

УДК Автоматизированный системно-когнитивный анализ аниме Денисенко Александр Владимирович Студент факультета ПИ, группы ИТ2201 sasadenisenko8@gmail.com <i>Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия</i> Целью данной работы является изучение силы и направления влияния свойств аниме на результаты их просмотра и степень увеличения этих результатов. Достижение данной цели представляет большой научный и практический интерес как для взрослого человека, так и для детей. Взрослым это позволяет просмотреть новые интересные жанры в аниме, детям выбрать аниме, которое позволяет наиболее эффективно провести время. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». Подробно рассматривается численный пример, основанный на реальных данных по жанрам аниме Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСК-АНАЛИЗ, СИСТЕМА «ЭЙДОС», АНИМЕ	UDK Automated system-cognitive analysis of anime Denisenko Alexander Vladimirovich Student of the faculty PI, the group ИТ2201 sasadenisenko8@gmail.com <i>Kuban State Agrarian University named after I.T.Trubilin, Krasnodar, Russia</i> The purpose of this work is to study the strength and direction of the influence of the properties of anime on the results of their viewing and the degree of increase in these results. Achieving this goal is of great scientific and practical interest for both adults and children. This allows adults to view new interesting stories in anime, and children to choose a cartoon that allows them to spend the most effective time. To achieve this goal, the Automated system-cognitive analysis (ask-analysis) and its software tools – the intelligent system "Eidos" are used. A numerical example based on real data on anime genres is considered in detail. Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM, ANIME
---	--

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	3
ЗАДАЧА 1: КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	6
ЗАДАЧА 2: ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	6
ЗАДАЧА 3: СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ И ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ ИЗ НИХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ	11
ЗАДАЧА 4: РЕШЕНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	17
<i>ПОДЗАДАЧА 4.1. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ (ДИАГНОСТИКА, КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ)</i>	<i>17</i>
ПОДЗАДАЧА 4.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (SWOT-АНАЛИЗ)	19
ПОДЗАДАЧА 4.3. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ.....	23
4.3.1. КОГНИТИВНЫЕ ДИАГРАММЫ КЛАССОВ	24
4.3.2. АГЛОМЕРАТИВНАЯ КОГНИТИВНАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ КЛАССОВ	25
4.3.3. КОГНИТИВНЫЕ ДИАГРАММЫ ЗНАЧЕНИЙ ФАКТОРОВ	26
4.3.4. АГЛОМЕРАТИВНАЯ КОГНИТИВНАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ЗНАЧЕНИЙ ФАКТОРОВ	28
4.3.5. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОНЫ И НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ.....	29
4.3.6. СИЛА И НАПРАВЛЕНИЕ ВЛИЯНИЯ ЗНАЧЕНИЙ ФАКТОРОВ СИЛА ВЛИЯНИЯ САМИХ ФАКТОРОВ НА РЕЗУЛЬТАТЫ ПРОСМАТРИВАНИЯ АНИМЕ	31
4.3.7. УСТОЙЧИВОСТЬ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРОСМАТРИВАНИЯ АНИМЕ ОТ ЗНАЧЕНИЙ ОБУСЛАВЛИВАЮЩИХ ИХ СВОЙСТВ	33
5.ВЫВОДЫ	37
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	37

Введение

Целью данной работы является изучение силы и направления влияния свойств аниме на результаты их просматривания и степень доминирования этих результатов в мире.

Достижение данной цели представляет большой пользовательский и практический интерес как для взрослого человека, а так и для детей. Взрослым это позволяет просмотреть новые интересные сюжеты в аниме, а детям выбрать мультфильм, который позволяет наиболее эффективно провести время.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие **задачи**, которые получаются путем декомпозиции цели и являются этапами ее достижения:

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области.

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной модели.

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели:

подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация);

подзадача 4.2. Поддержка принятия решений;

подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели (когнитивные диаграммы классов и 3 значений факторов, агломеративная когнитивная кластеризация классов и значений факторов, нелокальные нейроны и нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты, когнитивные функции).

Эти задачи по сути представляют собой **этапы** Автоматизированного системно-когнитивный анализа (АСК-анализ), который и поэтому и предлагается применить для их решения.

АСК-анализ представляет собой метод искусственного интеллекта, разработанный проф. Е.В. Луценко в 2002 году для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ доведен до **инновационного** уровня благодаря тому, что имеет свой программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос-Х++» (система «Эйдос») [1].

Система «Эйдос» выгодно отличается от других интеллектуальных систем следующими параметрами:

разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть

применена во многих предметных областях
(<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>);

Находится в полном открытом бесплатном доступе
(http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt);

является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. она не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (есть активное внедрение системы «Эйдос» 1987 года)
(<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 188, соответственно)
(http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на 44 языках. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

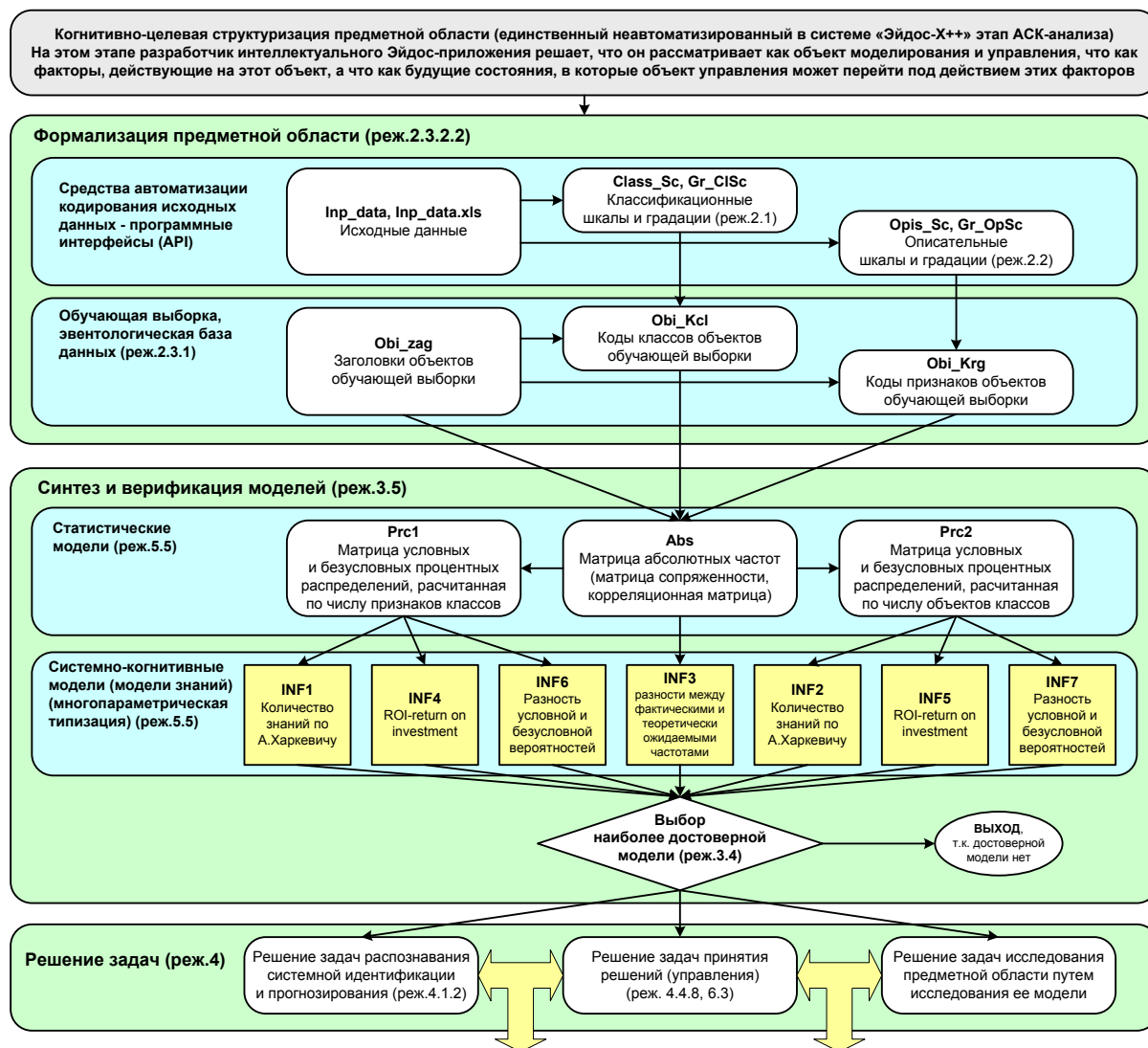
поддерживает on-line среду накопления знаний и широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);

наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний;

обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

Всем этим и обусловлен выбор АСК-анализа и его программного инструментария – интеллектуальной системы «Эйдос» в качестве метода и инструмента решения поставленной проблемы (рисунок 1).

**Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»,
повышение уровня системности данных, информации и знаний,
повышение уровня системности моделей**



Если модель адекватна, **достоверна**, т.е. соответствует действительности, то и результаты решения задач в этой модели также соответствуют действительности. Это значит, что если достоверность модели низка или неизвестна, то применять ее для решения реальных задач нельзя. Если же это делается, то является авантюризмом и профанацией науки.

О соотношении задач.

- **распознавание, классификация, идентификация и диагностика** (это одно и то же, т.е. синонимы). При решении этих задач определяется степень сходства/различия образа конкретного объекта с обобщенными образами классов.

- **идентификация и прогнозирование** (при идентификации значения свойств и принадлежность объекта к классу относятся к одному моменту времени, а при прогнозировании значения факторов относятся к прошлому, а переход объекта под действием этих факторов в состояние, соответствующее классу относится к будущему, по сути, **прогнозирование - это идентификация будущих состояний, т.е. это тоже идентификация, но не в пространстве (настоящем), а в пространстве-времени**).

- **прогнозирование и принятие решений** (при прогнозировании по значениям факторов, действующих на объект моделирования, определяется в какое будущее состояние он перейдет под их действием. При принятии решений, наоборот, по будущему целевому состоянию объекта моделирования определяются значения факторов, которые обуславливают его переход в это будущее целевое состояние. Таким образом **задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования**).

- **принятие решений путем многократного многовариантного прогнозирования** при различных сочетаниях значений факторов невозможно из-за комбинаторного взрыва. Прогнозирование может быть **элементом** принятия решения, т.е. применено для оценки **адекватности** рассматриваемого уже ранее сформированного другим методом варианта решения, но оно в реальных случаях, т.е. когда много факторов, не может быть применено для выработки самого варианта решения; **принятие решений и исследование моделируемой предметной области (задача принятия решений является обратной по отношению к задаче прогнозирования только в простейшем случае: в случае использования SWOT-анализа. Однако SWOT-анализ имеет свои ограничения: может быть задано только одно будущее целевое состояние, некоторые рекомендуемые факторы может не быть технологической и финансовой возможности использовать. Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» реализован развитый алгоритм принятия решений п.6.3 в котором кроме SWOT-анализа используются также результаты решения задачи прогнозирования и результаты кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов, т.е. некоторые результаты решения задачи исследования предметной области.**)

Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос-X++» (Рисунок 1)

Задача 1: когнитивная структуризация предметной области

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области мы неформализуемым путем решаем на качественном уровне, что будем рассматривать в качестве факторов, действующих на моделируемый объект (причин), а что в качестве результатов действия этих факторов (последствий).

При этом необходимо отметить, что системно-когнитивные модели (СК-модели) отражают лишь сам факт наличия зависимостей между значениями факторов и результатами их действия. Но они не отражают причин и механизмов такого влияния. Это значит, что содержательная интерпретация СК-моделей – это компетенция специалистов-экспертов хорошо разбирающихся в данной предметной области. Иногда встречается ситуация, когда и то, что на первый взгляд является причинами, и то, что казалось бы является их последствиями, на самом деле является последствиями неких глубинных причин, которых мы не видим и никоим образом непосредственно не отражаем в модели.

В данной работе в качестве классификационных шкал выберем результаты просмотра Аниме (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – различные свойства Аниме (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационные шкалы

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	НАЗВАНИЕ
2	

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Opis_Sc.dbf

Таблица 2 – Описательные шкалы

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	РЕЙТИНГ
2	ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКИЙ РЕЙТИНГ
3	ГОД
4	ВРЕМЯ ДЛИТЕЛЬНОСТИ

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\A0000002\System\Class_Sc.dbf

Задача 2: подготовка исходных данных и формализация предметной области

Исходные данные для данной статьи (таблица 3) получены в результате режиссерской работы над а, наиболее хорошо адаптированных по своим свойствам для условий просмотра людьми:

Таблица 3 – Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»

rank	title	rating	votes	year	minutes	genre
1	Ramayana: The Legend of Prince Rama	9,2	7549	1993	97	Action
2	Spirited Away	8,6	156112	2001	125	Adventure
3	Meiji Tokyo Renka Movie: Yumihari no Serenade	8,5	39	2015	60	Fantasy
4	Natsu e no tunnel, Sayonara no deguchi	8,5	23	2022	83	Animation
5	Attack on Titan: Chronicle	8,5	10421	2020	122	Action
6	Gintama: The Final	8,5	2381	2021	104	Action
7	Grave of the Fireflies	8,5	275743	1988	89	Drama
8	Attack on Titan: The Roar of Awakening	8,4	5376	2018	120	Action
9	Your Name.	8,4	265332	2016	106	Drama
10	Princess Mononoke	8,4	392732	1997	134	Action
11	Fresh Precure!	8,3	32	2009	120	Action
12	Gintama the Movie: The Final Chapter - Be Forever Yorozuya	8,3	2711	2013	110	Action
13	Gaiking II	8,3	23	2011	120	Animation
14	Precure Allstars DX	8,3	88	2009	120	Animation
15	From the Apennines to the Andes: The Movie	8,3	30	1980	107	Drama
16	Conan the Future Boy: The Big Giant Robot's Resurrection	8,3	657	1984	49	Family
17	Gekipuban Shimajiru no wao! Shimajiru to kujira no uta	8,2	22	2014	120	Family
18	Magnetic Rose	8,2	2677	1995	45	Horor
19	Demon Slayer the Movie: Mugen Train	8,2	57328	2020	117	Adventure
20	Rascal Does Not Dream of a Dreaming Girl	8,2	4794	2019	89	Family
21	Kow's Moving Castle	8,2	383001	2004	119	Family
22	Makoto-chan	8,2	49	1980	85	Animation
23	Totou the Green Thumb	8,1	30	1990	75	Animation
24	A Silent Voice: The Movie	8,1	81298	2016	130	Drama
25	Wolf Children	8,1	45159	2012	117	Family
26	Legend of the Galactic Heroes: Die Neue These - Stellar War 3	8,1	44	2019	93	Drama
27	Shoujo Kagaki Revue Starlight: Rondo Rondo Rondo	8,1	43	2020	119	Music
28	Girls und Panzer Compilation Movie	8,1	30	2018	122	Comedy
29	Made in Abyss: Dawn of the Deep Soul	8,1	3899	2020	113	Drama
30	My Neighbor Totoro	8,1	137655	1985	86	Family
31	Joku Owarimonogatari	8	827	2018	148	Fantasy
32	Fate/stay night [Heaven's Feel] II. lost butterfly	8	2471	2019	117	Adventure
33	I Want to Eat Your Pancreas	8	17152	2018	109	Family
34	Mobile Suit Gundam: The Origin III - Dawn of Rebellion	8	495	2016	68	Drama
35	Black Butler: Book of Murder	8	1085	2014	116	Com
36	Kizumonogatari Part 3: Reiketsu	8	2711	2017	83	Drama
37	Slam Dunk: Zenkoku Seiha da! Sakuragi Hanamichi	8	449	1994	45	Drama
38	Deadstar the Movie	8	10	2014	63	Animation
39	The Tale of The Princess Kaguya	8	47044	2013	137	Family
40	One Piece: 10th Anniversary Special	8	10350	2021	154	Drama

Затем с параметрами, показанными на рисунке 2, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа. На рисунке 2 приведены реально использованные параметры.

