Семантический резонанс зна...	1834	1536	14626	7382	298	0.172	0.838	0.286	520.820	4354.334
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу: в...	Средняя знаний	1834	1518	14840	7168	316	0.175	0.828	0.289	148.005	2513.531
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	1834	1675	12843	9165	159	0.155	0.913	0.264	679.491	3818.260
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Средняя знаний	1834	1675	12843	9165	159	0.155	0.913	0.264	441.961	940.194
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	1834	1546	10329	11679	288	0.117	0.843	0.205	571.947	1952.453
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Средняя знаний	1834	1548	9820	12188	286	0.113	0.844	0.199	298.868	1032.407
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	1834	1627	11397	10611	207	0.133	0.887	0.231	656.012	2124.906
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Средняя знаний	1834	1618	11129	10879	216	0.129	0.882	0.226	262.642	1099.894
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	1834	1672	10388	11620	162	0.126	0.912	0.221	550.657	2225.150
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; вер...	Средняя знаний	1834	1675	10233	11775	159	0.125	0.913	0.219	298.295	1251.894
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	1834	1631	11860	10148	203	0.138	0.889	0.240	701.912	2785.032
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; ве...	Средняя знаний	1834	1631	11738	10270	203	0.137	0.889	0.237	371.782	1857.038

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%.

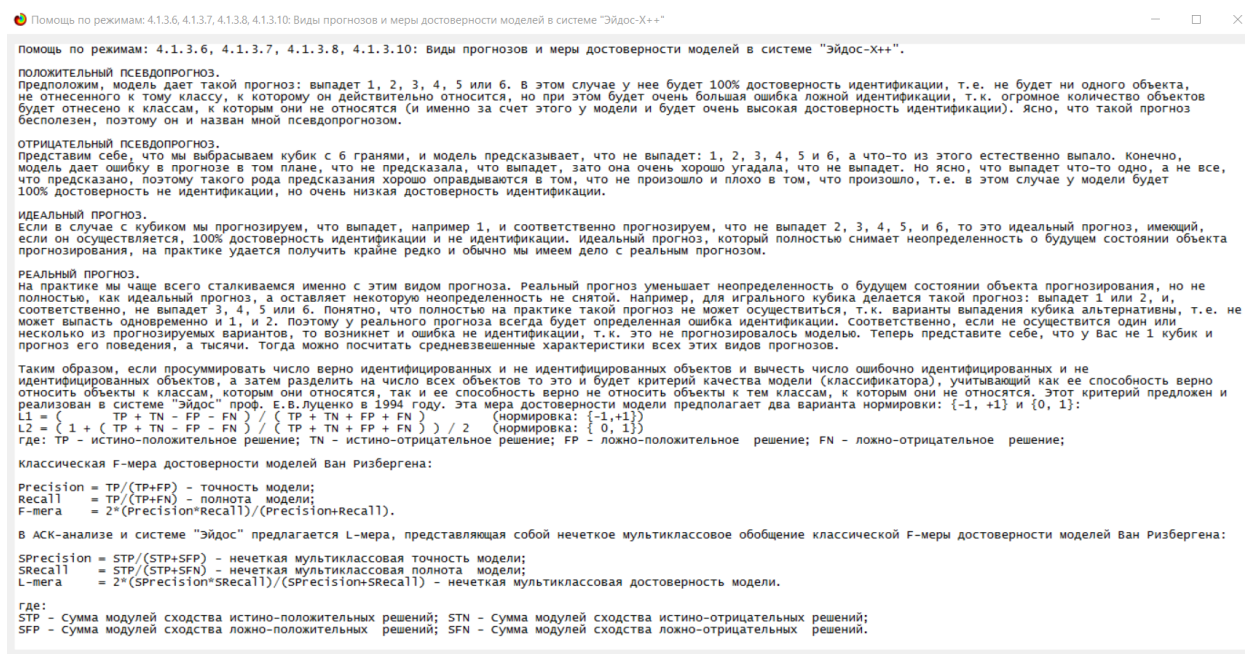


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

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.

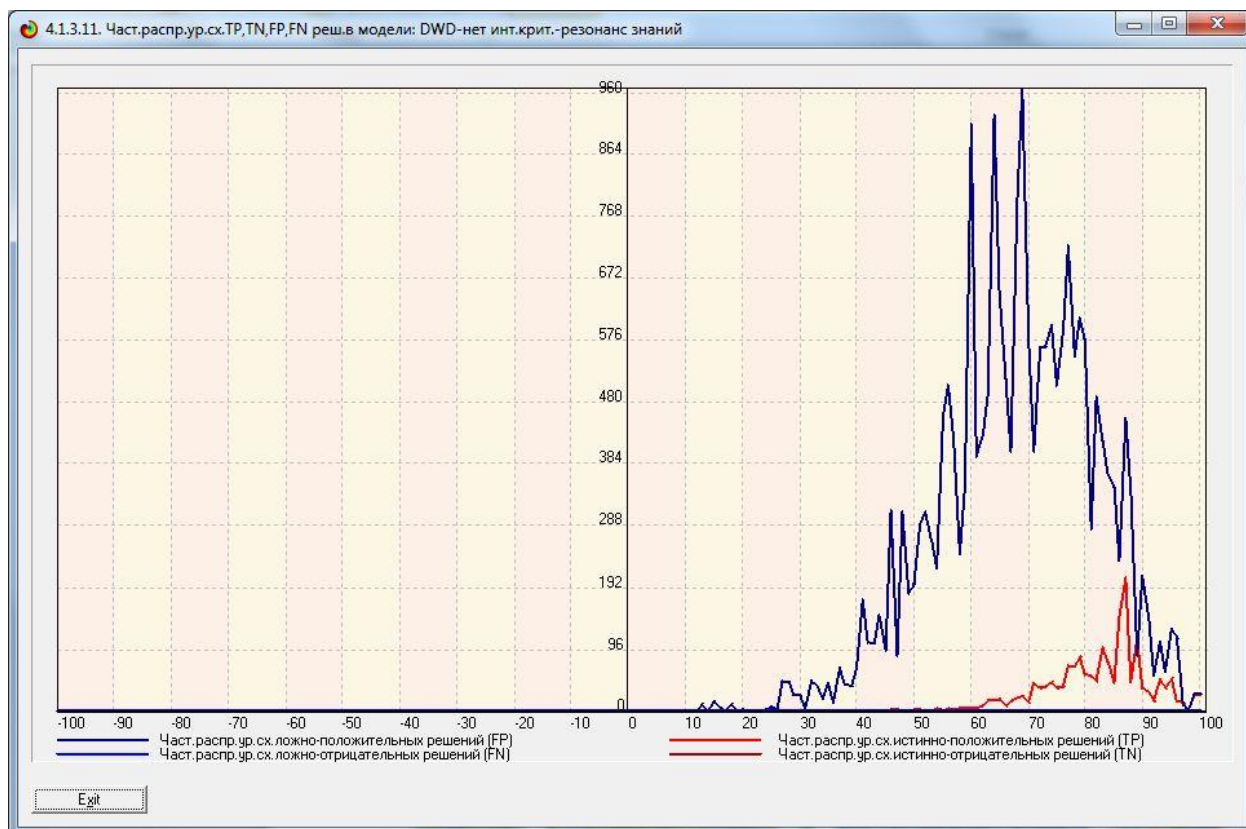


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF3

Из рисунка 11 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF3 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.

