

Министерство сельского хозяйства российской федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**  
**им. И.Т. Трубилина**

Факультет прикладной информатики  
Кафедра компьютерных технологий и систем

## **Лабораторная работа**

по дисциплине: Интеллектуальные информационные системы

на тему:

**АСК-анализ кассовых сборов фильмов**

выполнил студент группы: ИТ1501  
Левченко Б. И.

Руководитель работы:  
профессор Луценко Е.В.

Краснодар 2018

<b>ВВЕДЕНИЕ</b> .....	3
<b>1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ</b> .....	4
<b>1.1. Описание решения</b> .....	4
<b>1.2. Ввод исходных данных в файл формата MS Excel</b> .....	4
<b>1.3. Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему "Эйдос"</b> .....	7
<b>1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей</b> .....	12
<b>1.5. Виды моделей системы «Эйдос»</b> .....	14
<b>1.6. Результаты верификации моделей</b> .....	16
<b>2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ</b> .....	20
<b>2.1. Решение задачи идентификации</b> .....	20
<b>2.2. Когнитивные функции</b> .....	24
<b>2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы</b> .....	29
<b>2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков</b> .....	33
<b>2.5. Нелокальные нейроны и нейронные сети</b> .....	35
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ</b> .....	39

## **ВВЕДЕНИЕ**

Интеллектуальная система — это техническая или программная система, способная решать задачи, традиционно считающиеся творческими, принадлежащие конкретной предметной области, знания о которой хранятся в памяти такой системы. Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем.

В данной работе рассмотрено решение задачи анализа кассовых сборов фильмов.

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

# **1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ**

## **1.1. Описание решения**

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

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

## **1.2. Ввод исходных данных в файл формата MS Excel**

Кассовые сборы – это термин, обозначающий выручку от продажи билетов, применяемый в кинопрокате и театре.

Отслеживание кассовых сборов имеет ключевое значение для современного коммерческого кинематографа, отображая экономическую успешность той или иной киноленты. Наиболее часто отслеживаются кассовые сборы за первые выходные дни показа фильма. Уровень дохода от фильма за первые выходные позволяет судить о том, насколько фильм успешен, и планировать продолжительность дальнейшего проката. Также ведётся отслеживание общих сборов за время всего показа, сборов в Европе и в отдельных странах, в частности в США. Детализированная информация о сборах публикуется, например, на сайте «Бокс-офис моджо».

Помимо профессиональной и технической составляющих, качества сценария, огромное значение для последующих сборов имеют такие факторы как бюджет самого фильма и рекламы фильма в мире, имена режиссера, участвующих звезд и самой киностудии и другие факторы,

прямо или косвенно способствующие привлечению зрителей в кинотеатры.

Несмотря на то, что при производстве все это может быть сделано безупречно, огромное влияние на потенциальные сборы имеет множество сторонних факторов, например, политическое устройство страны, которая может запретить прокат по идеологическим причинам; имеет также значение возрастное ограничение фильма; огромное значение имеют религиозные нормы общества (особенно в странах, где они имеют силу закона), а также другие причины. Интересным нюансом при учете сборов на детские фильмы является тот фактор, что родители, сопровождающие самых маленьких зрителей, помимо детского билета вынуждены покупать билет и на себя, не из-за интереса к самому фильму, а исключительно из-за возраста ребенка, а дети чуть постарше могут сходить еще один или даже несколько раз просто "за компанию", потому что класс решил сходить и пр.

Боевик или экшн-фильм – очень распространенный жанр кинематографа, в котором большое внимание уделяется насилию, а именно дракам, перестрелкам, погоням, спецэффектам. Сюжет боевика весьма прост: как правило, главный положительный герой борется со злом и, в итоге, ликвидирует отрицательных персонажей.

Детектив – фильмы данного жанра предполагают наличие загадочного происшествия (обычно преступления) и последующую его разгадку (расследование).

Документальный - фильм, в основе которого лежат съёмки подлинных событий, лиц, культурных явлений, научных фактов и гипотез. Такие фильмы могут быть обучающими, исследовательскими, пропагандистскими, публицистическими и т.д. В Советское время чаще других использовались киножурналы, транслируемые перед киносеансами.

Драма – жанр кино, своеобразно изображающий, чаще всего, частную жизнь человека и его социальные конфликты. Особое внимание уделяется общечеловеческим противоречиям, реализующимся в поведении и поступках определенных героев.

Комедия – основной жанр киноискусства наравне с ужасами, фантастикой и драмой. Главная задача комедии - улучшить настроение, развеселить и рассмешить зрителя. Комедии бывают разных видов: романтические, криминальные, музыкальные, пародии, трагикомедии и пр.

Мелодрама – в фильмах такого жанра в большом количестве присутствуют эмоциональные и любовные переживания героев, вызывающие широкий диапазон чувств у зрителей. Принято считать, что аудиторию фильмов-мелодрам составляют в основном женщины.

Приключения – развлекательный жанр кино, где главный герой, проявляя свой ум, находчивость и смелость, выпутывается из сложных ситуаций, и увлеченно следует к своей цели, несмотря на невзгоды.

Триллер – фильмы данного жанра нацелены пробудить в зрителе чувство тревоги, волнения и страха. Элементы триллера встречаются во многих других жанрах кино. Например: в ужастиках, приключенческих и детективных фильмах, боевиках и даже комедиях.

Ужасы – фильмы, в которых целью является внушение зрителю чувства страха, мучительного ожидания чего-то кошмарного. Напряженная атмосфера и внезапный испуг – основные приемы жанра. В качестве главных антигероев могут выступать различные чудовища/монстры, стихия, потусторонняя сила, да и сам человек с различными девиантными отклонениями.

Фантастика – жанр кинематографа, показывающий физические, материальные, но до сих пор не обнаруженные явления. Место действия в фантастике - это, как правило, альтернативные/параллельные миры, другие

планеты и Галактики. В подобных фильмах колоссальное внимание уделяют спецэффектам, для создания подходящего колорита и антуража.

Страна	Жанр	Название фильма	Режиссер	Год	Бюджет (млн \$)	Сборы (млн \$)
США	Фантастика	StarTrek	Дж. Дж. Абрамс	2009	150	385,7
США	Фантастика	Interstellar	Кристофер Нолан	2014	165	677,5
Россия	Боевик	Защитники	Сарик Андреасян	2017	5,3	12,3
США	Боевик	Batman Bigins	Кристофер Нолан	2005	150	374,2
США	Комедия	Little Fockers	Пол Вайц	2010	100	310,7
Австралия	Комедия	"Crocodile" Dundee	Питер Файман	1986	8,8	338,2
США	Драма	Interstellar	Кристофер Нолан	2014	165	677,5
США	Детектив	Murder on the Orient Express	Кеннет Брана	2017	55	351,7
Франция	Комедия	Taxi 4	Люк Бессон	2007	17,3	65,1
Россия	Катастрофа	Экипаж	Николай Лебедев	2016	11	22,8
Канада	Катастрофа	2012	Роланд Эммерих	2009	200	769,7
Япония	Комедия	Wasabi	Люк Бессон	2001	17,9	10,3
Италия	Драма	Mario Puzo's The Godfather	Френсис Форд Коппола	1972	6	268,5
США	Фантастика	Avengers: Infinity War	Джо Руссо	2018	321,2	1607,5
Казахстан	Приключения	Беглецы	Рустам Мосафир	2014	1,5	0,03
США	Приключения	Indiana Jones and the Kingdom of the Crystal Skull	Стивен Спилберг	2008	185	785,6
США	Ужасы	Jaws	Стивен Спилберг	1975	7	470,7
США	Ужасы	Saw	Джеймс Ван	2004	1,2	103,1
Индия	Комедия	PK	Раджкумар Хирани	2014	2,2	123,1
Франция	Боевик	Ronin	Джон Франкенхаймер	1998	55	41,6
Япония	Фантастика	Godzilla	Гарет Эдвардс	2014	160	529
Франция	Боевик	Brick Mansions	Камил Деламарр	2014	28	68,8
Канада	Боевик	Brick Mansions	Камил Деламарр	2014	28	68,8
Франция	Комедия	The Family	Люк Бессон	2013	30	78,4

Рисунок 1 – Таблица исходных данных.

Данные были собраны с сайта Wikipedia.com. После сбора данных в MS Excel нам необходимо перенести полученный файл в нужную папку. Запишем ее с именем: Inp\_data.xls в папку: c:\Work\Aidos-X\AID\_DATA\Inp\_data\. В файле Inp\_data.xls добавим пустую колонку на позиции «А» и автоматически пронумеруем все строки. В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

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

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода

данных из внешних баз данных табличного вида, т.е. режимом 2.3.2.2 (рисунок 2).

Рисунок 2. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

В экранной форме, приведенной на рисунке 2, необходимо задать следующие настройки:

– "Задайте тип файла исходных данных Inp\_data": "XLSX – MS Excel- 2007 (2010)";

– "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 3;



– "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 4, "Конечный столбец описательных шкал" – 8;

После нажать кнопку "ОК". Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (рисунок 3). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

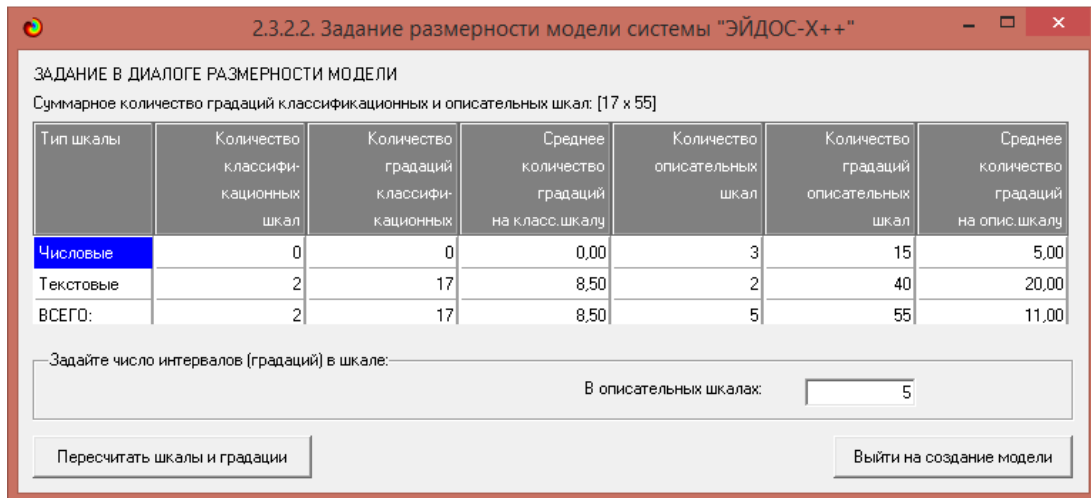


Рисунок 3. Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД "Inp\_data.xls" в систему "Эйдос" (рисунок 4), а также прогноз времени завершения этого процесса. В том окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "ОК".

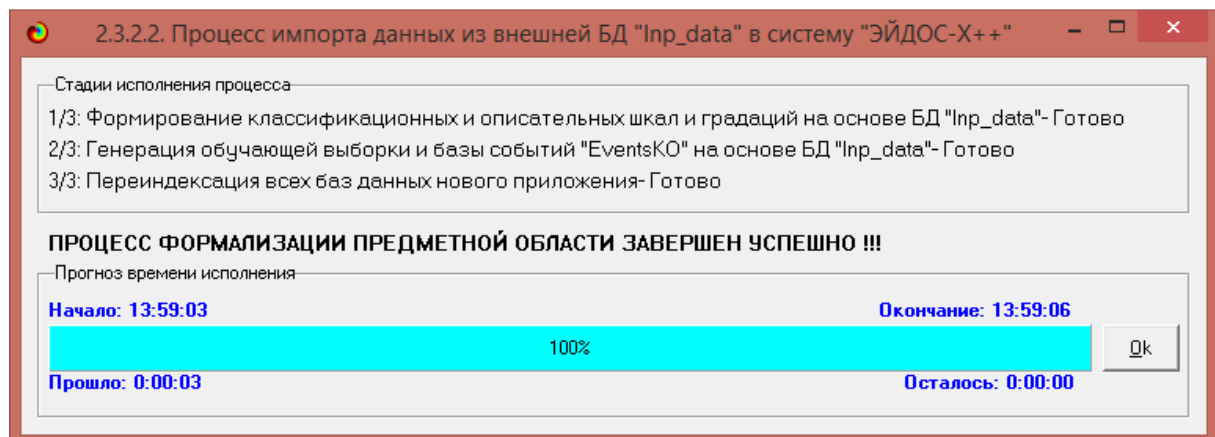


Рисунок 4. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp\_data.xls" в систему "Эйдос"

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Этим самым полностью автоматизировано выполняется 2-й этап АСК-анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 5).