Обратим внимание, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений. И в классификационных, и в описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

На рисунке 3 приведен Help данного режима, в котором объясняется принцип организации таблицы исходных данных для данного режима. Здесь же обратим внимание на то, что в таблице 3 как сами свойства фильмов, так и результаты их в мире, могут быть представлены как числовыми, так и валютными значениями.

Автоматическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

- ☒ XLS - MS Excel-2003
☐ XLSX- MS Excel-2007(2010)
☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX)
☐ CSV - CSV => DBF конвертер

Стандарт XLS-файла

Стандарт DBF-файла

Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

- ☐ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
☒ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 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 TXT-полей классов:

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

В качестве признаков рассматриваются:

- ☐ Значения полей целиком
☒ Элементы значений полей - слова > символов:
☐ Элементы значений полей - символы

- ☐ Проводить лемматизацию
☒ Не проводить лемматизацию

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

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ: (равные интервалы)

Количество градаций классификационных и описательных шкал в модели, т.е.: [115 классов x 48 признаков]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс. шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис. шкалу
Числовые	0	0	0,00	4	48	12,00
Текстовые	2	115	57,50	0	0	0,00
ВСЕГО:	2	115	57,50	4	48	12,00

Задайте количество числовых диапазонов (интервалов, градаций) в шкале:

В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации

Выйти на создание модели

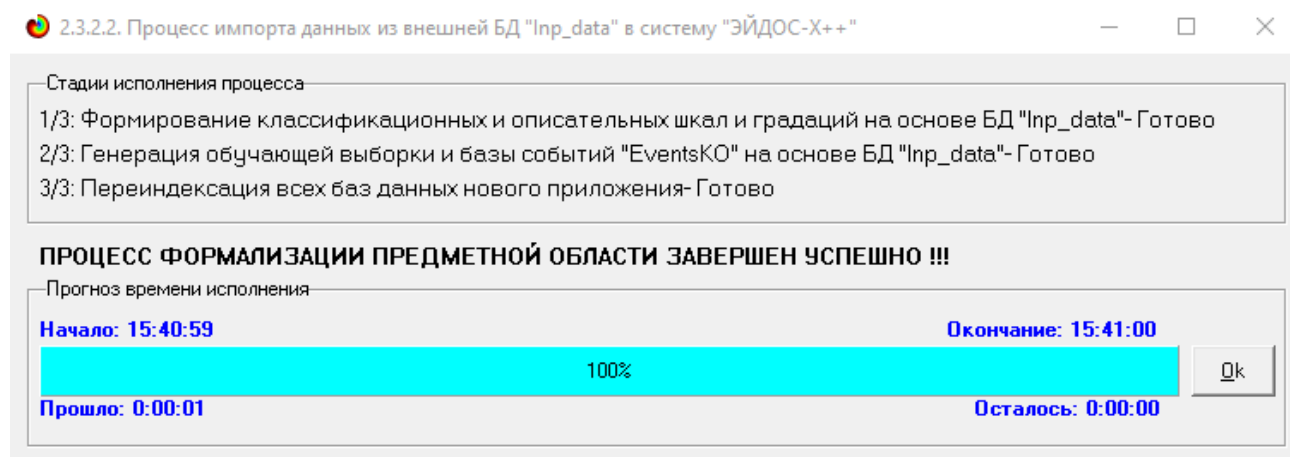


Рисунок 2. Экранная форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

В результате работы режима сформировано 2 классификационных шкал с суммарным количеством градаций (классов) 8 (таблица 4) и 4 описательных шкал с суммарным числом градаций 23. С использованием классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 4 и 5) исходные данные (таблица 3) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 6):

Таблица 4 – Классификационные шкалы и градации

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	TITLE
2	GENRE

Таблица 5 – Описательные шкалы и градации (различные свойства Фильмов и степень их выраженности)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	RATING
2	VOTES
3	YEAR
4	MINUTES

Таблица 6 – Обучающая выборка

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7
1	78	101	12	13	28	42
2	85	102	8	24	31	45
3	59	108	7	13	35	38
4	67	103	7	13	36	40
5	5	101	7	13	36	44
6	34	101	7	13	36	43
7	36	106	7	17	27	41
8	6	101	6	13	35	44
9	99	106	6	17	35	43
10	74	101	6	19	30	46
11	26	101	5	13	33	44
12	33	101	5	13	34	43
13	28	103	5	13	33	44
14	73	103	5	13	33	44
15	27	106	5	13	25	43
16	13	107	5	13	26	37
17	30	107	4	13	34	44
18	57	109	4	13	29	37
19	17	102	4	13	36	44
20	79	107	4	13	36	41
21	39	107	4	19	31	44
22	58	103	4	13	25	41
23	93	103	4	13	28	40
24	1	106	4	14	35	45
25	98	107	4	13	34	44
26	52	106	4	13	36	41
27	83	110	4	13	36	44
28	35	104	4	13	35	44
29	55	106	4	13	36	43
30	66	107	4	18	27	41
31	100	108	3	13	35	47
32	24	102	3	13	36	44
33	40	107	3	13	35	43
34	61	106	3	13	35	39
35	9	105	3	13	34	44
36	47	106	3	13	35	40
37	84	106	3	13	29	37
38	16	103	3	13	34	38
39	92	107	3	13	34	46
40	23	106	3	13	36	48

Обучающая выборка (таблица 6), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (таблица 3), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 4 и 5).

Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

Задача 3: синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей и выбор наиболее достоверной из них для решения задач

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 4). Сами эти модели описаны в ряде работ [1-8].