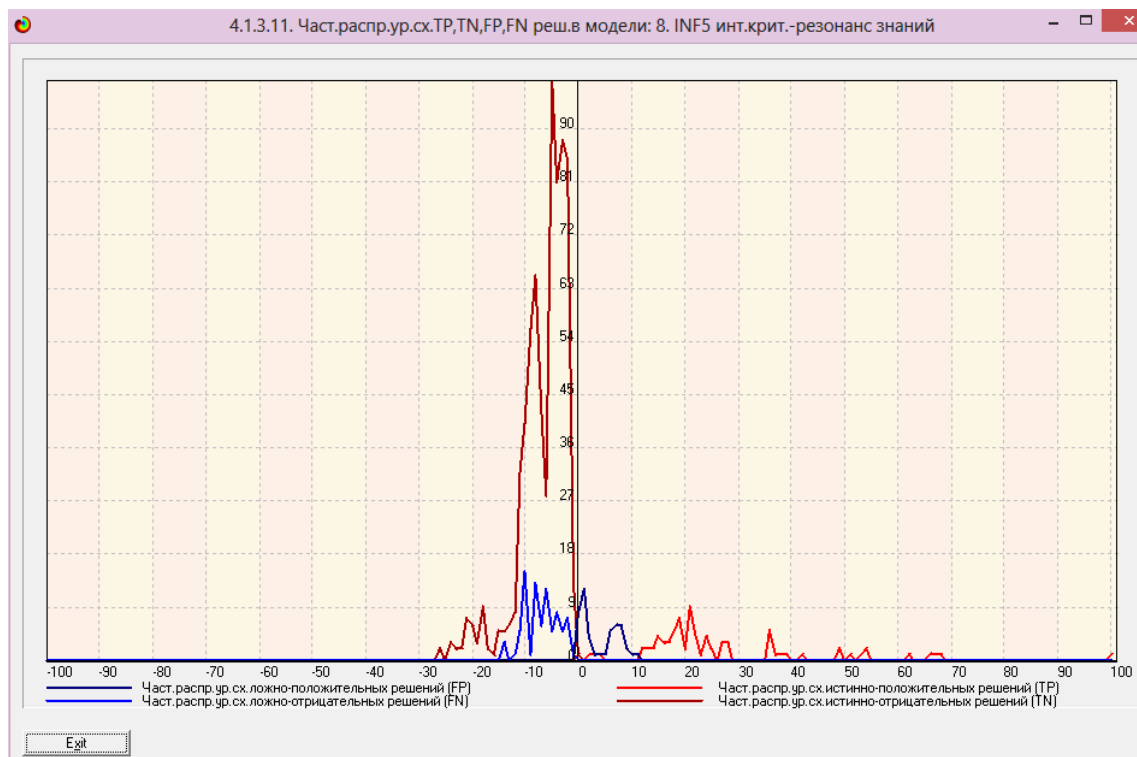


Рисунок 13. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF4

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.

4.1.3.6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разн. критериях. 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 модулей уровней схожести истинно-положительных решений (ST...)	Сумма модулей уровней схожести истинно-отрицательных решений (ST...)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс..."	Корреляция абс. частот с абс. частотами	1834	1834	4	22004		0.077	1.000	0.143	1499.738	0.132
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс..."	Сумма абс. частот по признакам	1834	1834	2	22006		0.077	1.000	0.143	737.070	
2. PRC1 - частный критерий: условная вероятность того признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с абс. частотами	1834	1834	4	22004		0.077	1.000	0.143	1499.737	0.132
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Сумма усл.отн. частот по признакам	1834	1834	2	22006		0.077	1.000	0.143	1256.692	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность того признака...	Корреляция усл.отн. частот с усл. частотами	1834	1834	4	22004		0.077	1.000	0.143	1499.741	0.132
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность того признака...	Сумма усл.отн. частот по признакам	1834	1834	2	22006		0.077	1.000	0.143	1314.698	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Семантический резонанс знаний	1834	1423	14537	7471	411	0.160	0.776	0.265	319.946	3798.621
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Сумма знаний	1834	1337	14567	7441	497	0.152	0.729	0.252	152.566	2426.321
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Семантический резонанс знаний	1834	1536	14626	7382	298	0.172	0.838	0.286	520.820	4354.334
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Харкевичу; в...	Сумма знаний	1834	1518	14840	7168	316	0.175	0.828	0.289	148.005	2513.531
6. INF3 - частный критерий: "Квадрат разности между фактич...	Семантический резонанс знаний	1834	1675	12843	9165	159	0.155	0.913	0.264	679.491	3818.260
6. INF3 - частный критерий: "Квадрат разности между фактич...	Сумма знаний	1834	1675	12843	9165	159	0.155	0.913	0.264	441.961	940.194
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс знаний	1834	1546	10329	11679	288	0.117	0.843	0.205	571.947	1952.453
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	1834	1548	9820	12188	286	0.113	0.844	0.199	298.868	1032.407
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс знаний	1834	1627	11397	10611	207	0.133	0.887	0.231	656.012	2124.906
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	1834	1618	11129	10879	216	0.129	0.882	0.236	262.642	1099.894
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс знаний	1834	1672	10388	11620	162	0.126	0.912	0.221	550.657	2225.150
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	1834	1675	10233	11775	159	0.125	0.913	0.219	298.295	1251.894
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс знаний	1834	1631	11860	10148	203	0.138	0.889	0.240	701.912	2785.032
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	1834	1631	11738	10270	203	0.137	0.889	0.237	371.782	1857.038

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 INF3, 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 В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF3 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1 (рисунок 16).