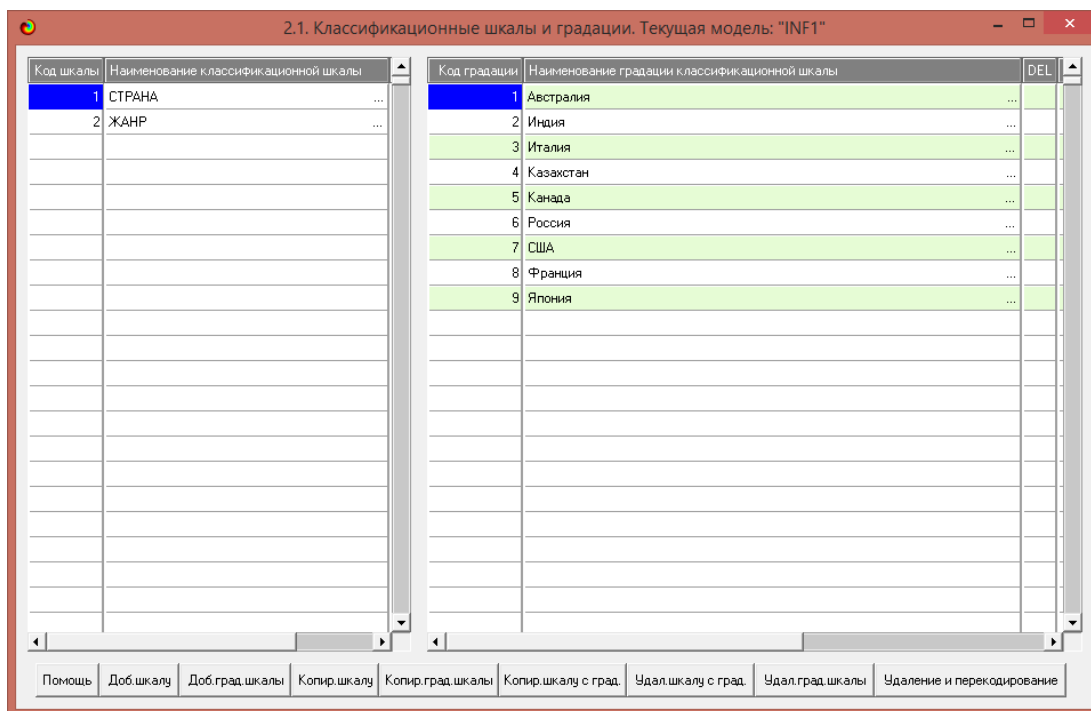


Рисунок 5. Классификационные шкалы и градации

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 6), а обучающей выборки режим 2.3.1. (рисунок 7):

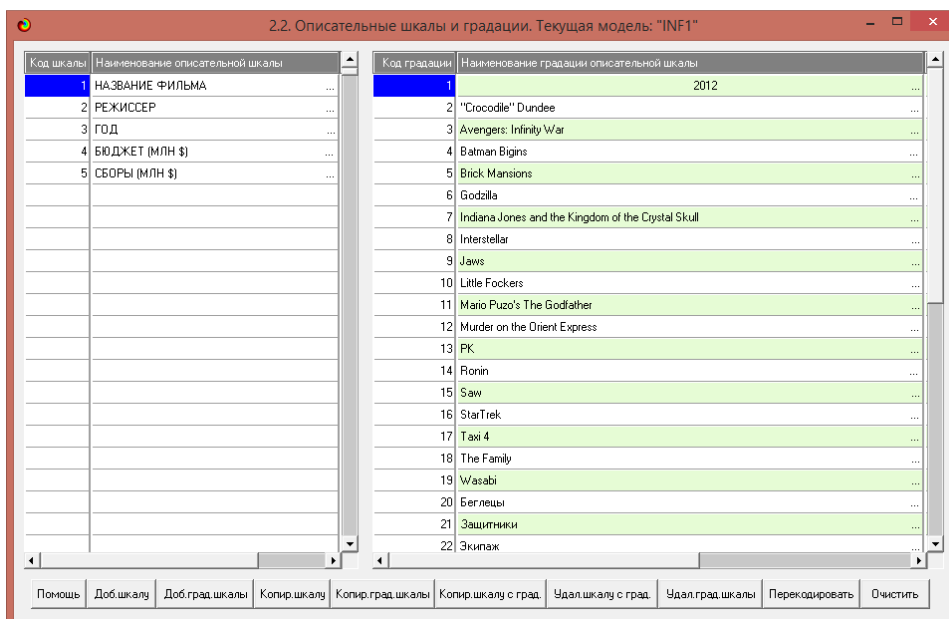
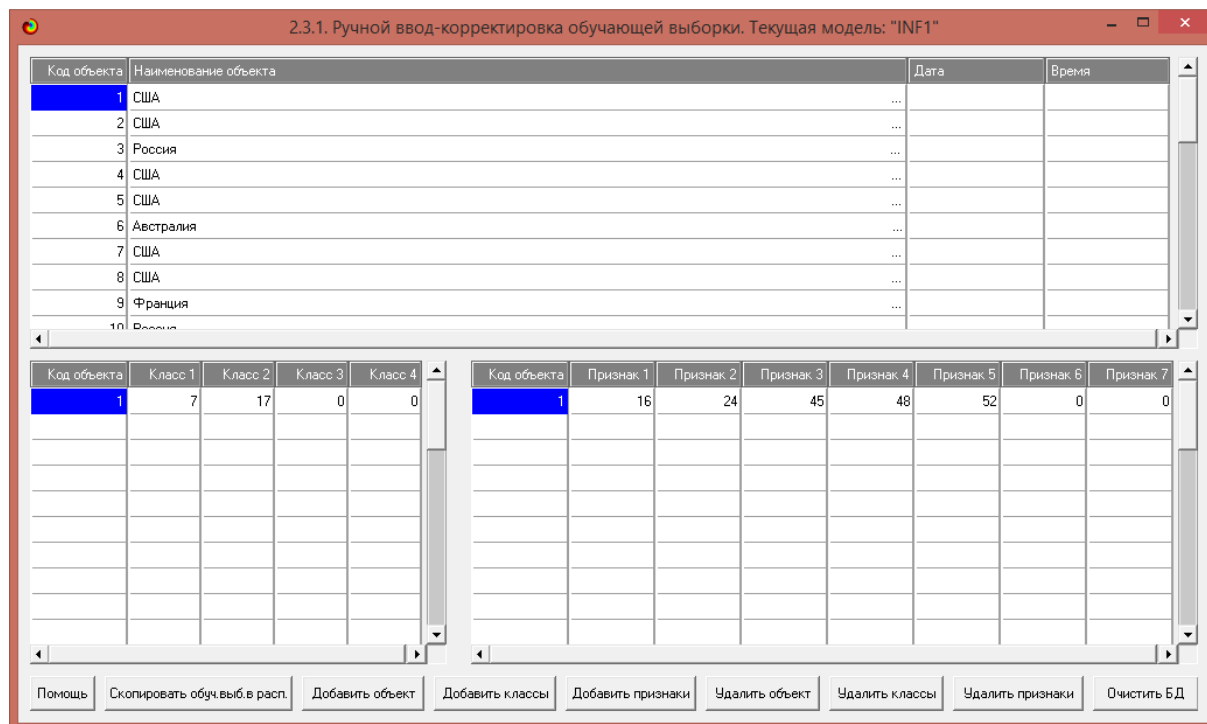


Рисунок 6. Описательные шкалы и градации (фрагмент)



2.4. Просмотр эвентологических баз данных (баз событий). Текущая модель: "INF1"

№	Наименование объекта	2. СТРАНА	3. ЖАНР	4. НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА	5. РЕЖИССЕР	6. ГОД	7. БЮДЖЕТ (МЛН \$)	8. СБОРЫ (МЛН \$)	
1	США	...	7	17	16	24	45	48	52
2	США	...	7	17	8	30	45	48	53
3	Россия	...	6	10	21	38	45	46	51
4	США	...	7	10	4	30	44	48	52
5	США	...	7	14	10	34	45	47	51
6	Австралия	...	1	14	2	33	42	46	52
7	США	...	7	12	8	30	45	48	53
8	США	...	7	11	12	29	45	46	52
9	Франция	...	8	14	17	31	44	46	51
10	Россия	...	6	13	22	32	45	46	51
11	Канада	...	5	13		36	45	49	53
12	Япония	...	9	14	19	31	44	46	51
13	Италия	...	3	12	11	40	41	46	51
14	США	...	7	17	3	26	45	50	55

Рисунок 7. Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы [11]).

#### 1.4. 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 8).

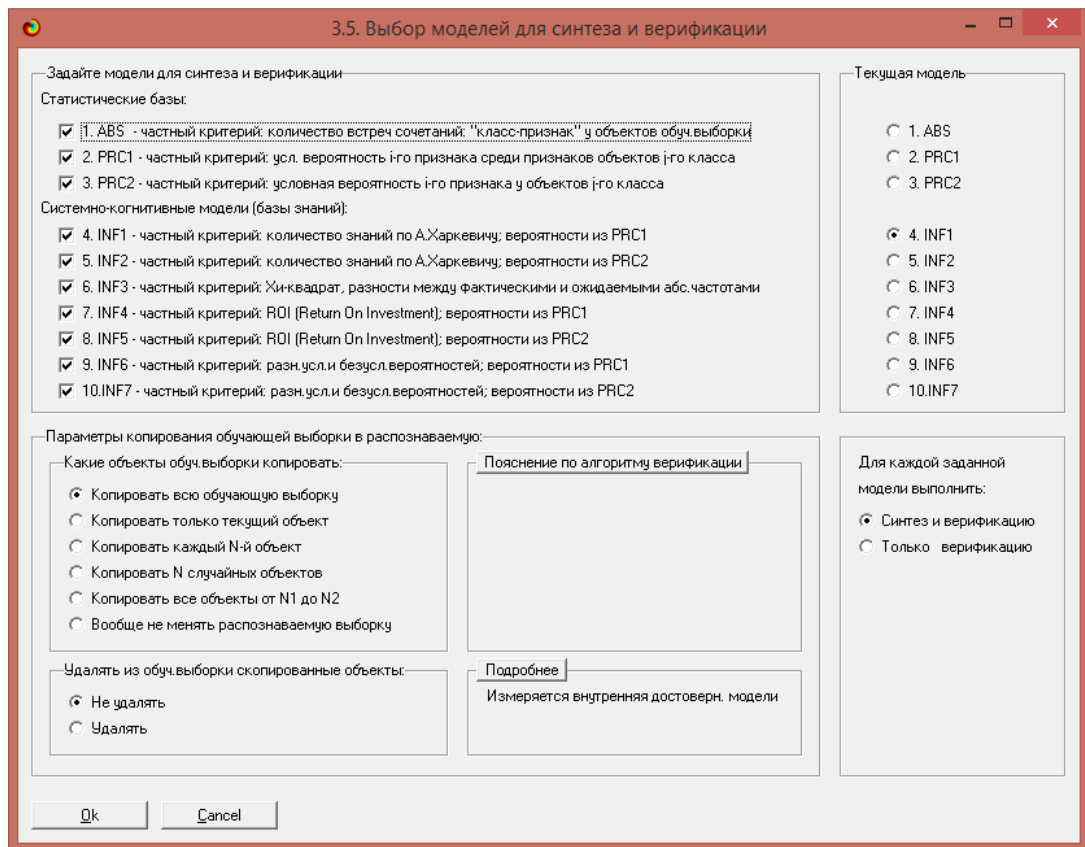


Рисунок 8. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 9.

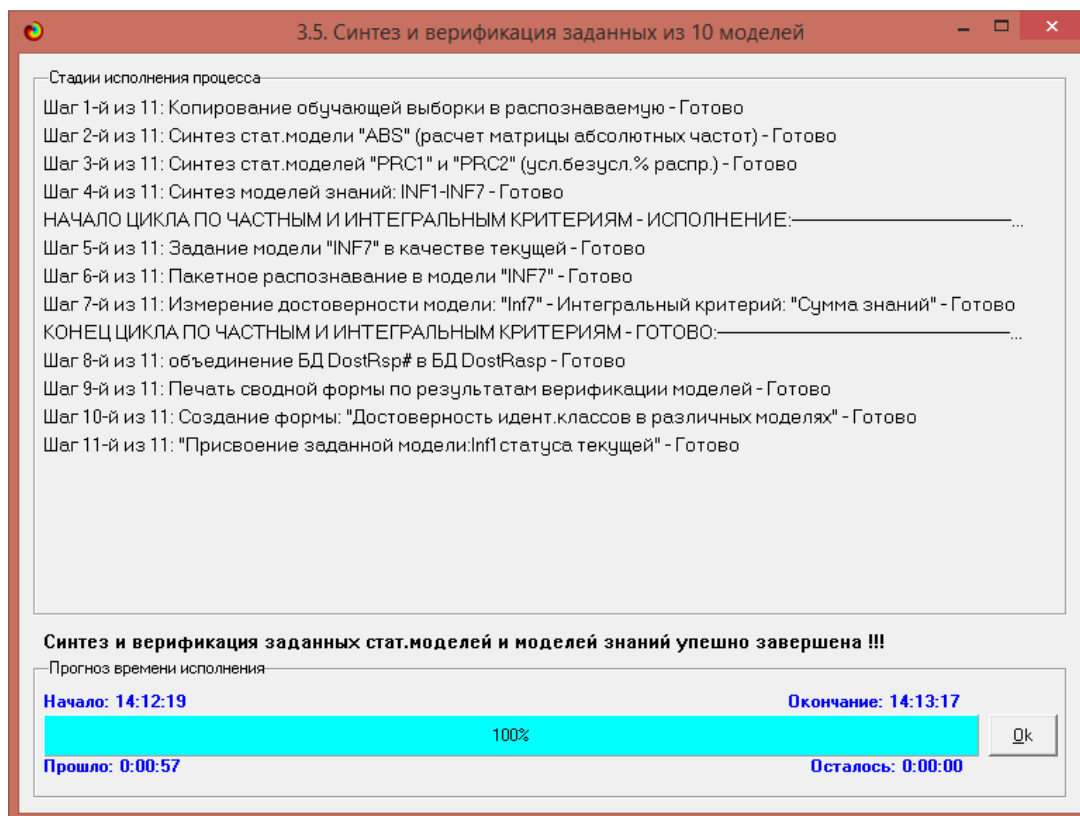


Рисунок 9. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

### 1.5. Виды моделей системы «Эйдос»

Рассмотрим решение задачи анализа на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы получаем о принадлежности анализируемого 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 (рисунок 10) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (рисунок 10, 11)

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

№ индекса	Наименование описательной шкалы и градации	1. СТРАНА АВСТРАЛИЯ	2. СТРАНА ИНДИЯ	3. СТРАНА ИТАЛИЯ	4. СТРАНА КАЗАХСТАН	5. СТРАНА КАНАДА	6. СТРАНА РОССИЯ	7. СТРАНА США	8. СТРАНА ФРАНЦИЯ	9. СТРАНА ЯПОНИЯ	10. ЖАНР БОЕВИК	11. ЖАНР ДЕТЕКТ
1	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:2012											
2	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:"Crocodile" Dundee	1										
3	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Avengers: Infinity War							1				
4	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Batman Begins							1				1
5	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Black Mansions					1			1			2
6	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Godzilla									1		
7	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Indiana Jones and the Kingdom...							1				
8	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Interstellar							2				
9	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Jaws							1				
10	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Little Fockers							1				
11	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Mario Puzo's The Godfather			1								
12	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Murder on the Orient Express							1				
13	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:PK		1									
14	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Robin								1			1
15	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Saw							1				
16	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Star Trek							1				
17	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Taxi 4								1			
18	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:The Family								1			
19	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Wasabi									1		
20	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Беглецы				1							
21	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Защитники						1					1
22	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Экипаж						1					
23	РЕЖИССЕР:Гарет Заварц									1		
24	РЕЖИССЕР:Дж. Абонан							1				

Рисунок 9 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагменты)