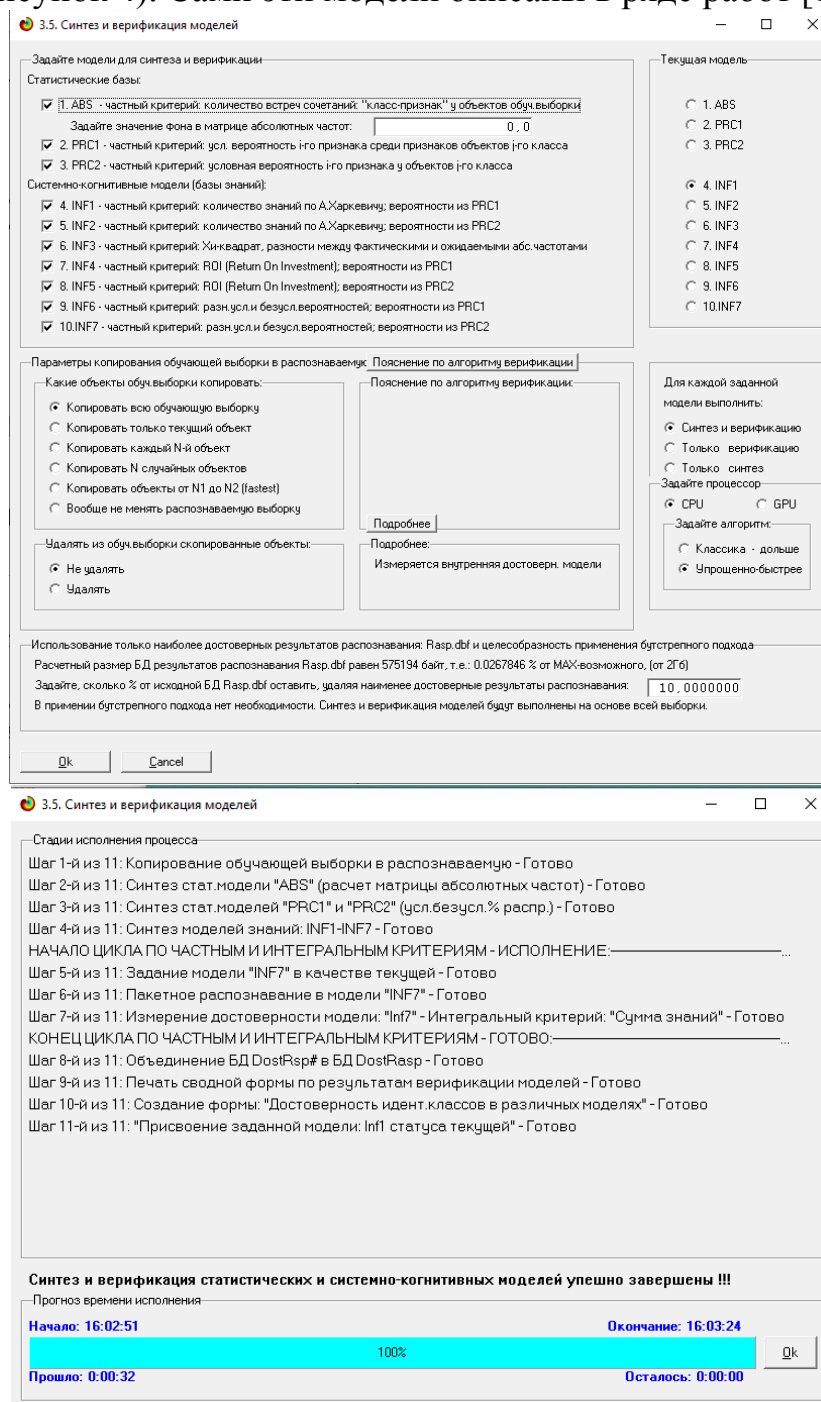


Рисунок 4. Экранная форма режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Обратим внимание на то, что на рисунке 4 в правом нижнем углу окна задана опция: «Расчеты проводить на центральном процессоре (CPU)».

Из рисунка 4 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 11 минут 30 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей использовался центральный процессор (CPU). На графическом процессоре (GPU) выполнение этих операций занимает значительно меньшее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи раз меньше). Таким образом, неграфические вычисления на графических процессорах видеокарты делает возможной обработку больших объемов исходных данных за разумное время. В процесс синтеза и верификации моделей осуществляется также расчет 10 выходных форм, на что уходит более 99% времени исполнения.

Фрагменты самих созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели) приведены на рисунках 5, 6, 7:

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TITLE A SILENT VOICE: THE MOVIE	2. TITLE AJIN PART 2: SHOUTOTSU	3. TITLE AKIRA	4. TITLE ASATTE DANSU	5. TITLE ATTACK ON TITAN: CHRONICLE	6. TITLE ATTACK ON TITAN: THE ROAR OF AWAKENING	7. TITLE BAREFOOT GEN	8. TITLE BERSERK: THE GOLDEN AGE ARC III THE ADVENT	9. TITLE BLACK BUTLER: BOOK OF MURDER	10. TITLE BORUTO: NARUTO THE MOVIE	11. TITLE CARDCAPTOR SAKURA: THE SEALED CARD
1.0	RATING-1/12 (7.7000000, 7.8250000)		1.0		1.0				1.0		1.0	1.0
2.0	RATING-2/12 (7.8250000, 7.9500000)											
3.0	RATING-3/12 (7.9500000, 8.0750000)			1.0				1.0		1.0		
4.0	RATING-4/12 (8.0750000, 8.2000000)	1.0										
5.0	RATING-5/12 (8.2000000, 8.3250000)											
6.0	RATING-6/12 (8.3250000, 8.4500000)						1.0	1.0				
7.0	RATING-7/12 (8.4500000, 8.5750000)					1.0						
8.0	RATING-8/12 (8.5750000, 8.7000000)											
9.0	RATING-9/12 (8.7000000, 8.8250000)											
10.0	RATING-10/12 (8.8250000, 8.9500000)											
11.0	RATING-11/12 (8.9500000, 9.0750000)											
12.0	RATING-12/12 (9.0750000, 9.2000000)											
13.0	VOTES-1/12 (10.0000000, 63018.5000000)		1.0		1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
14.0	VOTES-2/12 (63018.5000000, 126027.0000000)	1.0										
15.0	VOTES-3/12 (126027.0000000, 189035.5000000)			1.0								
16.0	VOTES-4/12 (189035.5000000, 252044.0000000)											
17.0	VOTES-5/12 (252044.0000000, 315052.5000000)											
18.0	VOTES-6/12 (315052.5000000, 378061.0000000)											

Рисунок 5. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TITLE A SILENT VOICE: THE MOVIE	2. TITLE AJIN PART 2: SHOUTOTSU	3. TITLE AKIRA	4. TITLE ASATTE DANSU	5. TITLE ATTACK ON TITAN: CHRONICLE	6. TITLE ATTACK ON TITAN: THE ROAR OF AWAKENING	7. TITLE BAREFOOT GEN	8. TITLE BERSERK: THE GOLDEN AGE ARC III THE ADVENT	9. TITLE BLACK BUTLER: BOOK OF MURDER	10. TITLE BORUTO: NARUTO THE MOVIE
1.0	RATING-1/12 (7.7000000, 7.8250000)		1.046		1.046				1.046		1.046
2.0	RATING-2/12 (7.8250000, 7.9500000)										
3.0	RATING-3/12 (7.9500000, 8.0750000)			1.505				1.505		1.505	
4.0	RATING-4/12 (8.0750000, 8.2000000)	2.013									
5.0	RATING-5/12 (8.2000000, 8.3250000)										
6.0	RATING-6/12 (8.3250000, 8.4500000)						3.591				
7.0	RATING-7/12 (8.4500000, 8.5750000)					3.068					
8.0	RATING-8/12 (8.5750000, 8.7000000)										
9.0	RATING-9/12 (8.7000000, 8.8250000)										
10.0	RATING-10/12 (8.8250000, 8.9500000)										
11.0	RATING-11/12 (8.9500000, 9.0750000)										
12.0	RATING-12/12 (9.0750000, 9.2000000)										
13.0	VOTES-1/12 (10.0000000, 63018.5000000)		0.154		0.154	0.154	0.154	0.154	0.154	0.154	0.154
14.0	VOTES-2/12 (63018.5000000, 126027.0000000)	3.591									
15.0	VOTES-3/12 (126027.0000000, 189035.5000000)			3.068							
16.0	VOTES-4/12 (189035.5000000, 252044.0000000)										
17.0	VOTES-5/12 (252044.0000000, 315052.5000000)										
18.0	VOTES-6/12 (315052.5000000, 378061.0000000)										