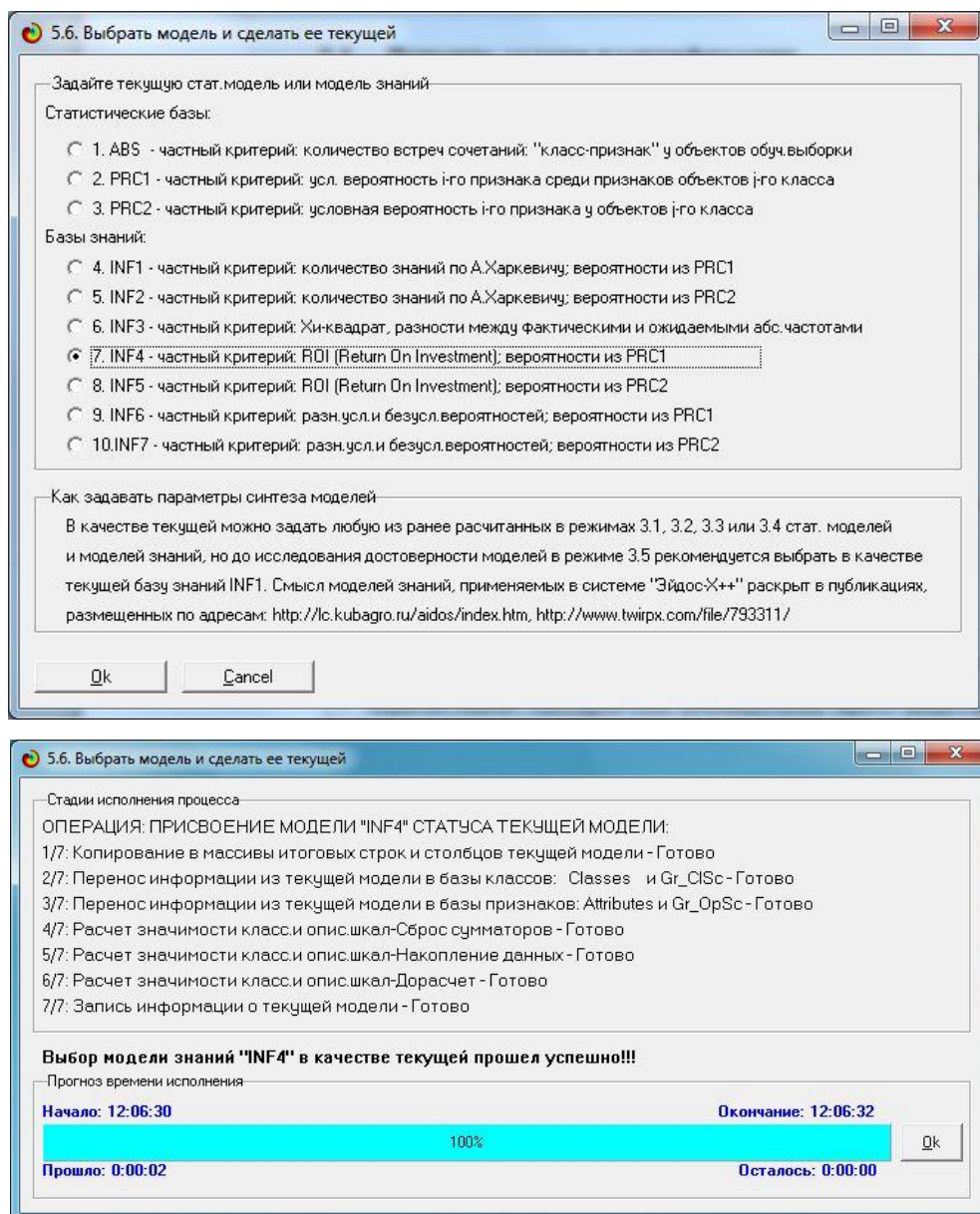


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

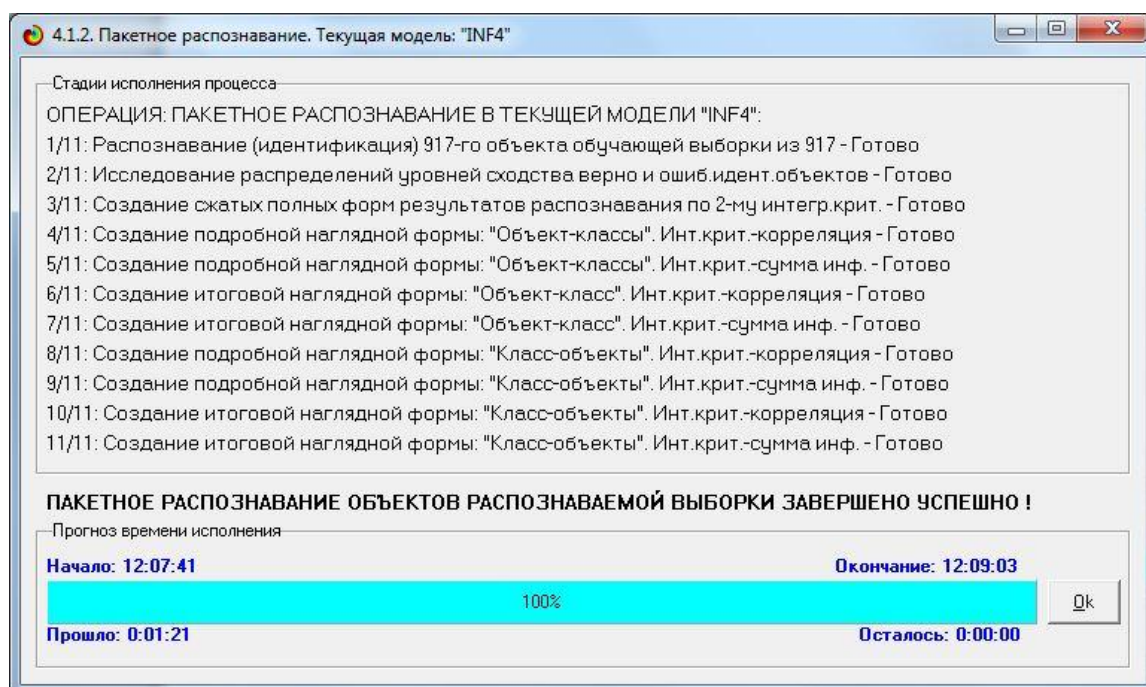


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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 прогнозов по оплате услуг в зависимости от жилищных условий, района жилья и состава семьи в наиболее достоверной модели INF5 на основе наблюдения предыстории платежей:

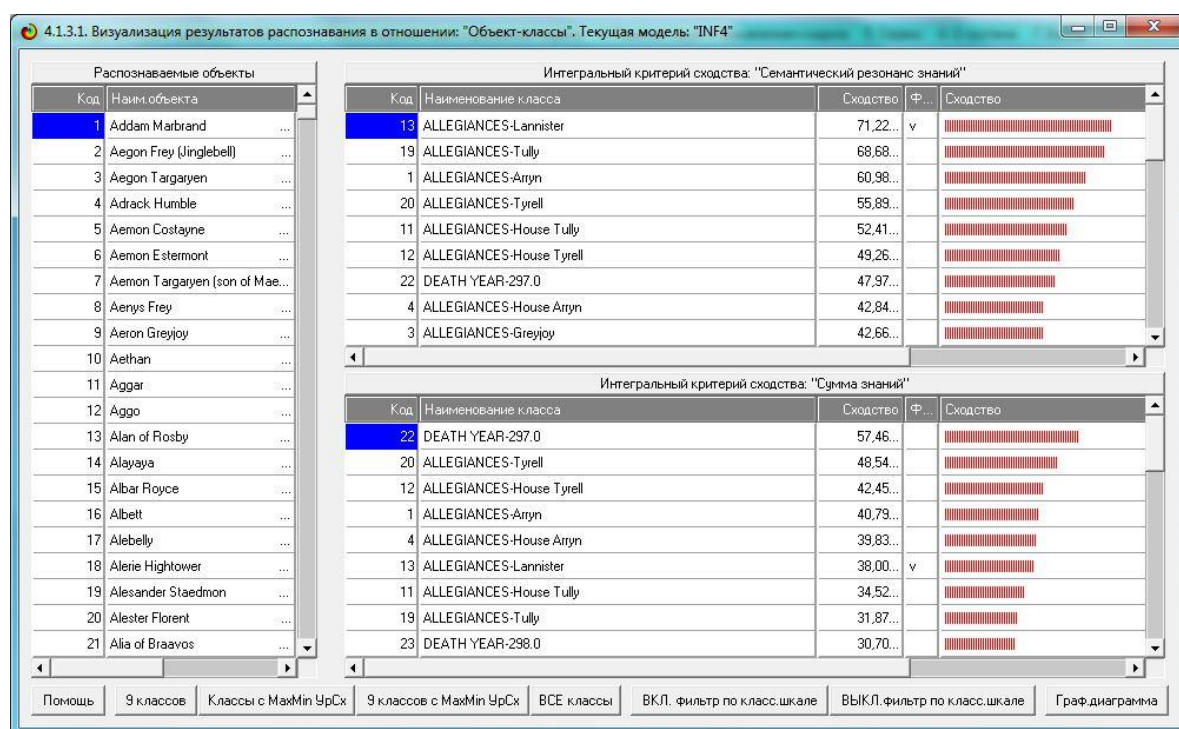


Рисунок 17. Пример идентификации в модели INF5

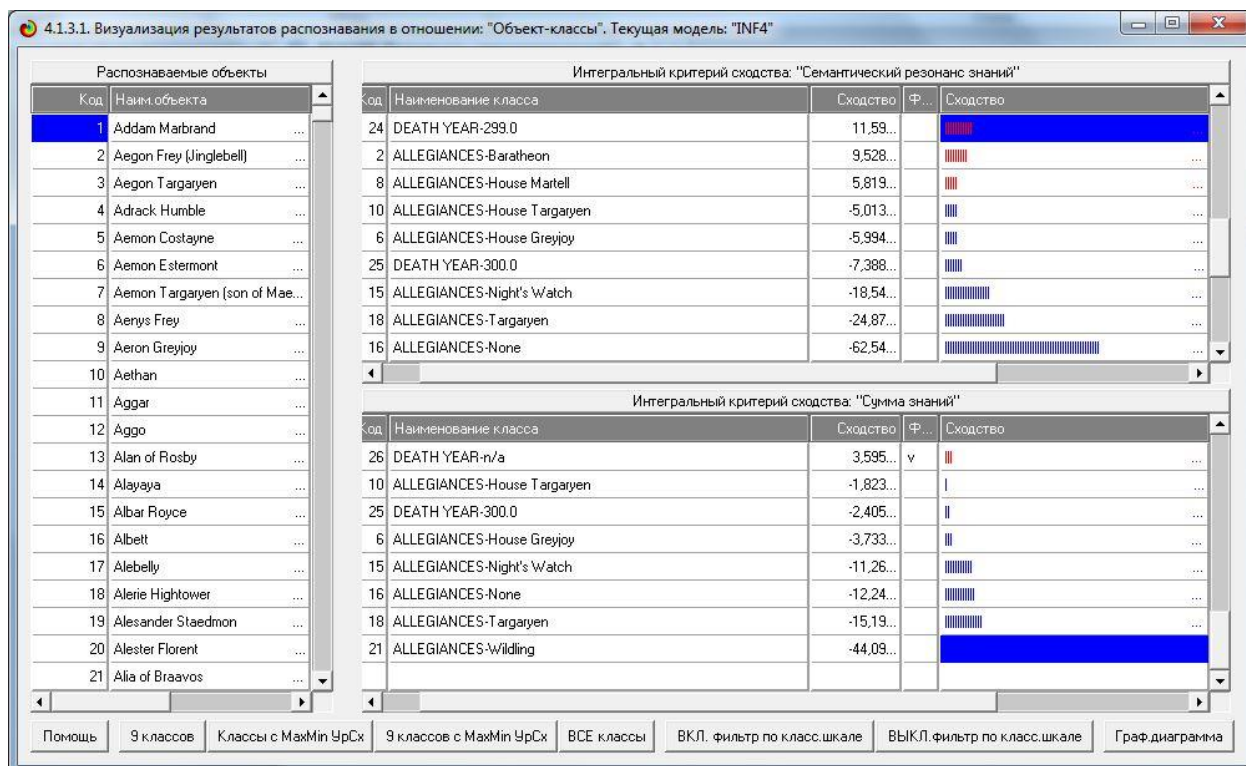


Рисунок 18. Пример идентификации в модели INF5

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.