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

№ индекса	Наименование описательной шкалы и градации	1. СТРАНА АВСТРАЛИЯ	2. СТРАНА ИНДИЯ	3. СТРАНА ИТАЛИЯ	4. СТРАНА КАЗАХСТАН	5. СТРАНА КАНАДА	6. СТРАНА РОССИЯ	7. СТРАНА США	8. СТРАНА ФРАНЦИЯ	9. СТРАНА ЯПОНИЯ	10. ЖАНР БОЕВИК
1	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:2012										
2	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:"Crocodile" Dundee	2.368									
3	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Avengers: Infinity War							0.648			
4	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Batman Begins							0.648			1.165
5	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Black Mansions					1.411			0.814		1.165
6	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Godzilla									1.850	
7	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Indiana Jones and the King...							0.648			
8	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Interstellar							0.648			
9	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Jaws							0.648			
10	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Little Fockers							0.648			
11	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Mario Puzo's The Godfather			2.368							
12	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Murder on the Orient Expre...							0.648			
13	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:PK		2.368								
14	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Robin								1.332		1.165
15	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Saw							0.648			
16	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Star Trek							0.648			
17	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Taxi 4								1.332		
18	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:The Family								1.332		
19	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Wasabi									1.850	
20	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Беглецы				2.368						
21	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Защитники						1.850				1.165
22	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА:Экипаж						1.850				
23	РЕЖИССЕР:Гарет Заварц									1.850	
24	РЕЖИССЕР:Дж. Абонан							0.648			

Рисунок 10 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами"

Имя	Наименование описательной шкалы и градации	1. СТРАНА АВСТРАЛИЯ	2. СТРАНА ИНДИЯ	3. СТРАНА ИТАЛИЯ	4. СТРАНА КАЗАХСТАН	5. СТРАНА КАНАДА	6. СТРАНА РОССИЯ	7. СТРАНА США	8. СТРАНА ФРАНЦИЯ	9. СТРАНА ЯПОНИЯ	10. ЖАНР БОЕВИК
1	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-2012										
2	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-"Crocodile" Dundee	0.958	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	-0.168	-0.084	-0.21
3	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-"Avengers: Infinity War	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21
4	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Batman Begins	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	0.79
5	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Brick Mansions	-0.084	-0.084	-0.084	-0.084	0.849	-0.160	-0.840	0.664	-0.168	1.58
6	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Godzilla	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	-0.168	0.916	-0.21
7	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Indiana Jones and the King...	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21
8	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Interstellar	-0.084	-0.084	-0.084	-0.084	-0.151	-0.168	1.160	-0.336	-0.168	-0.42
9	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Jaws	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21
10	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Little Fockers	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21
11	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Mano Puuzo's The Godfather...	-0.042	-0.042	0.958	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	-0.168	-0.084	-0.21
12	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Murder on the Orient Expre...	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21
13	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-RK	-0.042	0.958	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	-0.168	-0.084	-0.21
14	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Ronin	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	0.832	-0.084	0.79
15	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Saw	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21
16	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Star Trek	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21
17	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Taxi 4	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	0.832	-0.084	-0.21
18	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-The Family	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	0.832	-0.084	-0.21
19	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Vasabi	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	-0.168	0.916	-0.21
20	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Вегетари	-0.042	-0.042	-0.042	0.958	-0.076	-0.084	-0.420	-0.168	-0.084	-0.21
21	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Защитники	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	0.916	-0.420	-0.168	-0.084	0.79
22	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Экспан	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	0.916	-0.420	-0.168	-0.084	-0.21
23	РЕЖИССЕР-Гарри Сазард	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	-0.420	-0.168	0.916	-0.21
24	РЕЖИССЕР-Дж. Абонс	-0.042	-0.042	-0.042	-0.042	-0.076	-0.084	0.580	-0.168	-0.084	-0.21

Рисунок 11 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

## 1.6. Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 12.

4.1.3.6. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.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 ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Плотность модели	Ф-мера Ван Рузсбергена	Сумма усл.оценок истинно-полож. решений (STP)	Сумма усл.оценок истинно-отриц. решени
1. ABS - частный критерий: количество встреч советаий. "Клас...	Корреляция абс частот с обр...	48	48	36	324		0.129	1.000	0.229	32.705	
1. ABS - частный критерий: количество встреч советаий. "Клас...	Сумма абс частот по признак...	48	48	32	328		0.128	1.000	0.226	25.158	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	48	48	36	324		0.129	1.000	0.229	32.705	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	48	48	32	328		0.128	1.000	0.226	25.644	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	48	48	36	324		0.129	1.000	0.229	32.704	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...	48	48	32	328		0.128	1.000	0.226	25.400	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевику; в...	Семантический резонанс зна...	48	46	263	97	2	0.322	0.958	0.482	20.596	3
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевику; в...	Сумма знаний	48	48	117	243		0.165	1.000	0.283	20.575	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевику; в...	Семантический резонанс зна...	48	46	263	97	2	0.322	0.958	0.482	20.579	3
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевику; в...	Сумма знаний	48	48	117	243		0.165	1.000	0.283	20.508	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Семантический резонанс зна...	48	45	210	150	3	0.231	0.938	0.370	27.025	4
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактин...	Сумма знаний	48	45	210	150	3	0.231	0.938	0.370	20.766	4
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	48	47	348	12	1	0.797	0.979	0.879	20.227	3
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	48	48	115	245		0.164	1.000	0.282	11.079	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	48	47	348	12	1	0.797	0.979	0.879	20.238	3
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	48	48	115	245		0.164	1.000	0.282	10.948	
9. INF6 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	48	43	143	217	5	0.165	0.896	0.279	25.641	2
9. INF6 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; вер...	Сумма знаний	48	45	118	242	3	0.157	0.938	0.269	15.284	
10. INF7 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	48	43	154	206	5	0.173	0.896	0.290	25.618	2
10. INF7 - частный критерий: разн усл и без усл вероятностей; ве...	Сумма знаний	48	45	118	242	3	0.157	0.938	0.269	15.079	

a)



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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	на модул. уровн. сход. по поло- ный (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модул. уровней сход. ложно-отрицат. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луденко	Средний модуль уровней сход. истинно-полож. решений	Средний модуль уровней сход. истинно-отрицат. решений	Средний модуль уровней сход. ложно-полож. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Корреляция абс частот с обр...	32.705	3.797	89.610		0.267	1.000	0.422	0.681		0.2
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Сумма абс частот по признак...	25.158		60.000		0.295	1.000	0.456	0.524		0.1
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Корреляция усл отн частот с о...	32.705	3.797	89.610		0.267	1.000	0.422	0.681		0.2
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Сумма усл отн частот по приз...	25.644		94.241		0.214	1.000	0.352	0.534		0.2
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Корреляция усл отн частот с о...	32.704	3.797	89.608		0.267	1.000	0.422	0.681		0.2
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Сумма усл отн частот по приз...	25.400		92.997		0.215	1.000	0.353	0.529		0.2
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	20.596	31.798	6.457	0.205	0.761	0.990	0.861	0.448	0.103	0.0
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	20.575	3.745	19.388		0.515	1.000	0.680	0.429		0.0
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	20.579	32.125	6.504	0.197	0.760	0.990	0.860	0.447	0.099	0.0
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	20.508	3.821	19.102		0.518	1.000	0.682	0.427		0.0
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	27.025	44.865	27.007	0.558	0.500	0.980	0.662	0.601	0.186	0.1
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Сумма знаний	20.766	36.027	16.141	0.880	0.563	0.959	0.709	0.461	0.293	0.1
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	20.227	39.003	1.138	0.061	0.947	0.997	0.971	0.430	0.061	0.0
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	11.079	0.459	4.903		0.693	1.000	0.819	0.231		0.0
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	20.238	39.004	1.134	0.058	0.947	0.997	0.971	0.431	0.058	0.0
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	10.948	0.469	4.811		0.695	1.000	0.820	0.228		0.0
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	25.641	26.914	30.768	0.967	0.455	0.964	0.618	0.596	0.193	0.1
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; вер...	Сумма знаний	15.284	4.980	33.787	0.193	0.311	0.988	0.474	0.340	0.064	0.1
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	25.618	27.068	30.080	0.941	0.460	0.965	0.623	0.596	0.188	0.1
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; ве...	Сумма знаний	15.079	5.085	33.019	0.183	0.314	0.988	0.476	0.395	0.061	0.1

б)

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	уль. до. зп.	Средний модуль уровней сход. ложно-отрицат. решений	A-Точность модели APrecision = ATP/(ATP+...)	A-Полнота модели ARecall = ATP/(ATP+...)	L2-мера проф. Е.В. Луденко	Процент правильной идентификац...	Процент правильной не идентифи...	Процент ошибочной идентификац...	Процент ошибочной не идентифи...	Процент правильных результатов	Д. п. р.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Корреляция абс частот с обр...	7	0.105	0.711	1.000	0.831	100.000	7.396	92.604		53.698	2
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Сумма абс частот по признак...	3		0.741	1.000	0.851	100.000	5.319	94.681		52.660	2
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Корреляция усл отн частот с о...	7	0.105	0.711	1.000	0.831	100.000	7.396	92.604		53.698	2
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Сумма усл отн частот по приз...	7		0.650	1.000	0.788	100.000	5.319	94.681		52.660	2
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Корреляция усл отн частот с о...	7	0.105	0.711	1.000	0.831	100.000	7.396	92.604		53.698	2
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Сумма усл отн частот по приз...	4		0.651	1.000	0.789	100.000	5.319	94.681		52.660	2
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	7	0.121	0.871	0.813	0.841	95.833	85.927	14.073	4.167	90.880	2
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	0	0.032	0.843	1.000	0.915	100.000	44.560	55.440		72.280	2
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	7	0.122	0.870	0.819	0.844	95.833	85.927	14.073	4.167	90.880	2
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	9	0.033	0.845	1.000	0.916	100.000	44.560	55.440		72.280	2
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0	0.214	0.769	0.763	0.766	93.750	64.240	35.760	6.250	78.995	2
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Сумма знаний	8	0.172	0.811	0.611	0.697	93.750	64.240	35.760	6.250	78.995	2
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	5	0.112	0.819	0.876	0.847	97.917	97.144	2.856	2.083	97.530	2
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0	0.004	0.920	1.000	0.958	100.000	42.523	57.477		71.262	2
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	4	0.112	0.820	0.882	0.850	97.917	97.144	2.856	2.083	97.530	2
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0	0.004	0.921	1.000	0.959	100.000	42.523	57.477		71.262	2
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	2	0.188	0.808	0.755	0.781	89.583	52.838	47.162	10.417	71.211	2
9. INF6 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; вер...	Сумма знаний	0	0.042	0.709	0.841	0.769	93.750	44.603	55.397	6.250	69.176	2
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	6	0.176	0.803	0.760	0.781	89.583	54.922	45.078	10.417	72.253	2
10. INF7 - частный критерий: разн усл и безул. вероятностей; ве...	Сумма знаний	6	0.043	0.711	0.846	0.772	93.750	44.603	55.397	6.250	69.176	2

в)

Рисунок 12 – Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели составляет 0,797 а полнота модели 0,979, что является неплохими показателями. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-

критерий Ван Ризбергена, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф. Е.В.Луценко [16] (рисунок 13).

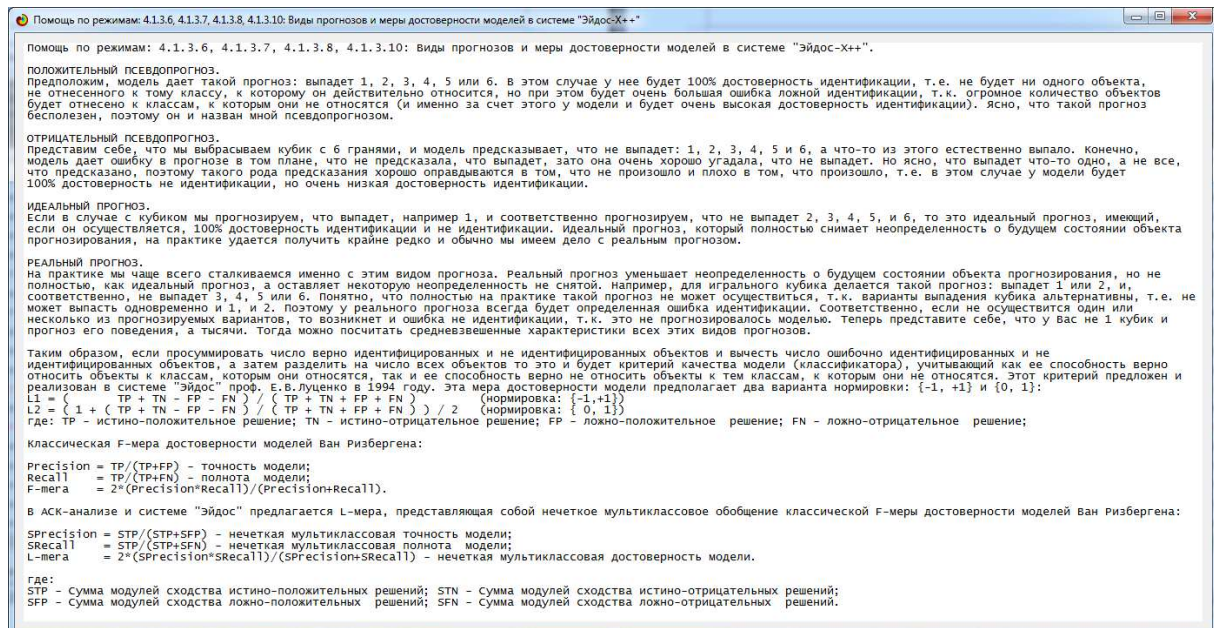


Рисунок 13 – Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также обращает на себя внимание, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и интеллектуальных технологий. На рисунке 14 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF4.

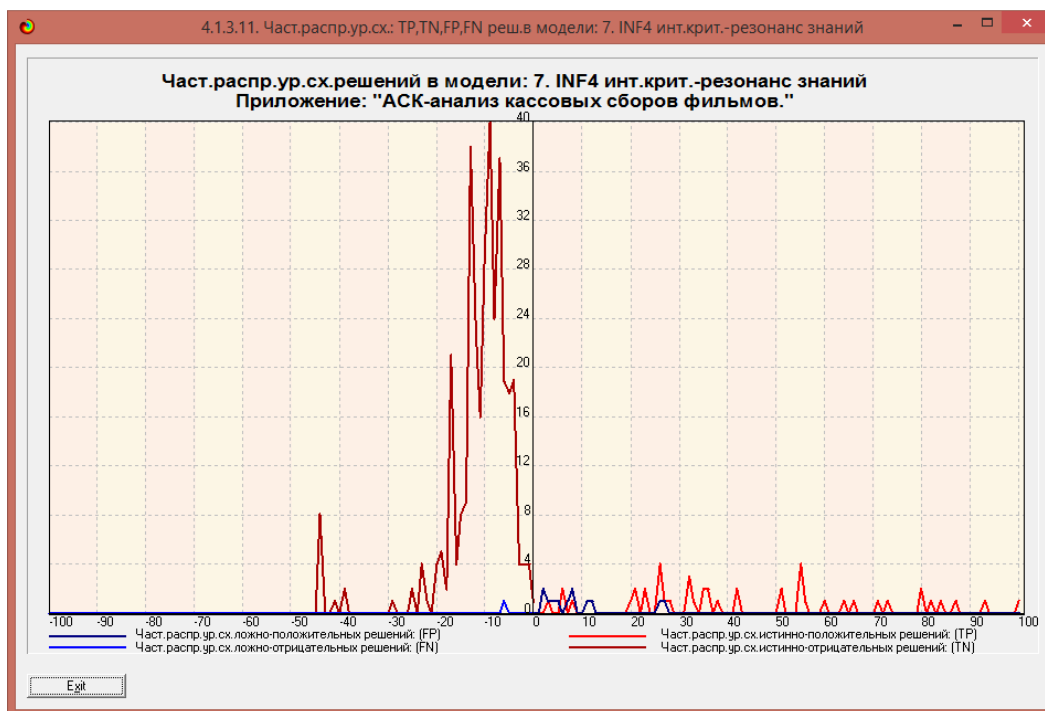


Рисунок 14 – Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF4

Из рисунка 14 видно, что в модели встречаются ложные решения, но их число крайне мало, а также они характеризуются очень низким модулем-различия (до 30%). При модуле-сходства выше этого все решения истинные.