Рисунок 6. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. TITLE A SILENT VOICE: THE MOVIE	2. TITLE AJIN PART 2: SHOUTOTSU	3. TITLE AKIRA	4. TITLE ASATTE DANSU	5. TITLE ATTACK ON TITAN: CHRONICLE	6. TITLE ATTACK ON TITAN: THE ROAR OF AWAKENING	7. TITLE BAREFOOT GEN	8. TITLE BERSERK: THE GOLDEN AGE ARC III THE ADVENT	9. TITLE BLACK BUTLER: BOOK OF MURDER	10. TITLE BORUTO: NARUTO: THE MOVIE
1.0	RATING-1/12-(7.7000000, 7.8250000)	-0.360	0.640	-0.360	0.640	-0.360	-0.360	-0.360	0.640	-0.360	0.640
2.0	RATING-2/12-(7.8250000, 7.9500000)	-0.110	-0.110	-0.110	-0.110	-0.110	-0.110	-0.110	-0.110	-0.110	-0.110
3.0	RATING-3/12-(7.9500000, 8.0750000)	-0.230	-0.230	0.770	-0.230	-0.230	-0.230	0.770	-0.230	0.770	-0.230
4.0	RATING-4/12-(8.0750000, 8.2000000)	0.860	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140	-0.140
5.0	RATING-5/12-(8.2000000, 8.3250000)	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060	-0.060
6.0	RATING-6/12-(8.3250000, 8.4500000)	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030	0.970	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030
7.0	RATING-7/12-(8.4500000, 8.5750000)	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050	0.950	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050
8.0	RATING-8/12-(8.5750000, 8.7000000)	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010
9.0	RATING-9/12-(8.7000000, 8.8250000)										
10.0	RATING-10/12-(8.8250000, 8.9500000)										
11.0	RATING-11/12-(8.9500000, 9.0750000)										
12.0	RATING-12/12-(9.0750000, 9.2000000)	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010	-0.010
13.0	VOTES-1/12-(10.0000000, 63018.5000000)	-0.860	0.140	-0.860	0.140	0.140	0.140	0.140	0.140	0.140	0.140
14.0	VOTES-2/12-(63018.5000000, 126027.0000000)	0.970	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030	-0.030
15.0	VOTES-3/12-(126027.0000000, 189035.5000000)	-0.050	-0.050	0.950	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050	-0.050
16.0	VOTES-4/12-(189035.5000000, 252044.0000000)										
17.0	VOTES-5/12-(252044.0000000, 315052.0000000)	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020	-0.020
18.0	VOTES-6/12-(315052.0000000, 378060.0000000)	0.010	0.010	0.010	0.010	0.010	0.010	0.010	0.010	0.010	0.010

Рисунок 7. Модель INF3 (фрагмент)

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных свойств фильмов рассматривается с одной единственной точки зрения: какое *количество информации* содержится в них о том, какими будут результаты их просматривания [2]. Поэтому не играет никакой роли в каких единицах измерения измеряются те или иные свойств фильмов, а также в каких единицах измерения дает измерения результаты их просматривания, натуральных, в процентах или стоимостных [2]. Это и есть решение проблемы сопоставимости в АСК-анализе и системе «Эйдос», отличающее их от других интеллектуальных технологий.

Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации объектов обучающей выборки по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергера, а также по критериям L1- L2-мерам проф.Е.В.Луценко, смягчающие и преодолевающие недостатки F-меры [3]. В режиме 3.4 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

3.4. Обобщ.форма по достов.моделям при разн.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней ложнополож. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция abs частот с обр...	200	199	427	703	1	0.221	0.995	0.361	158.553	38.821	193
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма abs частот по призна...	200	200	409	721	1	0.217	1.000	0.357	52.000		34
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	200	199	425	705	1	0.220	0.995	0.361	158.553	38.821	193
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	200	200	409	721	1	0.217	1.000	0.357	141.352		229
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	200	199	427	703	1	0.221	0.995	0.361	158.549	38.821	193
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...	200	200	409	721	1	0.217	1.000	0.357	141.352		229
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	200	179	819	311	21	0.365	0.895	0.519	107.890	57.518	75
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	200	190	429	701	10	0.213	0.950	0.348	59.784	0.856	49
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	200	179	819	311	21	0.365	0.895	0.519	107.890	57.518	75
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	200	190	429	701	10	0.213	0.950	0.348	59.784	0.856	49
6. INF3 - частный критерий: Уникал. разности между факт...	Семантический резонанс зна...	200	179	831	299	21	0.374	0.895	0.528	131.512	87.624	84
6. INF3 - частный критерий: Уникал. разности между факт...	Сумма знаний	200	179	831	299	21	0.374	0.895	0.528	57.404	32.189	26
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	200	170	848	282	30	0.376	0.850	0.521	97.912	58.667	64
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	200	193	427	703	7	0.215	0.965	0.352	18.032	0.038	11
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс зна...	200	170	848	282	30	0.376	0.850	0.521	97.912	58.667	64
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	200	193	427	703	7	0.215	0.965	0.352	18.032	0.038	11
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	200	177	811	319	23	0.357	0.885	0.509	122.488	50.727	86
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	200	179	429	701	21	0.203	0.895	0.331	83.029	0.754	87
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	200	177	811	319	23	0.357	0.885	0.509	122.488	50.727	86
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	200	179	429	701	21	0.203	0.895	0.331	83.029	0.754	87

Помощь по меркам достоверности Помощь по частотным распределениям TP,TN,FP,FN (TP-FP)/(TN-FN) (T-F)/(T+F)*100 Задать интервал сглаживания

Рисунок 8. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Из рисунка 8 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Резонанс знаний» ($F=0,528$ при максимуме 1,000), что неплохо, а по критерию L1 проф.Е.В.Луценко [3] наиболее достоверной также является СК-модель INF3, но с интегральным критерием «Сумма знаний» ($L1=0,789$ при максимуме 1,000), что является очень хорошим результатом.

Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели сильной причинно-следственной зависимости между свойствами фильмов и результатами их просмотра.

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам прогнозирования результатов просмотра фильмов на основе их свойств в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

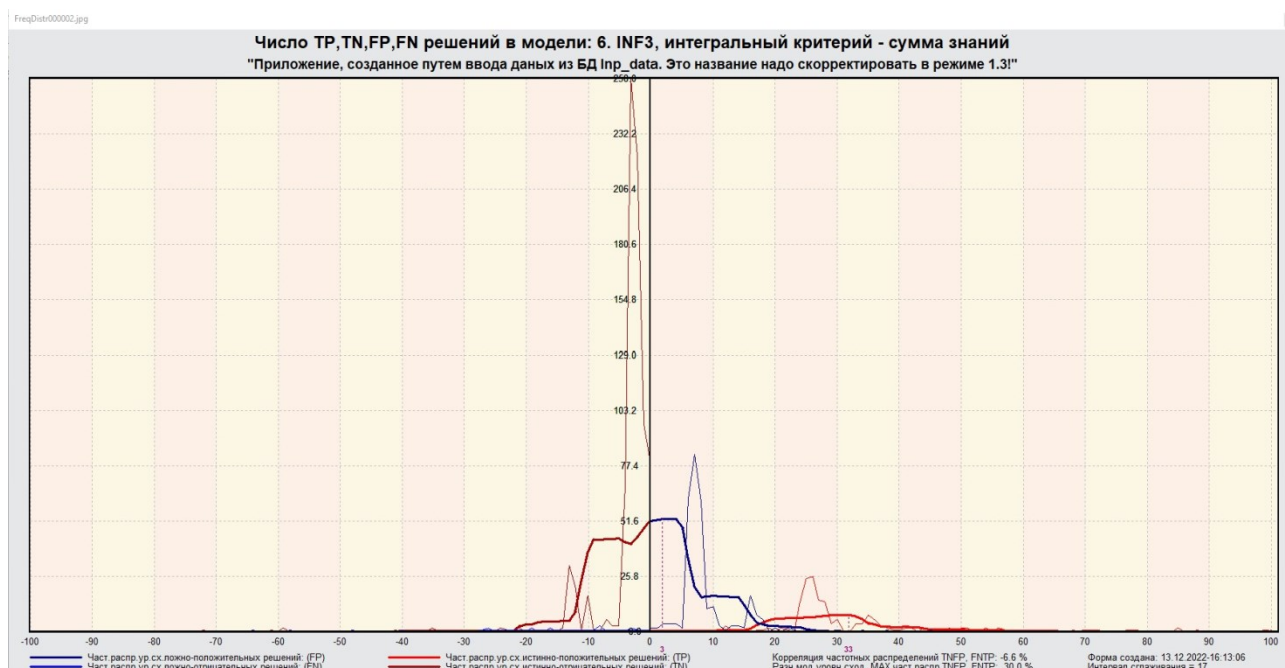


Рисунок 9. Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели Inf3

Рисунок 9 содержит изображения двух частотных распределений, похожих на нормальные, сдвинутых относительно друг друга по фазе.