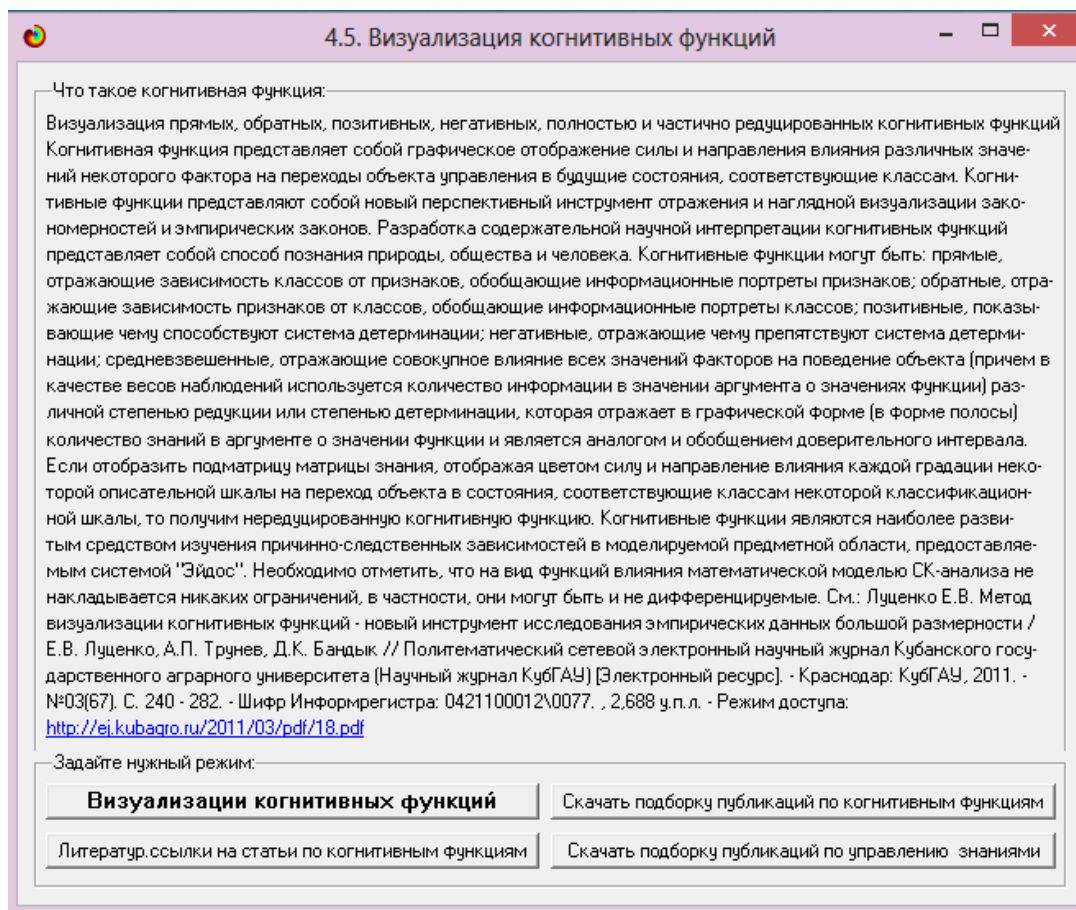
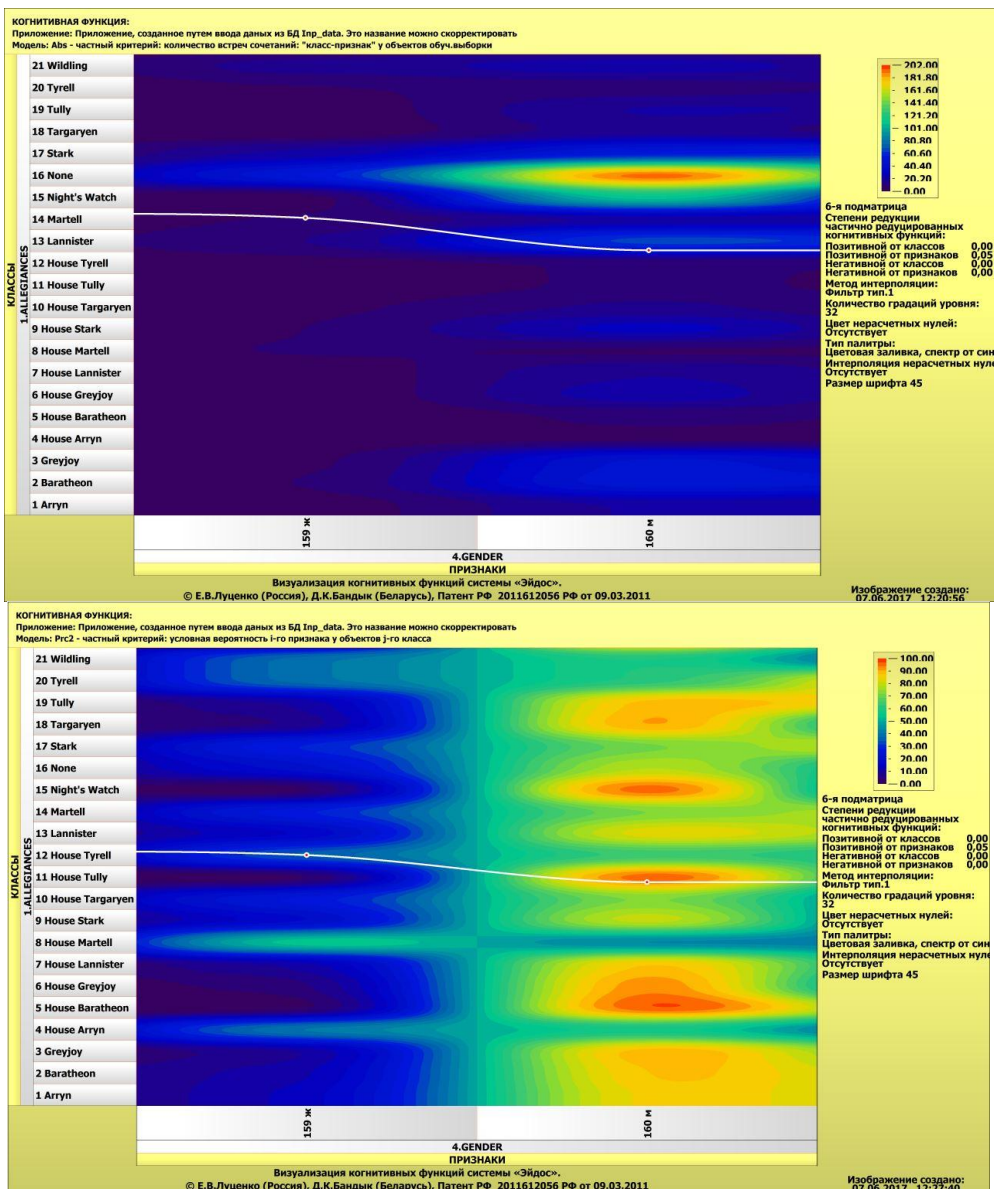


Рисунок 19. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-X++»
«Визуализация когнитивных функций»