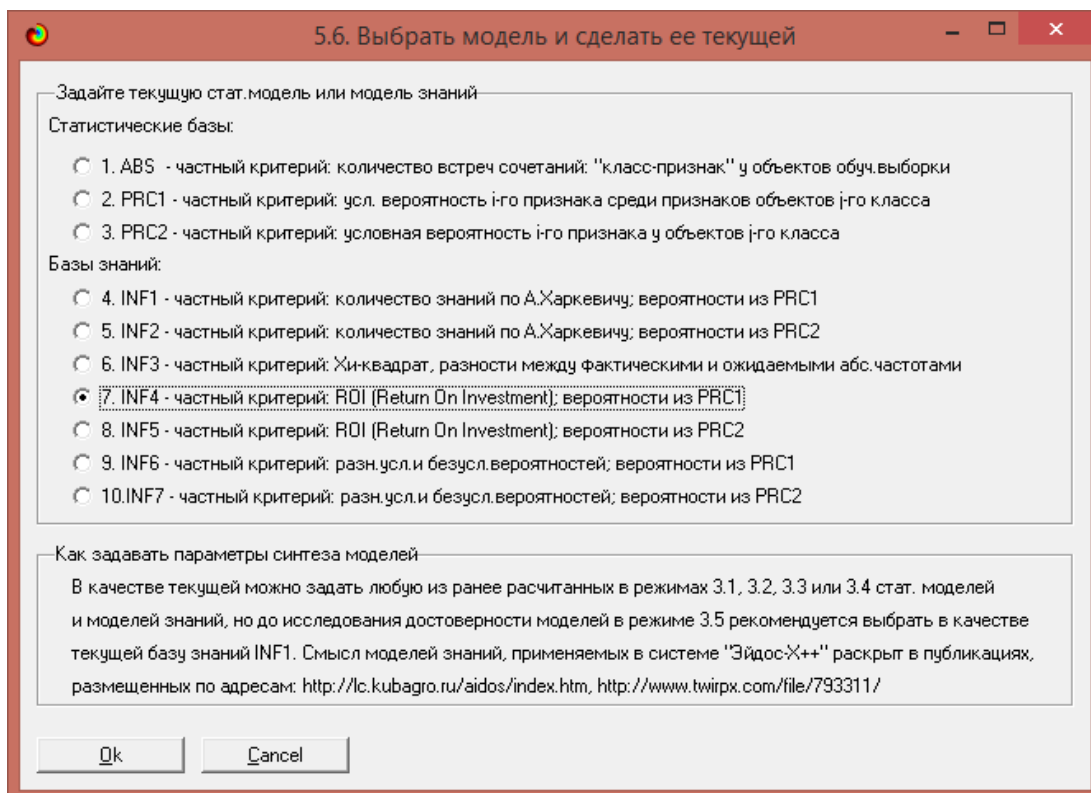
Это означает, что если учитывать не просто сами факты верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных объектов, но и учитывать уровень сходства-различия, то можно свести на нет ошибочные идентификации и неидентификации и оценить достоверность модели значительно точнее, чем с помощью F-критерия Ван Ризбергена. Эта идея и положена в основу нечеткого мультиклассового обобщения помощью F-критерия Ван Ризбергена, предложенного проф.Е.В.Луценко (L-мера) [16].

Для наиболее достоверной модели INF4 L-мера равна 0,975 при точности модели 0,975, полноте модели: 0,975 (см. рисунок 12б), что является очень хорошими показателями.

## 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)



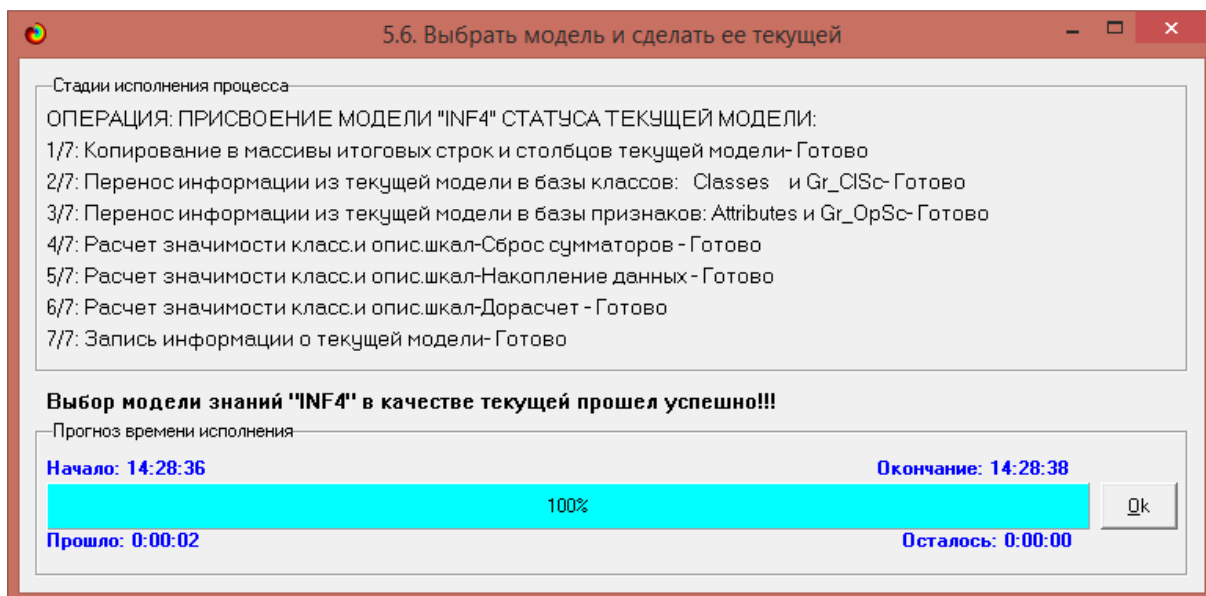


Рисунок 15 – Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

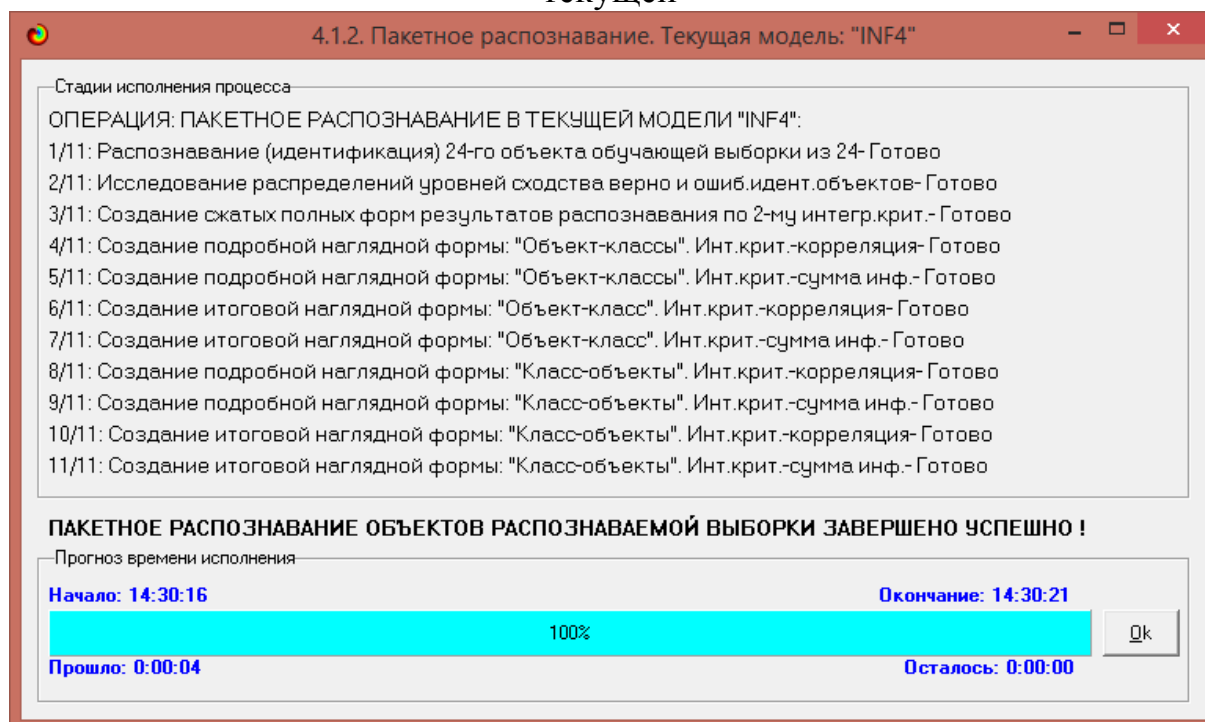


Рисунок 16 – Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели INF4

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 в наиболее достоверной модели INF4:

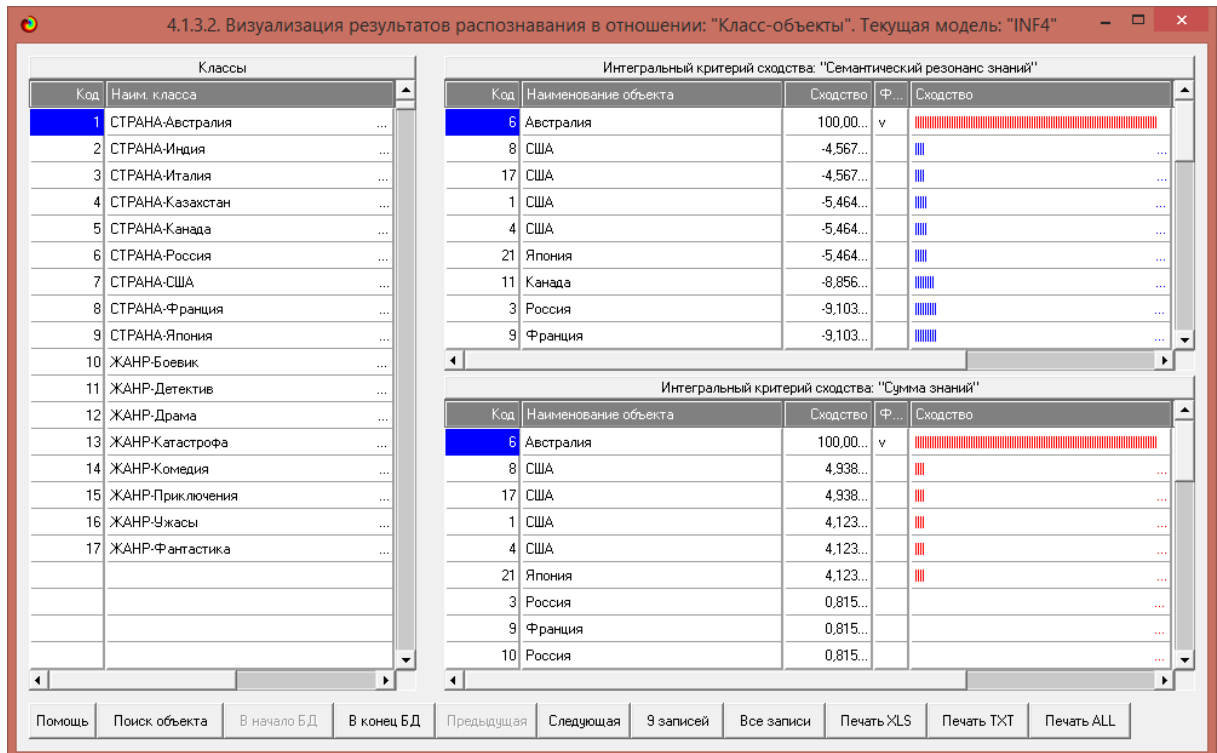
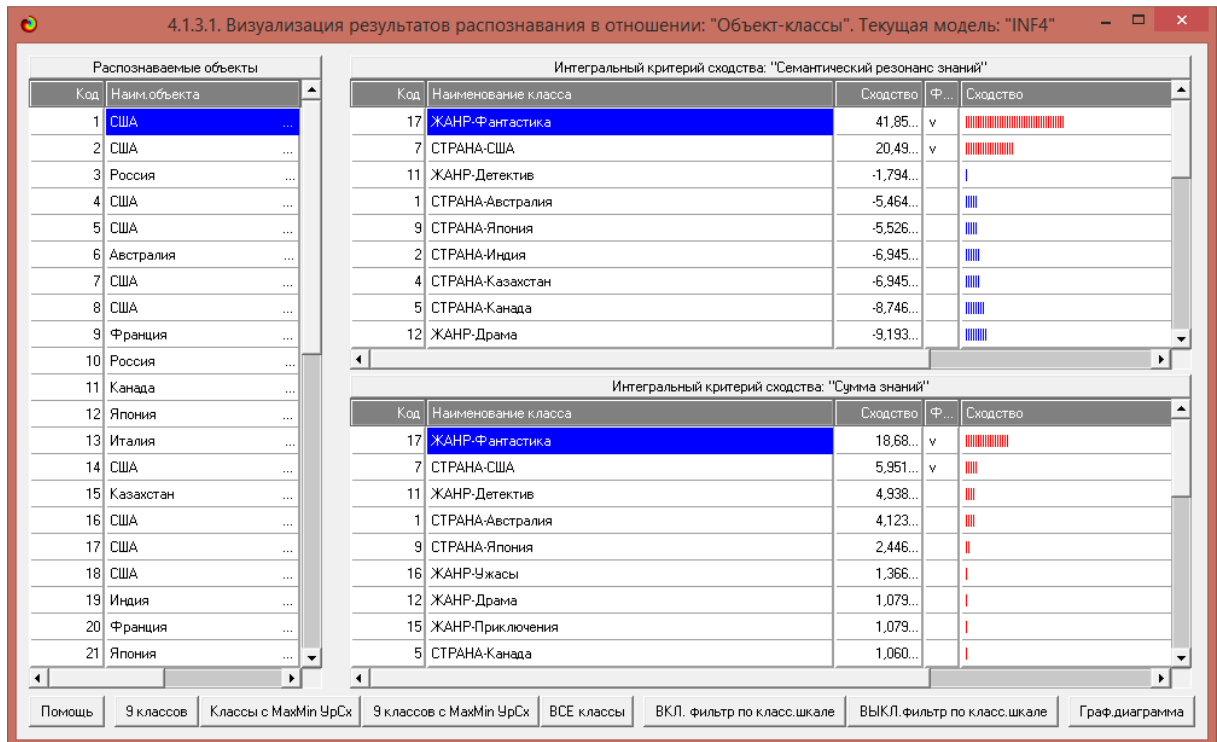