Левое распределение, большее по амплитуде включает истинно-отрицательные и ложно-положительные решения, а правое, меньшее по амплитуде, включает ложные отрицательные и истинно-положительные решения.

Сдвиг этих распределений относительно друг друга и другие различия между ними и позволяют решать задачу прогнозирования и другие задачи.

Видно, что для отрицательных решений количество истинных решений всегда значительно превосходит количество ложных решений, причем при уровнях различия больше примерно 12% ложные отрицательные решения вообще отсутствуют.

Видно также, что для положительных решений картина более сложная и включает 3 диапазона уровней сходства

1) при уровнях сходства от 0% до примерно 20% количество ложных решений больше числа истинных;

2) при уровнях сходства от 20% до примерно 30% есть и истинные и ложные положительные решения, но число истинных больше числа ложных;

3) при уровнях сходства выше 30% встречаются только истинные положительные решения.

На рисунке 10 приведен Help по режиму 3.4, в котором описаны меры достоверности моделей, применяемые в системе «Эйдос»

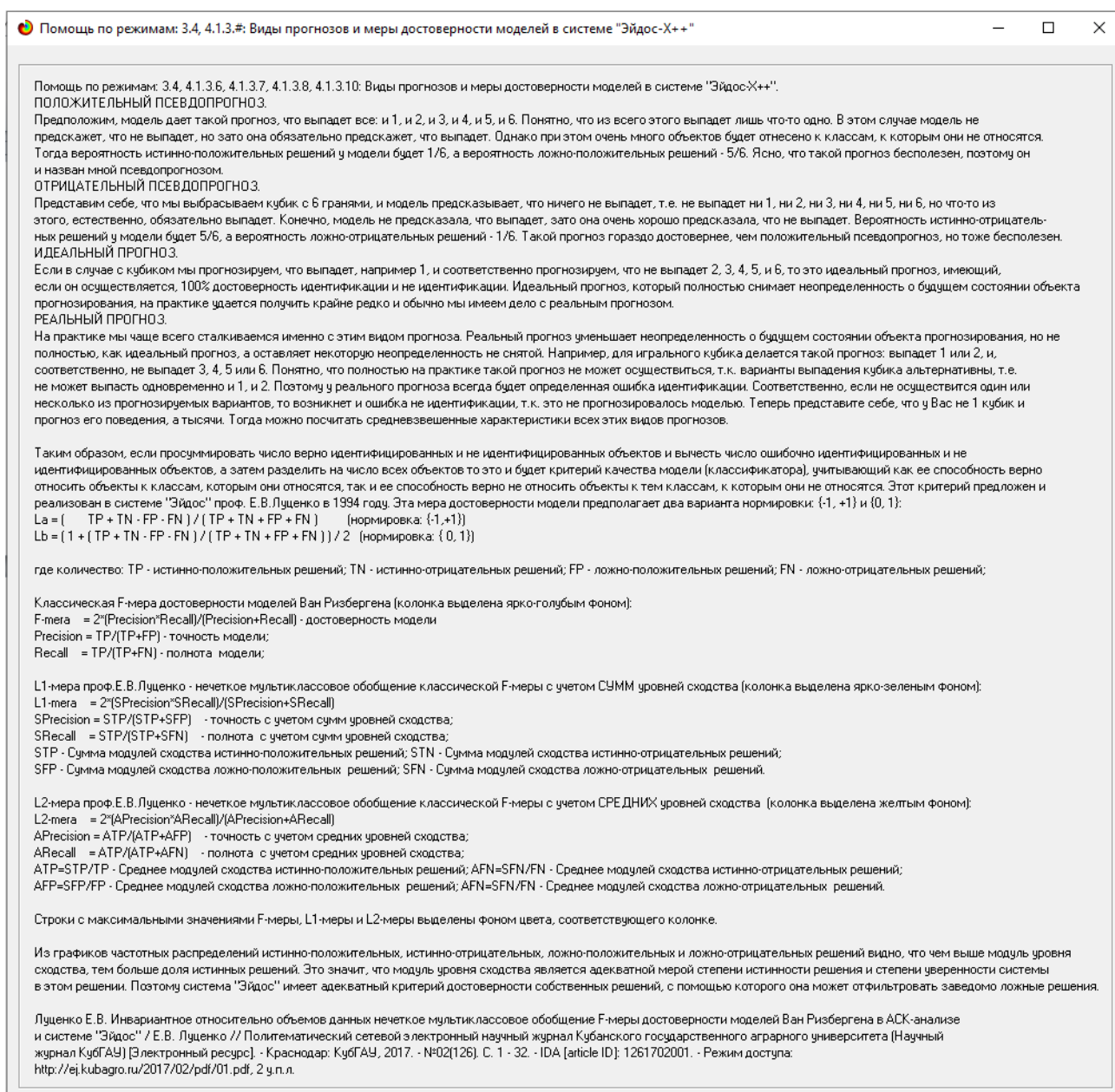


Рисунок 10. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [3]

Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF3 статус текущей модели. Для это запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 11):