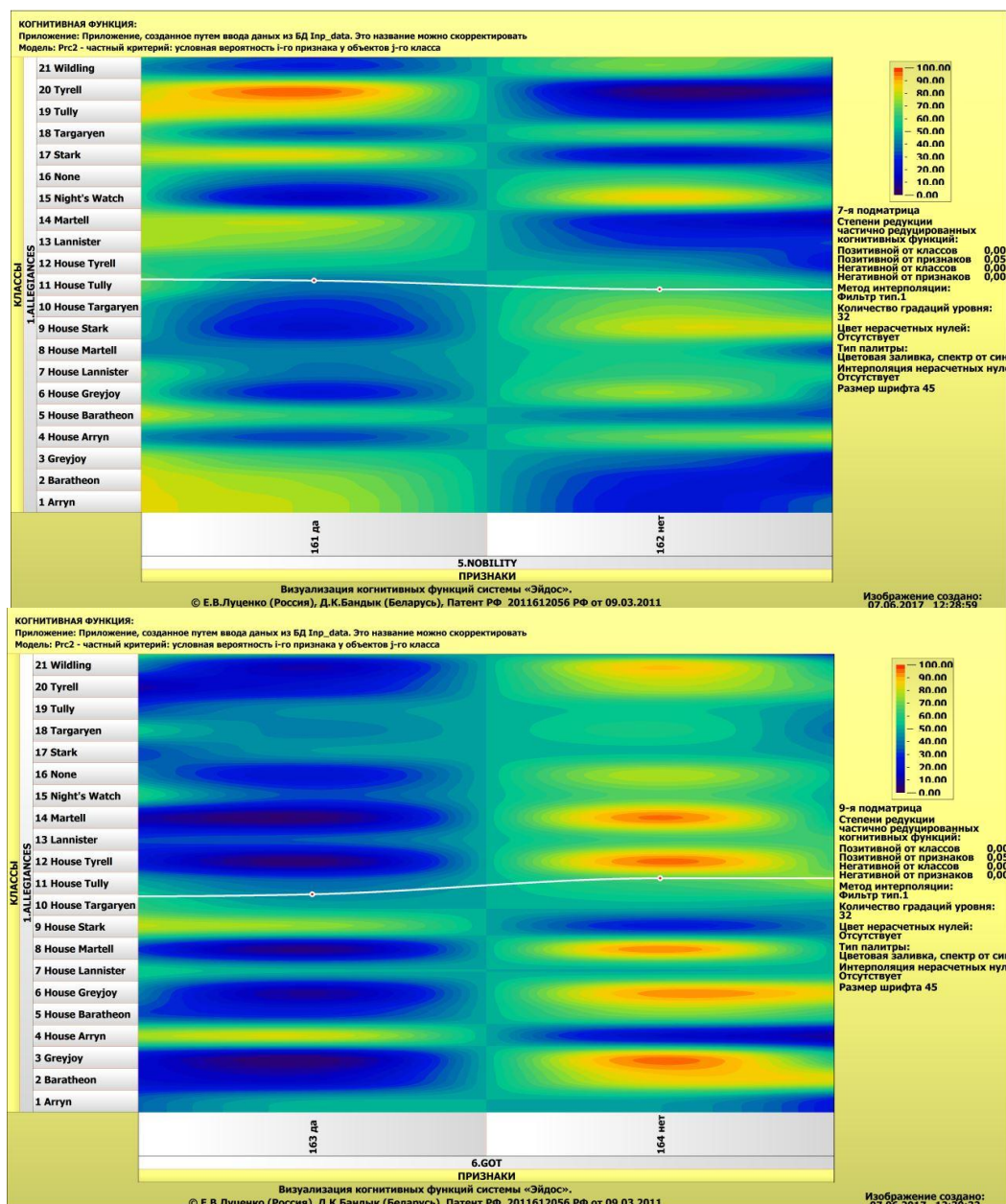


Рисунок 20. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал для модели INF5

На основе полученных данных сделаем следующие прогнозы по сериалу «Игра престолов» на основе участия «домов» в частях сериала:

- 1). Самым образованным является «дом» Tyrell;
- 2). Большинство персонажей – мужчины.
- 3). В первой книге наибольшее присутствие показали «дома»: Stark и Arryn;

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).