Рисунок 17 — Пример идентификации классов в модели INF4

## 2.2. Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 18).

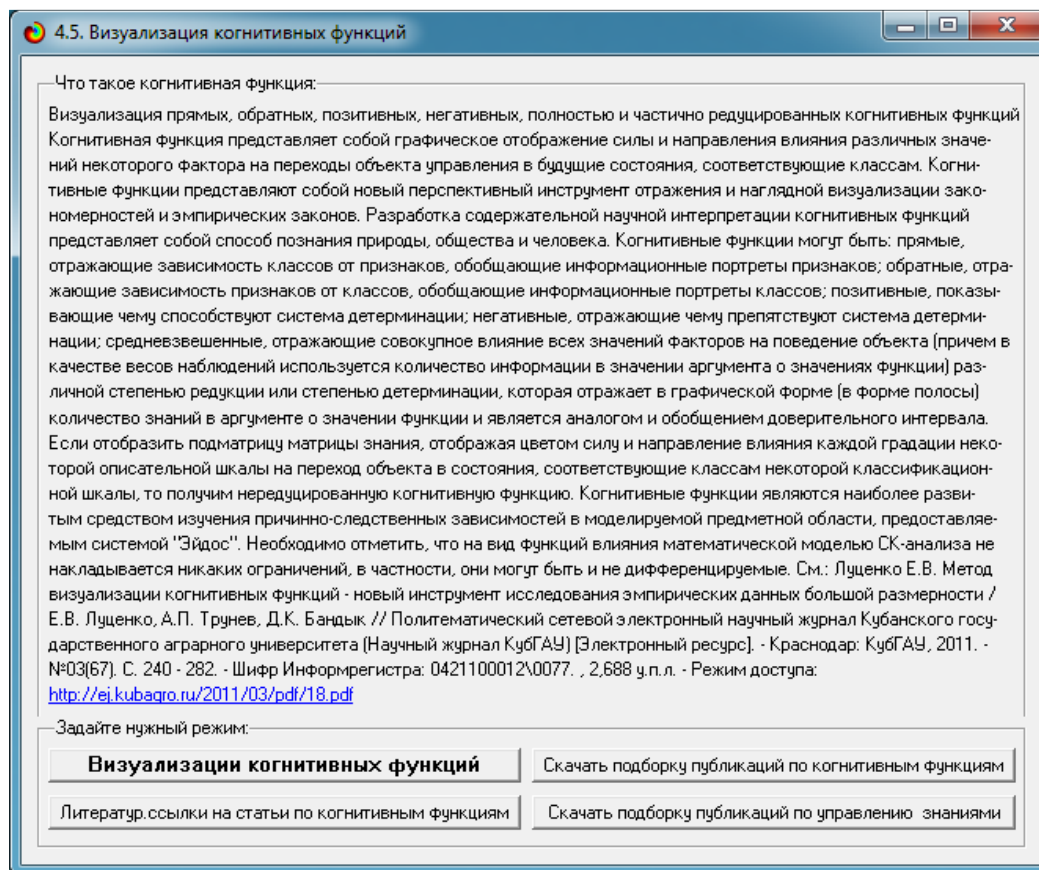
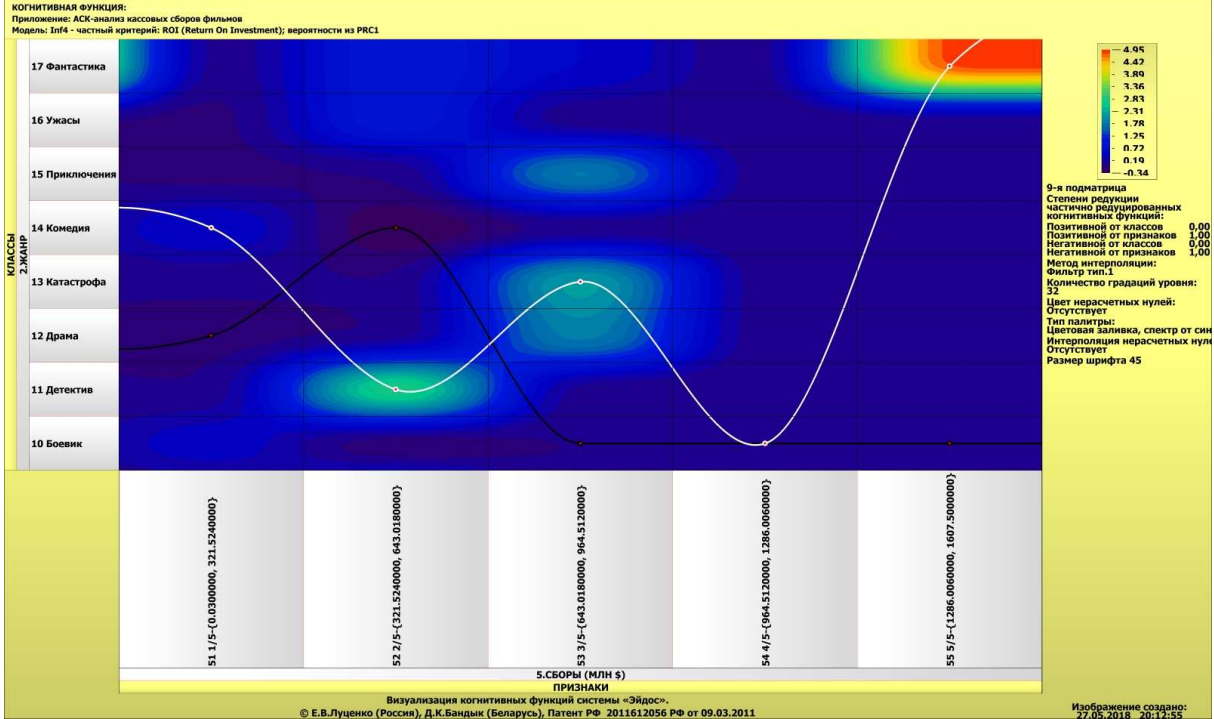
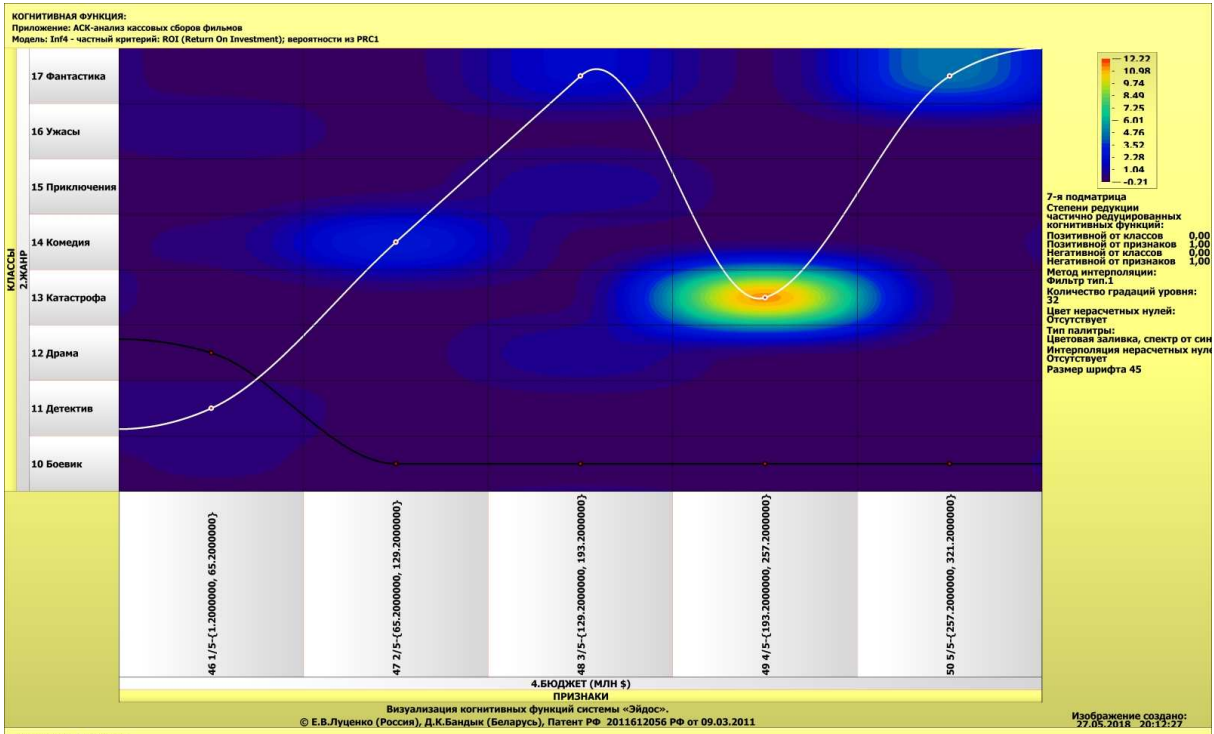


Рисунок 18. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-X++»  
«Визуализация когнитивных функций»

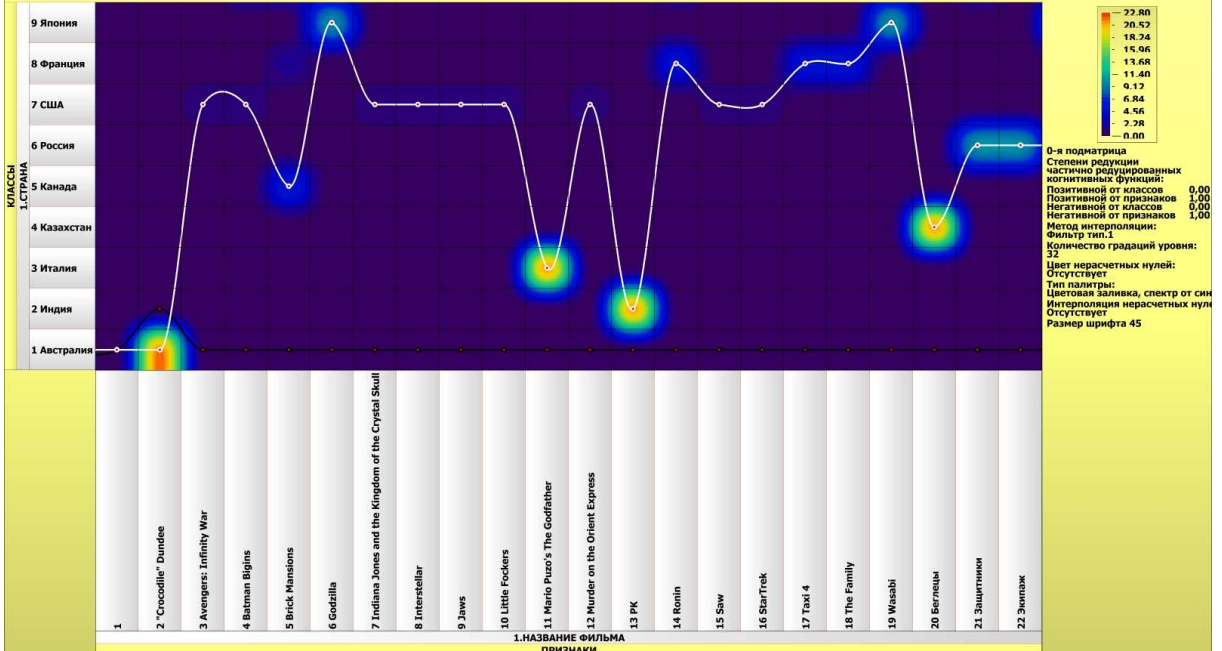
Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. Поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке 19 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF3.





**КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:**

Приложение: АСК-анализ кассовых сборов Фильмов  
Модель: Inf4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1

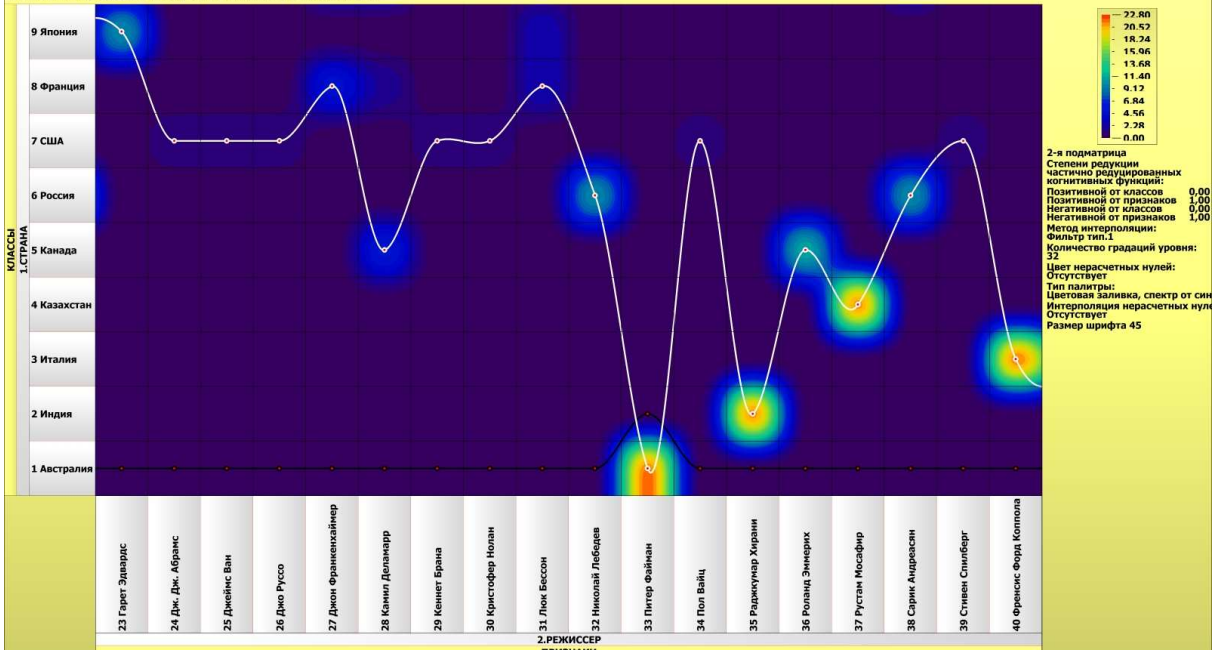


Визуализация когнитивных функций системы «Эйдос».  
© Е.В.Луценко (Россия), Д.К.Бандык (Беларусь), Патент РФ 2011612056 РФ от 09.03.2011

Изображение создано:  
27.05.2018 20:10:47

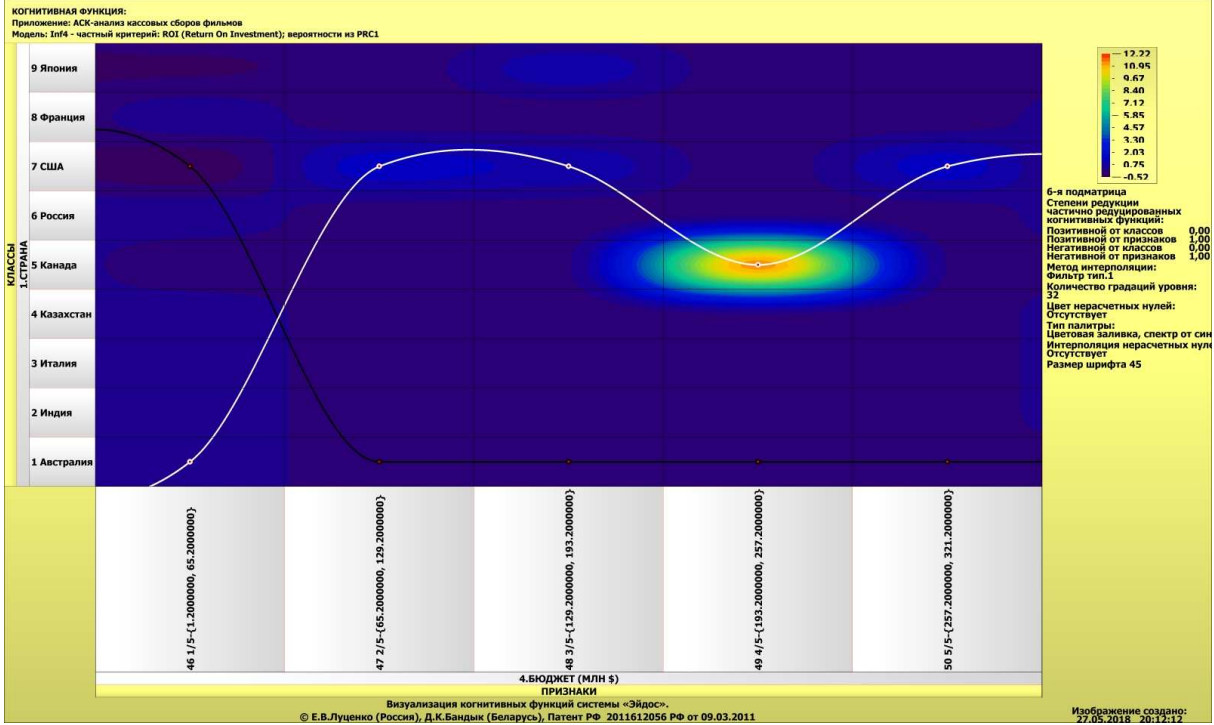
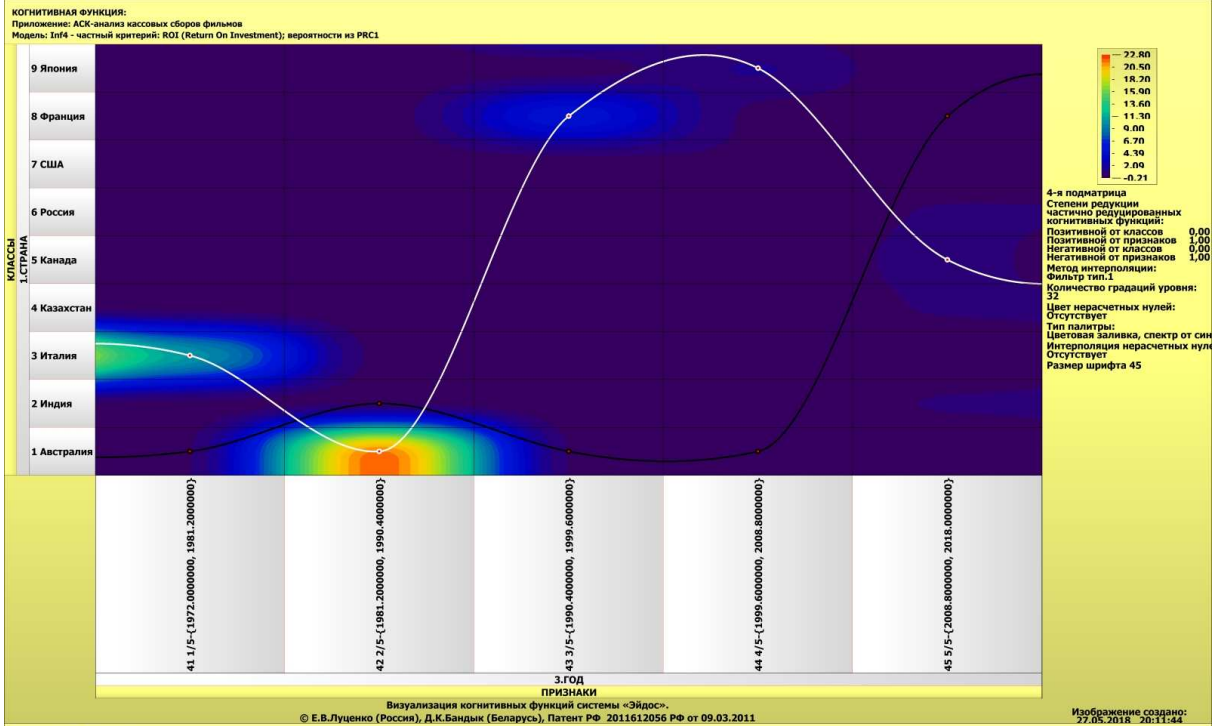
**КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:**

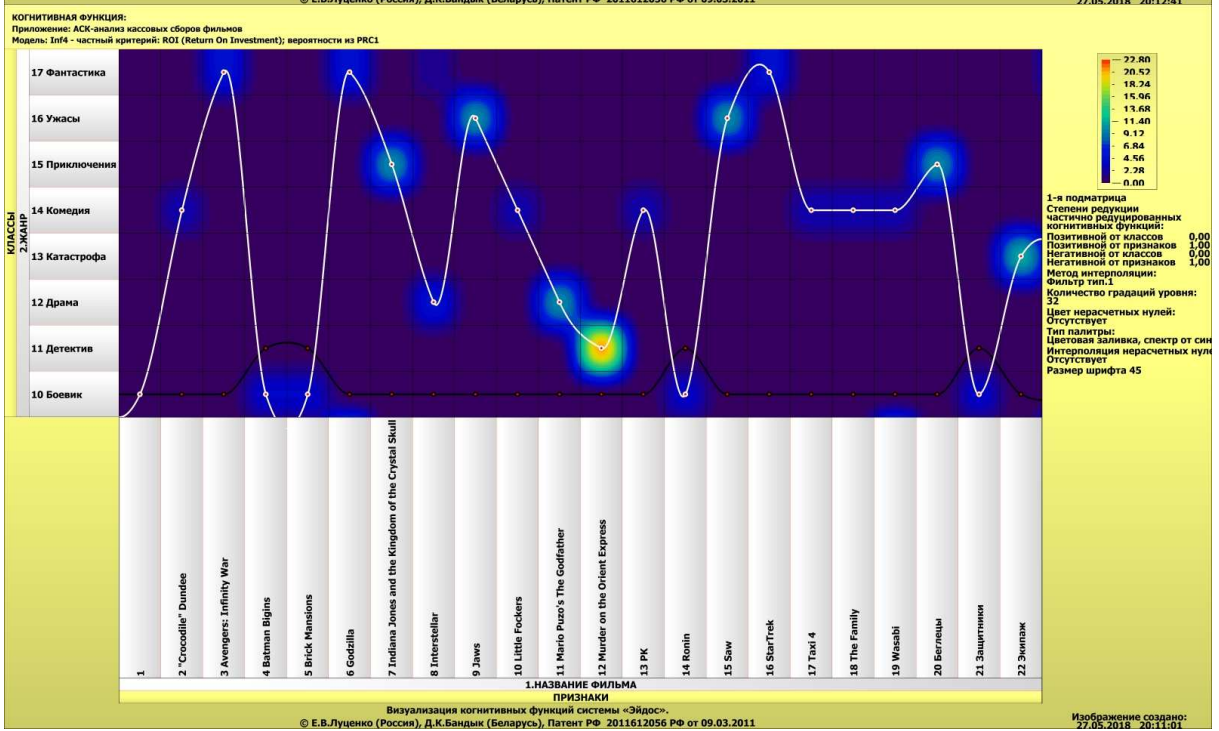
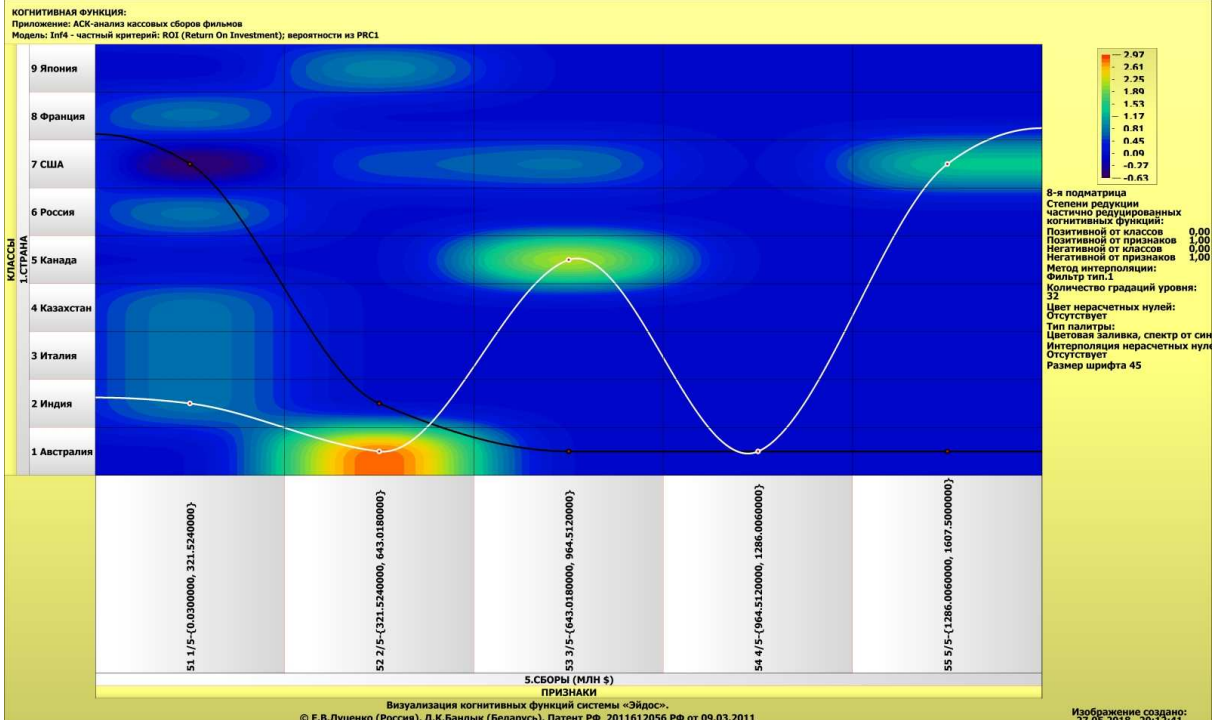
Приложение: АСК-анализ кассовых сборов Фильмов  
Модель: Inf4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1



Визуализация когнитивных функций системы «Эйдос».  
© Е.В.Луценко (Россия), Д.К.Бандык (Беларусь), Патент РФ 2011612056 РФ от 09.03.2011

Изображение создано:  
27.05.2018 20:11:15





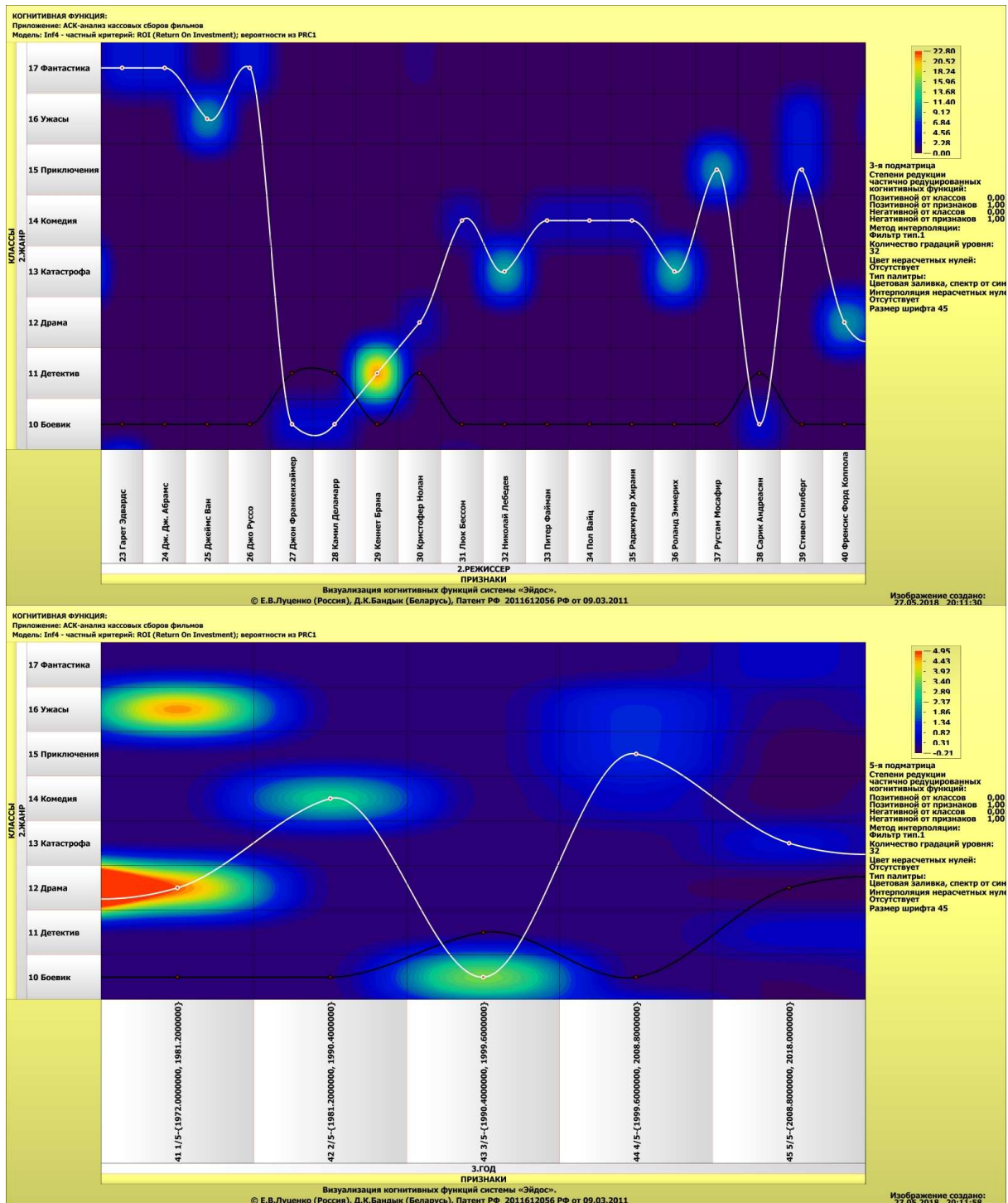


Рисунок 19 — Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал в модели INF4