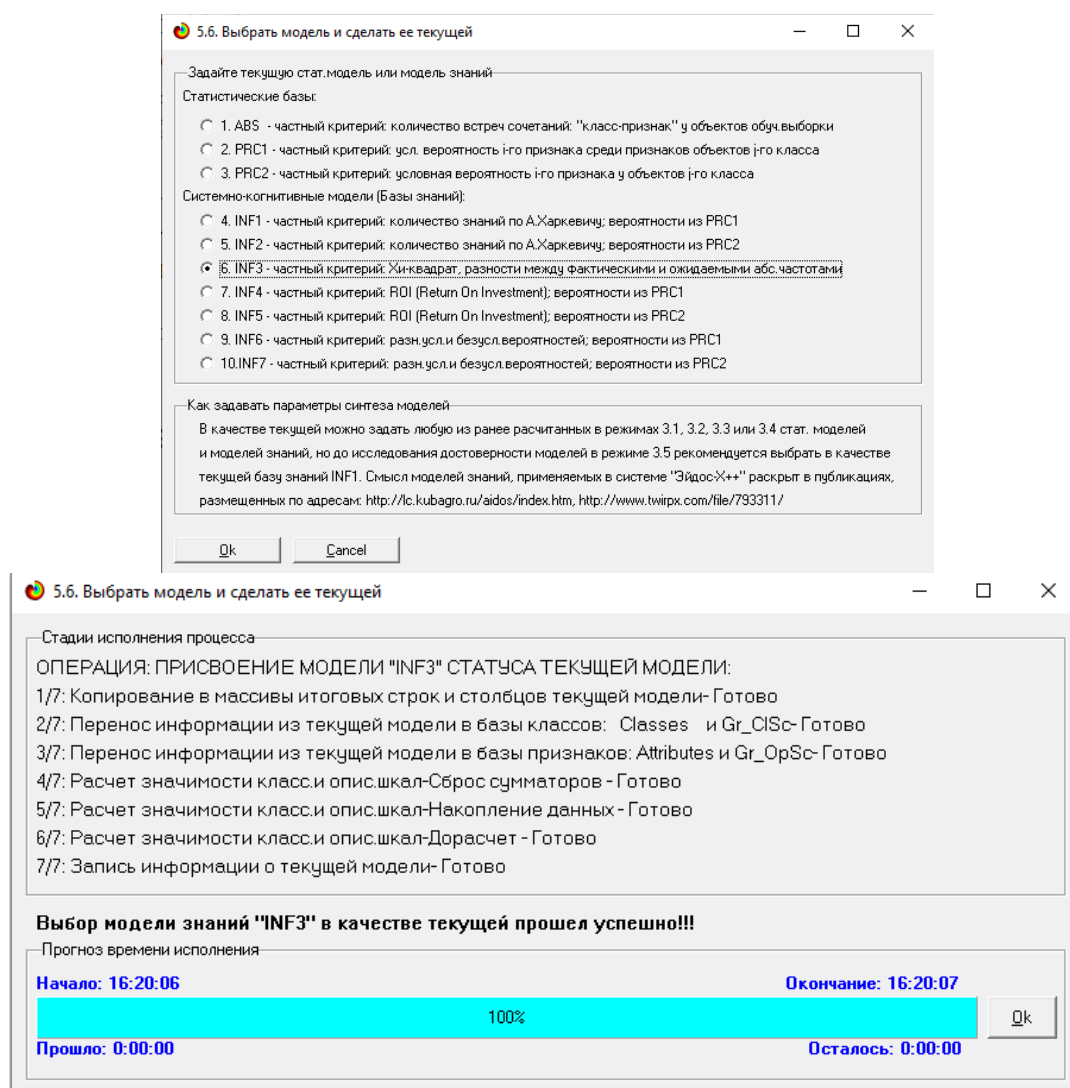


Рисунок 11. Экранные формы придания наиболее достоверной по L2-критерию СК-модели Inf3 статуса текущей модели

Задача 4: решение различных задач в наиболее достоверной модели

Подзадача 4.1. Прогнозирование (диагностика, классификация, распознавание, идентификация)

Решим задачу прогнозирования результатов просматривания аниме на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3 на CPU. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 12).

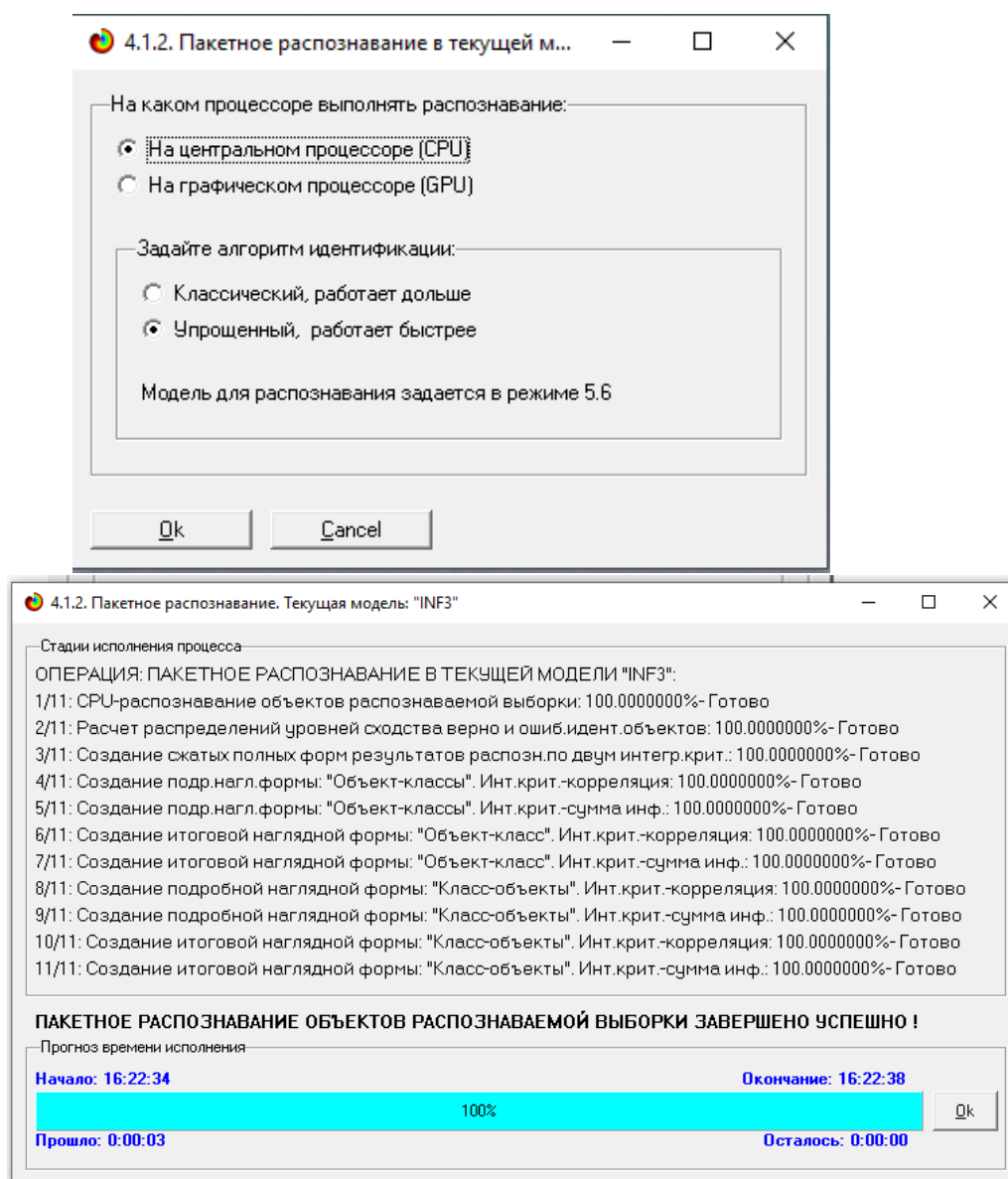


Рисунок 12. Экранные формы отображения процесса решения задачи прогнозирования в текущей модели

Также было создано 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях:

Приведем две из этих 10 форм: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 13).