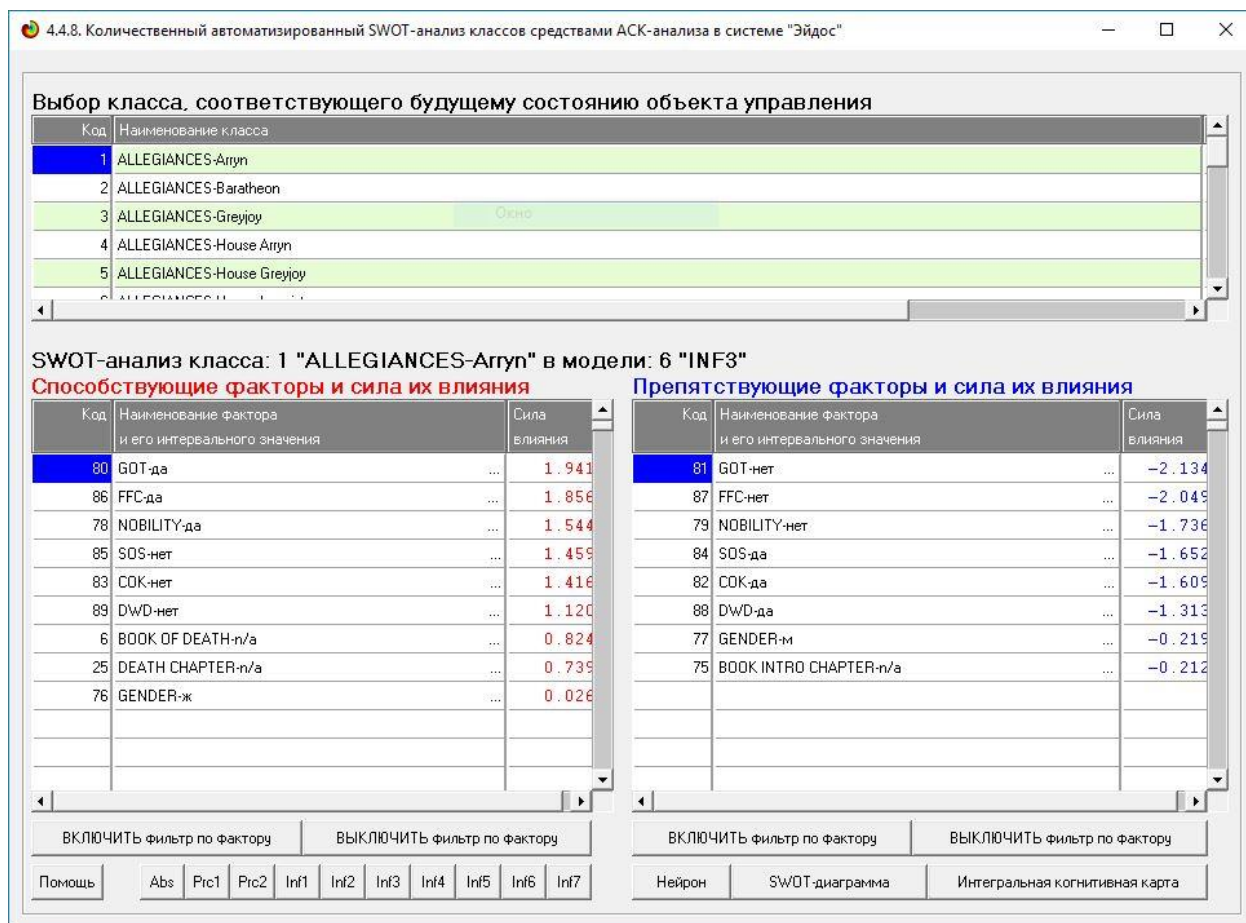


Рисунок 21. Пример SWOT-матрицы в модели INF4

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

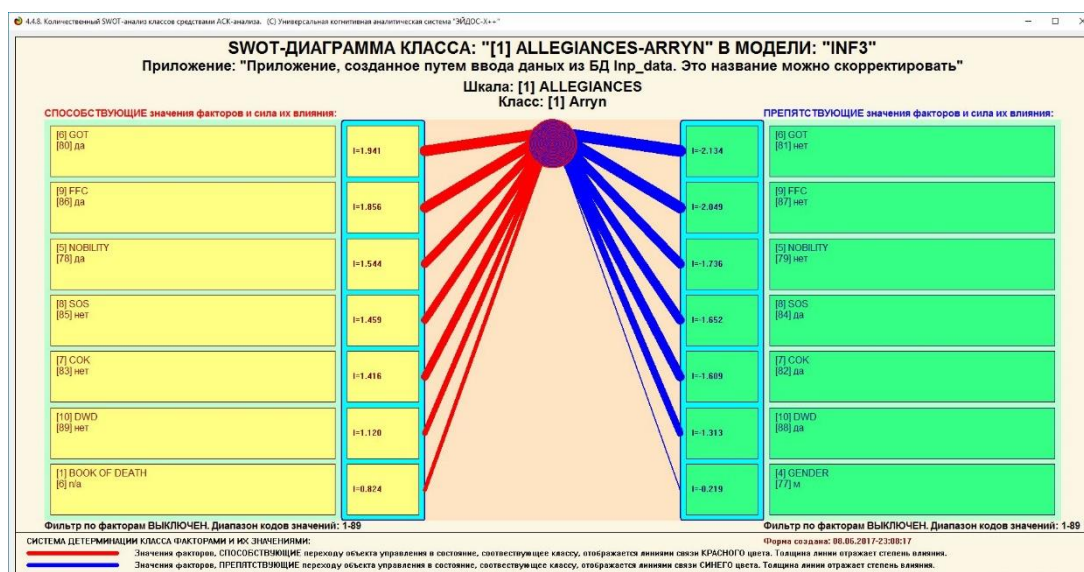


Рисунок 22. Пример SWOT-матрицы в модели INF5

2.4. Нелокальные нейроны и нейронная сеть

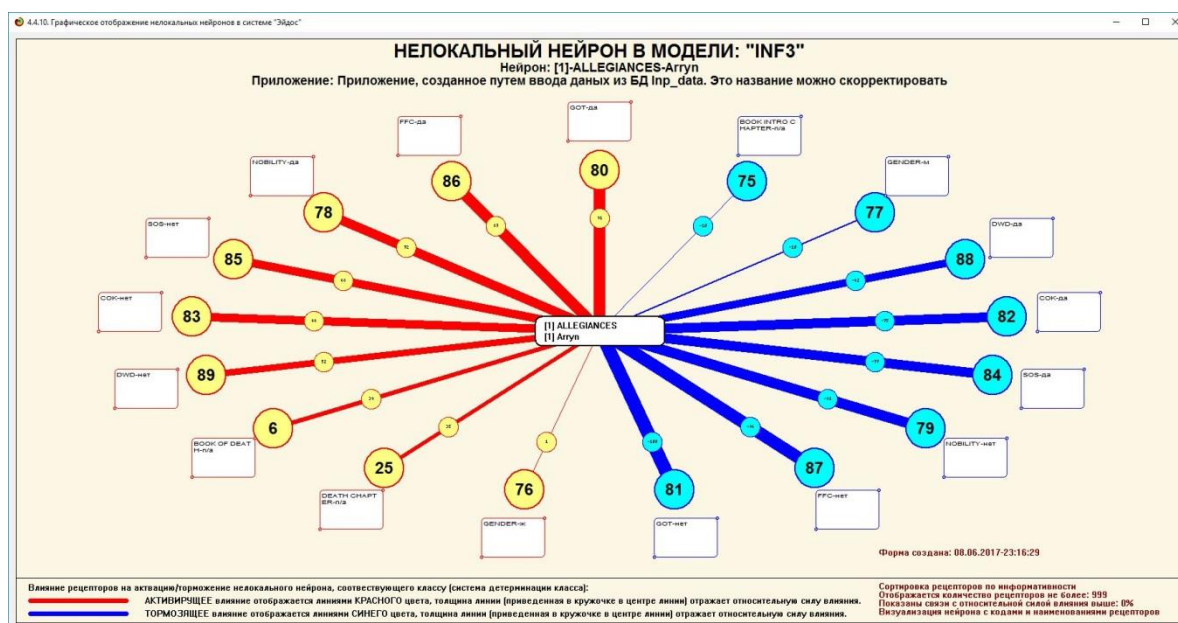


Рисунок 23. Пример графического отображения нелокальных нейронов

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].

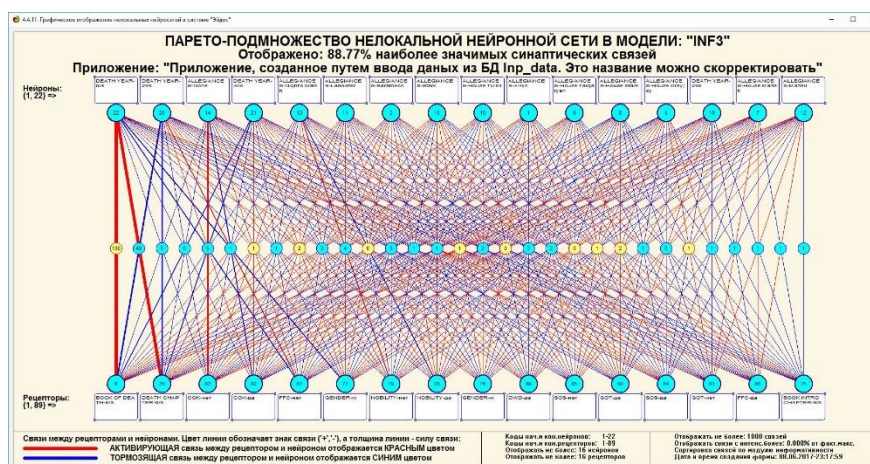


Рисунок 24. Пример графического отображения парето-подмножества
нелокальной нейронной сети

На рисунке 24 в графическом отображения парето-подмножества нелокальной нейронной сети в модели INF3 у классов слева сильнее связи между значениями факторов и результатом [9].