### 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 20).

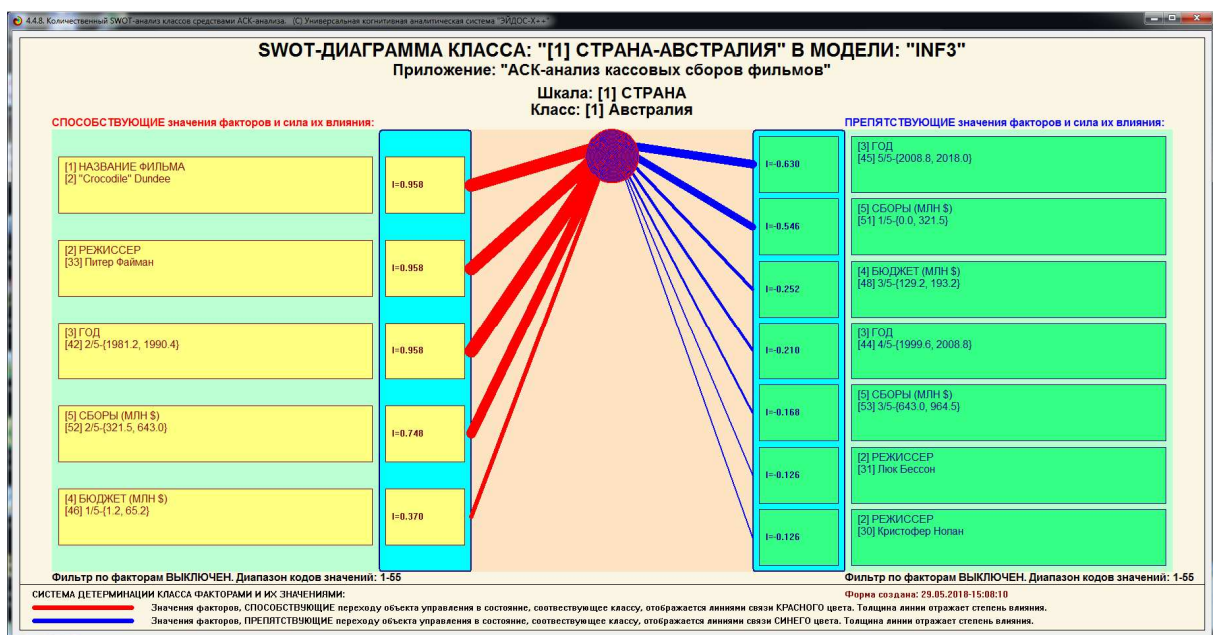
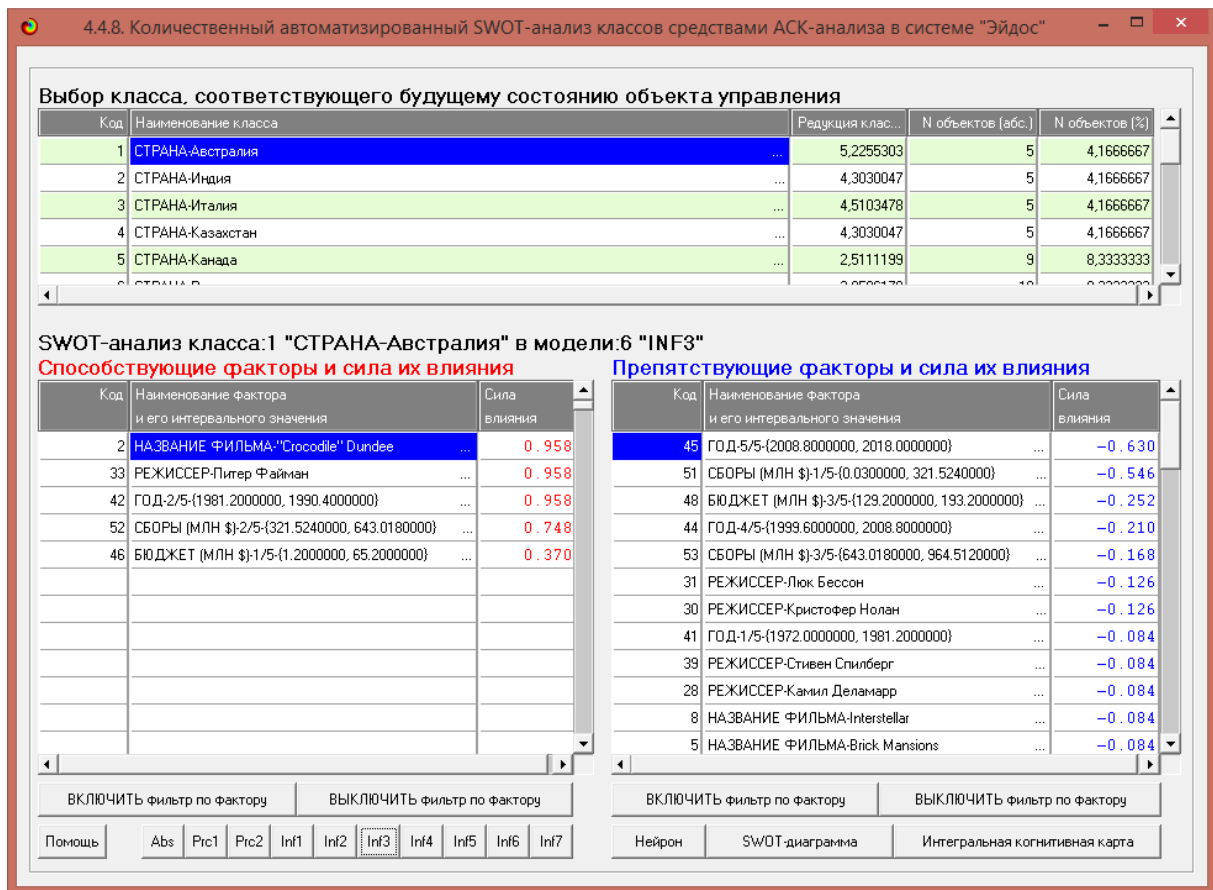


Рисунок 20 — Пример SWOT-матрицы в модели INF3

На рисунке 21 приведены примеры инвертированной SWOT-матрицы и инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

### Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
13	ЖАНР-Катастрофа	0,5165173	9	8,3333333
14	ЖАНР-Комедия	0,4335301	30	25,0000000
15	ЖАНР-Приключения	0,4743874	10	8,3333333
16	ЖАНР-Ужасы	0,4892392	10	8,3333333
17	ЖАНР-Фантастика	0,4852258	20	16,6666667

### SWOT-анализ класса: 15 "ЖАНР-Приключения" в модели: 6 "INF3"

#### Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
7	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Indiana Jones and the Kingdom...	0,916
20	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Беглецы	0,916
37	РЕЖИССЕР-Рустам Мосафир	0,916
39	РЕЖИССЕР-Стивен Спилберг	0,832
53	СБОРЫ (МЛН \$)-3/5-(643.0180000, 964.5120000)	0,664
44	ГОД-4/5-(1999.6000000, 2008.8000000)	0,580
48	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-3/5-(129.2000000, 193.2000000)	0,496

#### Препятствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
52	СБОРЫ (МЛН \$)-2/5-(321.5240000, 643.0180000)	-0,504
46	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-1/5-(1.2000000, 65.2000000)	-0,261
45	ГОД-5/5-(2008.8000000, 2018.0000000)	-0,261
31	РЕЖИССЕР-Люк Бессон	-0,252
30	РЕЖИССЕР-Кристофер Нолан	-0,252
41	ГОД-1/5-(1972.0000000, 1981.2000000)	-0,168
28	РЕЖИССЕР-Камил Деламарр	-0,168
8	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Interstellar	-0,168
5	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Brick Mansions	-0,168
51	СБОРЫ (МЛН \$)-1/5-(0.0300000, 321.5240000)	-0,092
55	СБОРЫ (МЛН \$)-5/5-(1286.0060000, 1607.5000000)	-0,084
50	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-5/5-(257.2000000, 321.2000000)	-0,084

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь    Abs    Ptc1    Ptc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

Нейрон    SWOT-диаграмма    Интегральная когнитивная карта

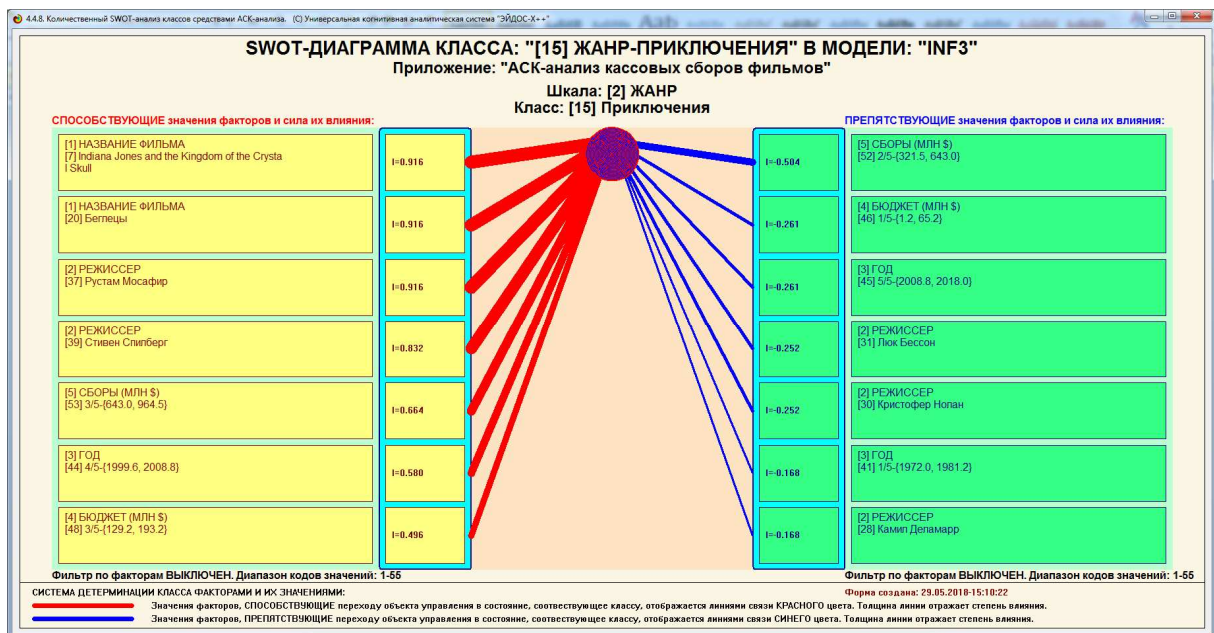


Рисунок 21 — Пример инвертированной SWOT-диаграммы в модели INF3



## 2.4. Кластерно-конструктивный анализ признаков

В режиме 4.3.2.2, после расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов, строим 2D сеть классов в выбранной модели знаний, для наглядного представления сети классов. На рисунке 22 наглядно видно, что наибольшее сходство наблюдается в классе «Материал - Темпера», когда как наибольшее различие наблюдается в классе «Необходимость ПО - Да».