Из рисунка 26 видно, что, например, 6 и 9 (переплата и оплата) признаки имеют сходство.

2.5. Кластерный и конструктивный анализ классов

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конструкт класса: 1 "ALLEGIANCES-Arryn" в модели: 4 "INF1"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	ALLEGIANCES-Arryn	1	1	ALLEGIANCES-Arryn	100.000
2	ALLEGIANCES-Baratheon	2	17	ALLEGIANCES-Tyrell	45.659
3	ALLEGIANCES-Greyjoy	3	19	DEATH YEAR-298	37.188
4	ALLEGIANCES-House Arryn	4	3	ALLEGIANCES-Greyjoy	35.309
5	ALLEGIANCES-House Greyjoy	5	4	ALLEGIANCES-House Arryn	31.634
6	ALLEGIANCES-House Lannister	6	21	DEATH YEAR-300	29.356
7	ALLEGIANCES-House Martell	7	11	ALLEGIANCES-Lannister	29.042
8	ALLEGIANCES-House Stark	8	10	ALLEGIANCES-House Tyrell	27.946
9	ALLEGIANCES-House Targaryen	9	7	ALLEGIANCES-House Martell	27.870
10	ALLEGIANCES-House Tyrell	10	16	ALLEGIANCES-Targaryen	25.483
11	ALLEGIANCES-Lannister	11	12	ALLEGIANCES-Martell	25.356
12	ALLEGIANCES-Martell	12	5	ALLEGIANCES-House Greyjoy	9.115
13	ALLEGIANCES-Night's Watch	13	22	DEATH YEAR-n/a	3.017
14	ALLEGIANCES-None	14	8	ALLEGIANCES-House Stark	-5.206
15	ALLEGIANCES-Stark	15	15	ALLEGIANCES-Stark	-5.340
16	ALLEGIANCES-Targaryen	16	18	ALLEGIANCES-Wildling	-8.711
17	ALLEGIANCES-Tyrell	17	6	ALLEGIANCES-House Lannister	-9.808
18	ALLEGIANCES-Wildling	18	9	ALLEGIANCES-House Targaryen	-16.644
19	DEATH YEAR-298	19	13	ALLEGIANCES-Night's Watch	-19.956
20	DEATH YEAR-299	20	2	ALLEGIANCES-Baratheon	-21.779
21	DEATH YEAR-300	21	14	ALLEGIANCES-None	-22.935
22	DEATH YEAR-n/a	22	20	DEATH YEAR-299	-36.962

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

Рисунок 25. Результаты кластерного и конструктивного анализа классов

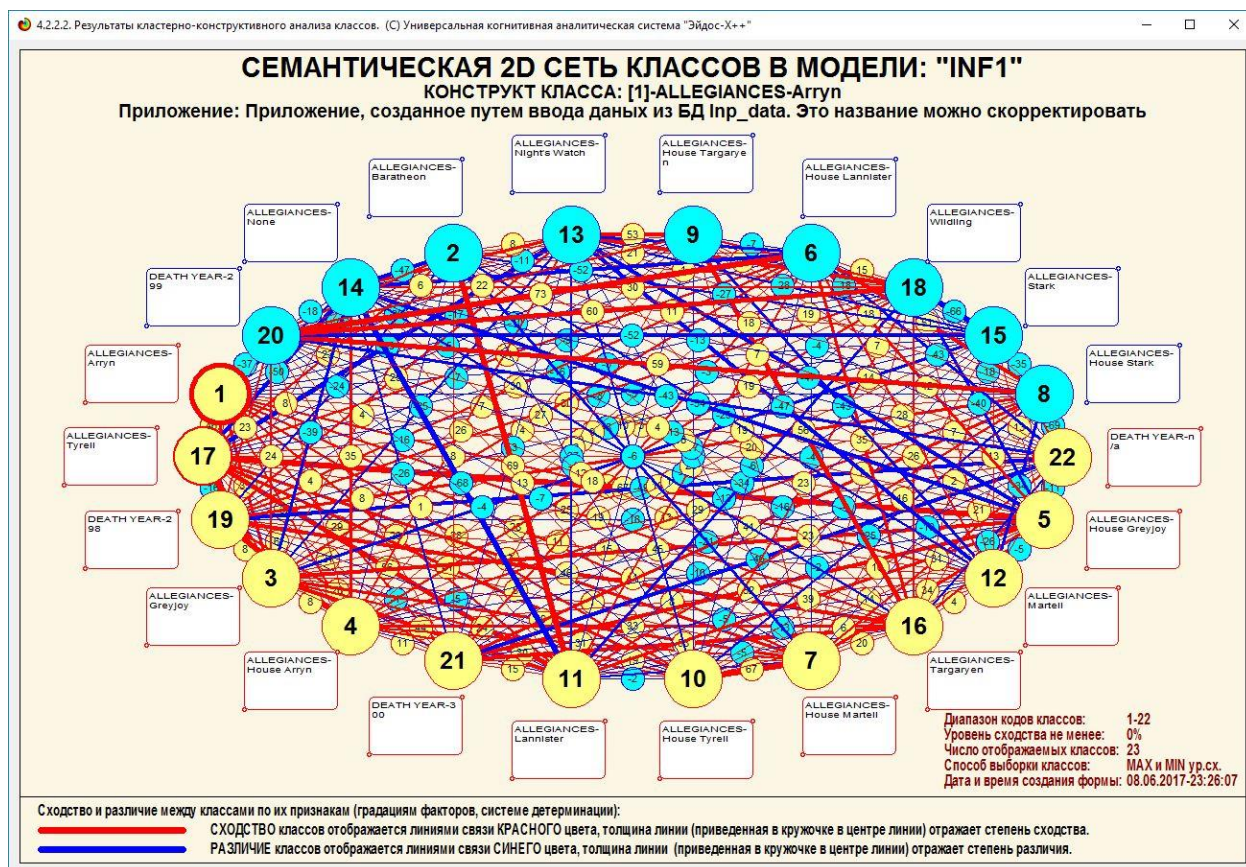


Рисунок 26. Графические результаты кластерного и конструктивного анализа классов

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 прогноза дисциплины оплаты услуг по благоустройству в зависимости от жилищных условий, района жилья и состава семьи с помощью программного инструментария системы искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении

оказались модели INF5, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,911, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. 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 дисциплине оплаты услуг. 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.