4.3.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа признаков

Конструктор признака: 6 "НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Godzilla" в модели: 7 "INF4"

Код	Наименование признака	№	Код призна...	Наименование признака	Сходство
1	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-	1	6	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Godzilla	100.000
2	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-"Crocodile" Dundee	2	23	РЕЖИССЕР-Гарет Эдвардс	100.000
3	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Avengers: Infinity War	3	19	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Wasabi	87.230
4	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Batman Bigins	4	48	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-3/5-(129.2000000, 193.2000000)	58.295
5	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Brick Mansions	5	31	РЕЖИССЕР-Люк Бессон	49.116
6	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Godzilla	6	44	ГОД-4/5-(1999.6000000, 2008.8000000)	45.981
7	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Indiana Jones and the King...	7	3	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Avengers: Infinity War	36.659
8	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Interstellar	8	16	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-StarTrek	36.659
9	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Jaws	9	24	РЕЖИССЕР-Дж. Дж. Абрамс	36.659
10	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Little Fockers	10	26	РЕЖИССЕР-Джо Руссо	36.659
11	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Mario Puzo's The Godfathe...	11	50	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-5/5-(257.2000000, 321.2000000)	36.659
12	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Murder on the Orient Expre...	12	55	СБОРЫ (МЛН \$)-5/5-(1286.0060000, 1607.5000000)	36.659
13	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-PK	13	52	СБОРЫ (МЛН \$)-2/5-(321.5240000, 643.0180000)	22.402
14	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Ronin	14	8	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Interstellar	9.268
15	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Saw	15	30	РЕЖИССЕР-Кристофер Нолан	5.152
16	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-StarTrek	16	1	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-	
17	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Taxi 4	17	54	СБОРЫ (МЛН \$)-4/5-(964.5120000, 1286.0060000)	
18	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-The Family	18	12	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Murder on the Orient Express	-4.508
19	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Wasabi	19	29	РЕЖИССЕР-Кеннет Брана	-4.508
20	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Беглецы	20	7	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Indiana Jones and the Kingdom of the Crystal...	-4.770
21	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Защитники	21	9	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Jaws	-4.770
22	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Экипаж	22	15	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Saw	-4.770
23	РЕЖИССЕР-Гарет Эдвардс	23	25	РЕЖИССЕР-Джеймс Ван	-4.770

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

4.2.2.2. Задание признаков для отображения

Задание параметров отображения признаков:

Задайте число отображаемых признаков:

Задайте MIN модуль уровня сходства отображаемых признаков:

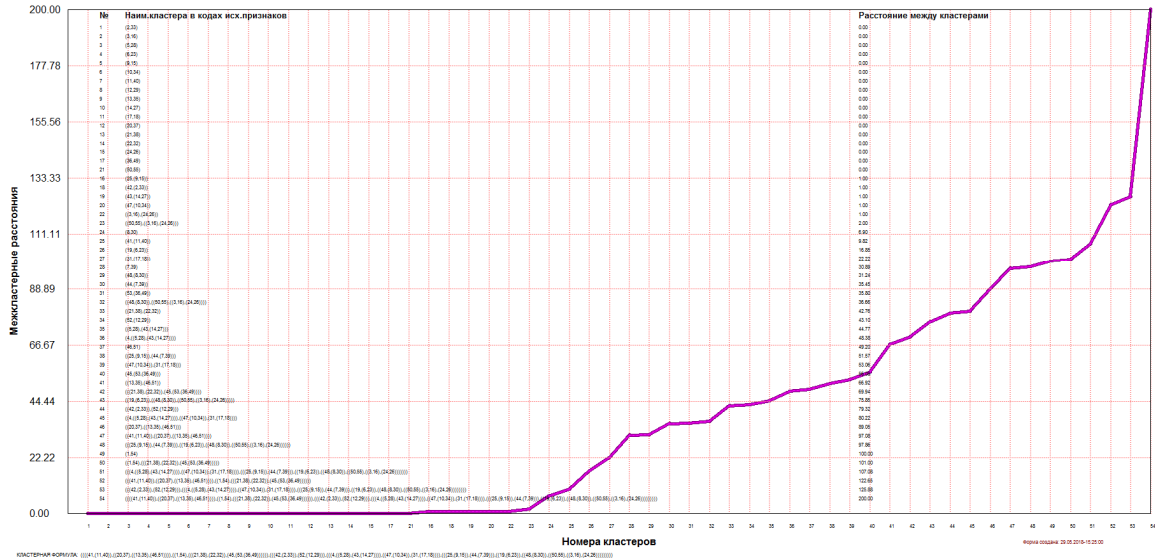
Задайте способ выбора признаков для отображения:

Признаки с MAX и MIN уровнями сходства

Признаки с MAX по модулю уровнем сходства



ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF4"  
 Приложение: "АСК-анализ кассовых сборов фильмов"



(С) Универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос-Х++"

Рисунок 24– График изменения межкластерных расстояний

## 2.5. Нелокальные нейроны и нейронные сети

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует не локальную нейронную сеть. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети представлены на рисунке 25:

### Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	СТРАНА-Австралия
2	СТРАНА-Индия
3	СТРАНА-Италия
4	СТРАНА-Казакстан
5	СТРАНА-Канада
6	СТРАНА-Россия
7	СТРАНА-США
8	СТРАНА-Франция

Подготовка визуализации нейрона: 1 "СТРАНА-Австралия" в модели: 6 "INF3"

**АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
2	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-"Crocodile" Dundee	0.958
33	РЕЖИССЕР-Питер Файман	0.958
42	ГОД-2/5-(1981.2000000, 1990.4000000)	0.958
52	СБОРЫ (МЛН \$)-2/5-(321.5240000, 643.0180000)	0.748
46	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-1/5-(1.2000000, 65.2000000)	0.370

**ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
45	ГОД-5/5-(2008.8000000, 2018.0000000)	-0.630
51	СБОРЫ (МЛН \$)-1/5-(0.0300000, 321.5240000)	-0.546
48	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-3/5-(129.2000000, 193.2000000)	-0.252
44	ГОД-4/5-(1999.6000000, 2008.8000000)	-0.210
53	СБОРЫ (МЛН \$)-3/5-(643.0180000, 964.5120000)	-0.168
31	РЕЖИССЕР-Люк Бессон	-0.126
30	РЕЖИССЕР-Кристофер Нолан	-0.126
41	ГОД-1/5-(1972.0000000, 1981.2000000)	-0.084

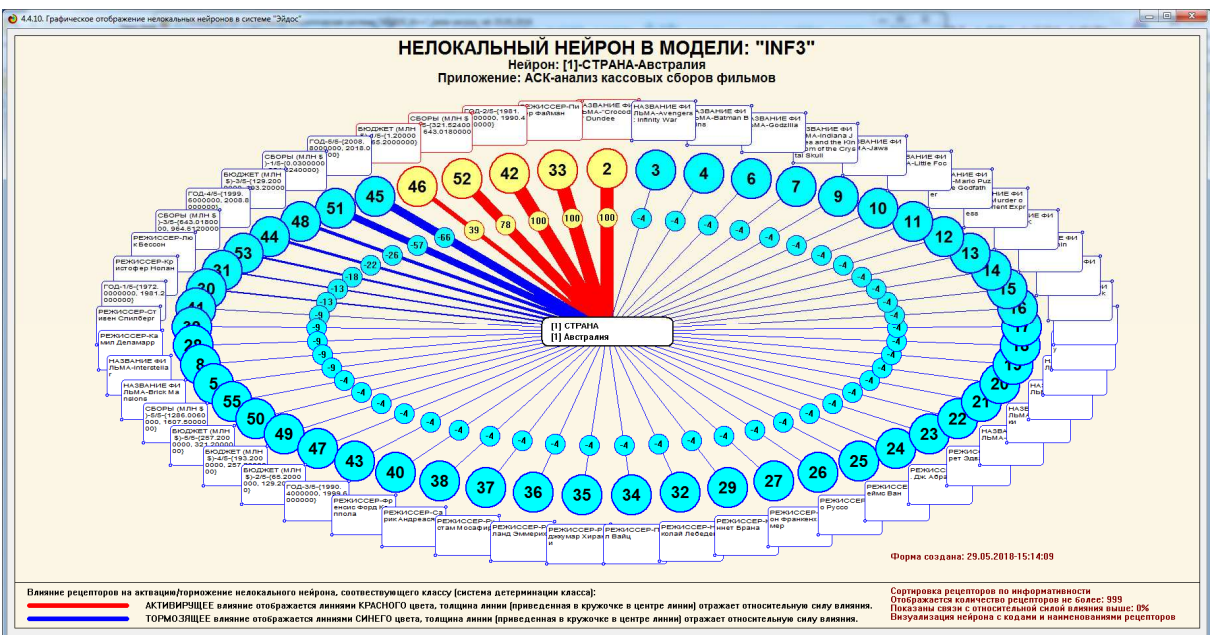
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

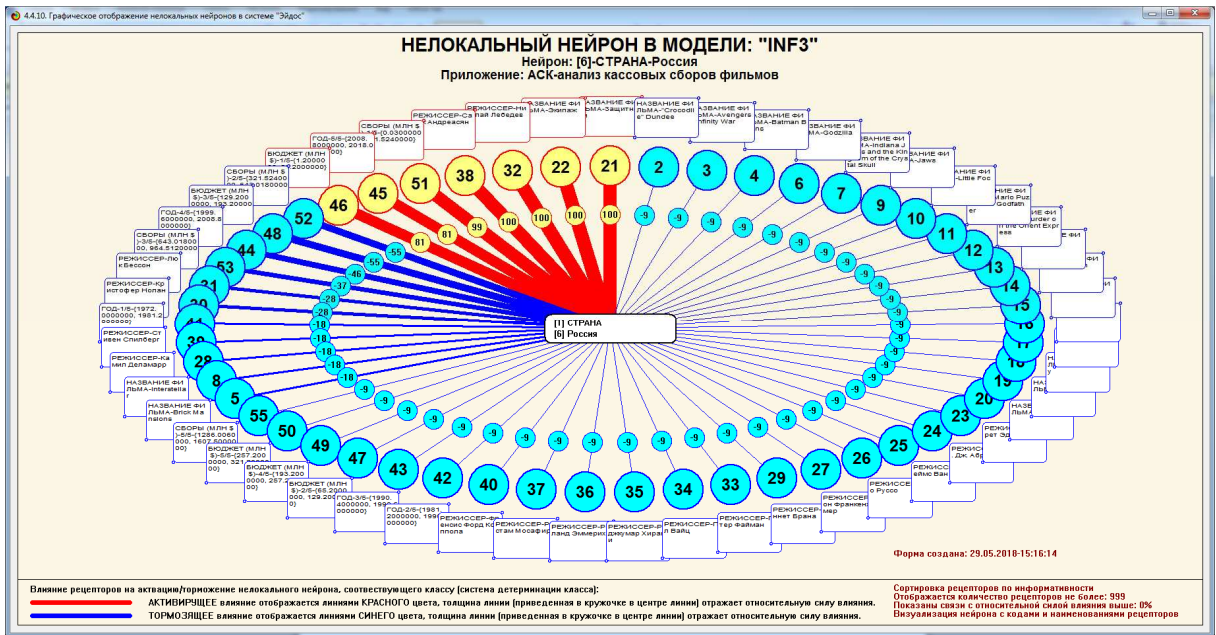
Помощь    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    **Inf3**    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

**НЕЙРОН**    Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999    Минимальный вес.коэф.ф.отображаемых рецепторов: 0,000

Сортировать рецепторы:  по информативности     по модулю информативности

Отображать рецепторы:  с наименованиями     только с кодами





4.4.10. Графическое отображение нелокальных нейронов в системе "Эйдос"

### Выбор нелокального нейрона (класса) для визуализации

Код	Наименование нелокального нейрона (класса)
1	СТРАНА-Австралия
2	СТРАНА-Индия
3	СТРАНА-Италия
4	СТРАНА-Казахстан
5	СТРАНА-Канада
6	СТРАНА-Россия
7	СТРАНА-США
8	СТРАНА-Франция

### Подготовка визуализации нейрона: 6 "СТРАНА-Россия" в модели: 6 "INF3"

**АКТИВИРУЮЩИЕ рецепторы и сила их влияния**      **ТОРМОЗЯЩИЕ рецепторы и сила их влияния**

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
21	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Защитники	0.916
22	НАЗВАНИЕ ФИЛЬМА-Экипаж	0.916
32	РЕЖИССЕР-Николай Лебедев	0.916
38	РЕЖИССЕР-Сарик Андреасян	0.916
51	СБОРЫ (МЛН \$)-1/5-(0.0300000, 321.5240000)	0.908
45	ГОД-5/5-(2008.8000000, 2018.0000000)	0.735
46	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-1/5-(1.2000000, 65.2000000)	0.735

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
52	СБОРЫ (МЛН \$)-2/5-(321.5240000, 643.0180000)	-0.504
48	БЮДЖЕТ (МЛН \$)-3/5-(129.2000000, 193.2000000)	-0.504
44	ГОД-4/5-(1999.6000000, 2008.8000000)	-0.420
53	СБОРЫ (МЛН \$)-3/5-(643.0180000, 964.5120000)	-0.336
31	РЕЖИССЕР-Люк Бессон	-0.252
30	РЕЖИССЕР-Кристофер Нолан	-0.252
41	ГОД-1/5-(1972.0000000, 1981.2000000)	-0.168
39	РЕЖИССЕР-Стивен Спилберг	-0.168

   Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

   Максимальное количество отображаемых рецепторов: 999    Минимальный вес, коэф.ф. отображаемых рецепторов: 0.000

Сортировать рецепторы:    Отображать рецепторы:

- по информативности
- по модулю информативности
- с наименованиями
- только с кодами

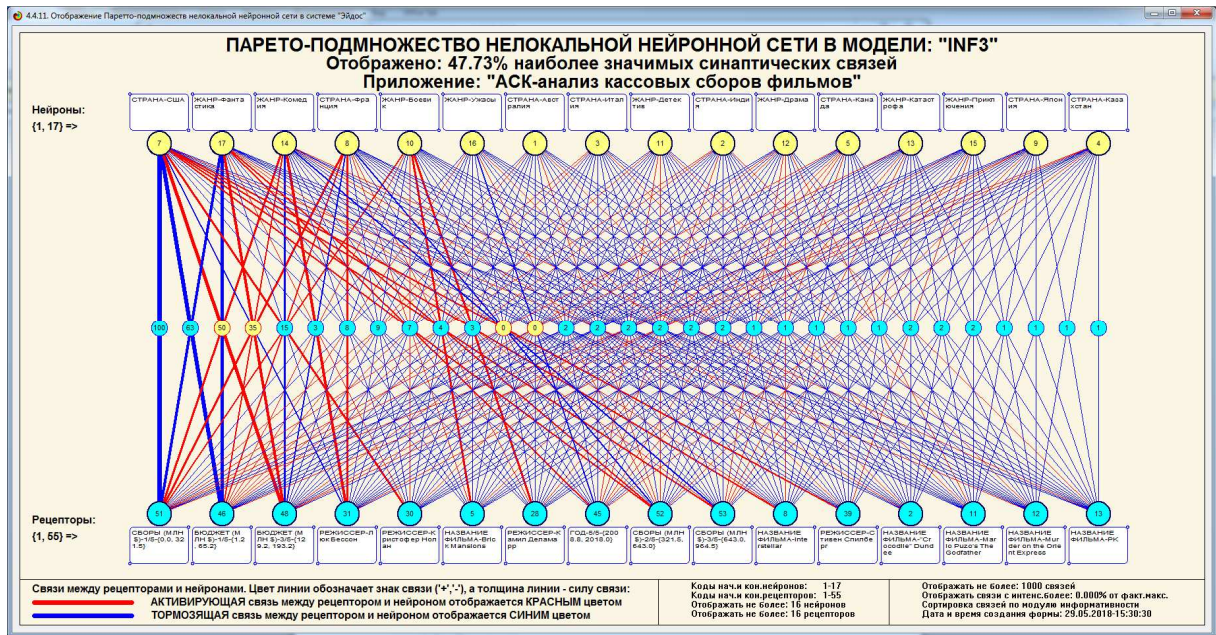


Рисунок 25 — Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети  
 Благодаря данному нейрону видно, как различные факторы влияют на модель, какие оказывают положительное влияние, а какие отрицательное.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу репозитория UCI. В данной работе приводится развернутый пример использования базы данных репозитория UCI для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,960, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена и его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф. Е.В.Луценко. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 21% более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, что, как правило, наблюдается и в других приложениях. Этим и оправдано применение моделей знаний.

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

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: [http://lc.kubagro.ru/My\\_training\\_schedule.doc](http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc) КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.

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

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

4. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических,



технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.

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

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