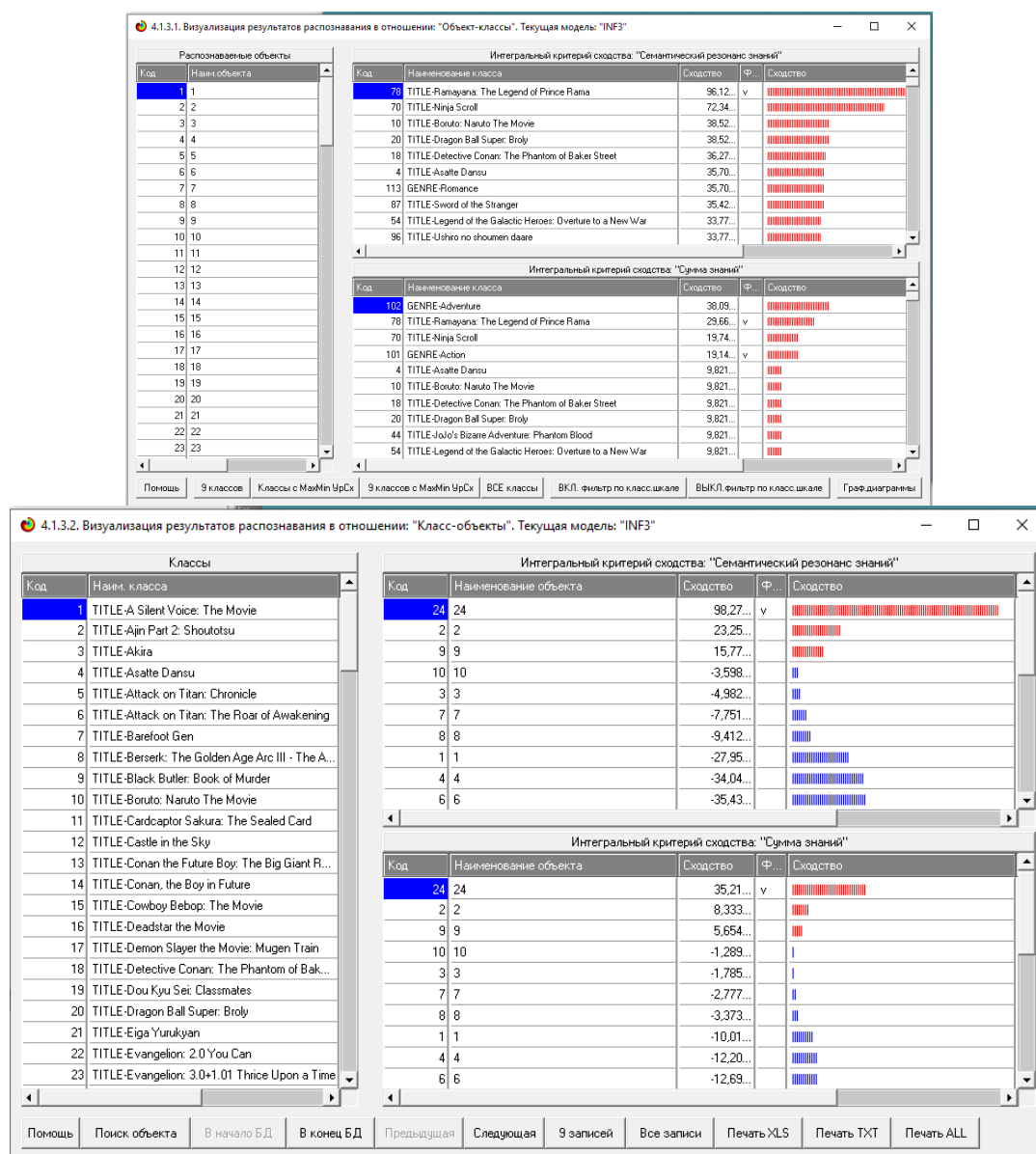


Рисунок 13. Выходные формы по результатам прогнозирования результатов просмотра фильмов на основе их свойств

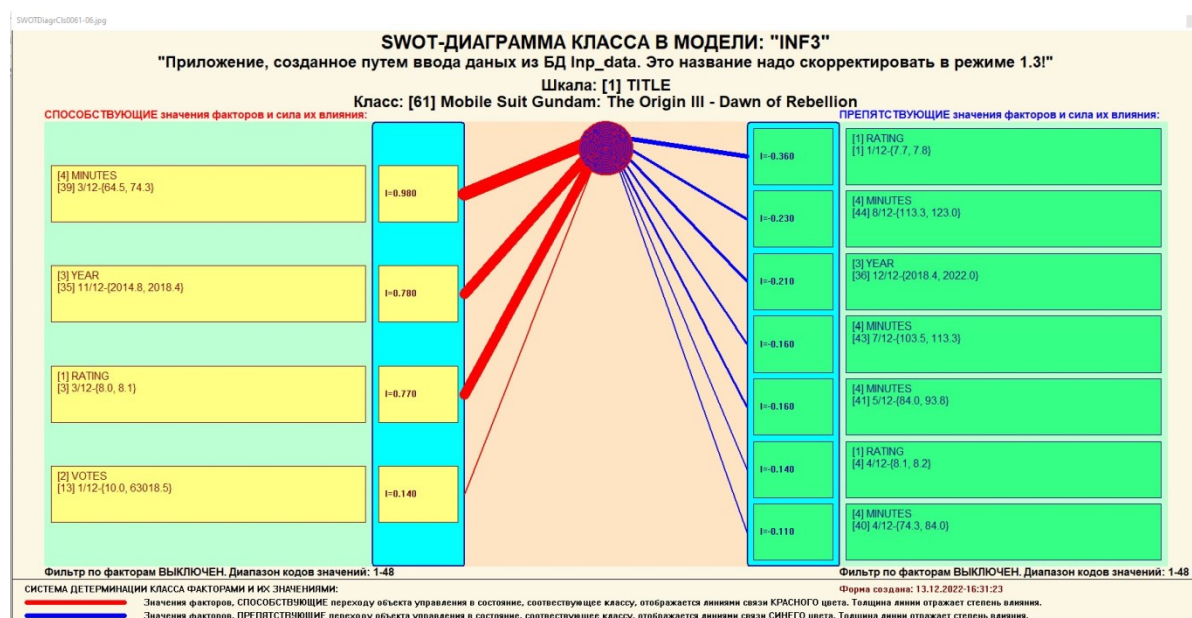
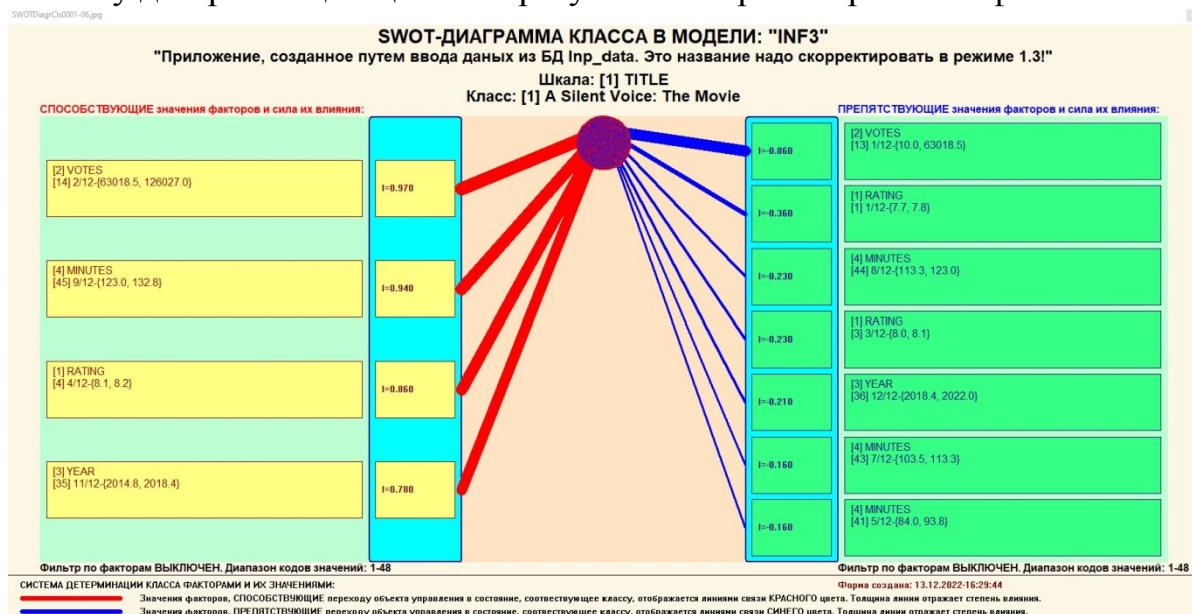
Символ «✓» стоит против тех результатов прогнозирования, которые подтвердились на опыте, т.е. соответствуют факту. Из рисунка 13 видно, что результаты прогнозирования являются очень хорошими, естественно при учете информации из рисунка 9 о том, что достоверные прогнозы в данной модели имеют уровень сходства выше 20%, т.е. по сути прогнозы с более низки уровнем сходства надо просто игнорировать.

Подзадача 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

При принятии решений определяется сила и направление влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути это решение задачи SWOT-анализа [4].

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений свойств фильмов на получение различных результатов их просматривания.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи. При этом **выявляется система детерминации заданного класса**, т.е. система значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования и управления в состояние, соответствующее данному классу. На рисунках 14 приведены SWOT-диаграммы, отражающие систему детерминации целевых результатов просматривания фильмов.



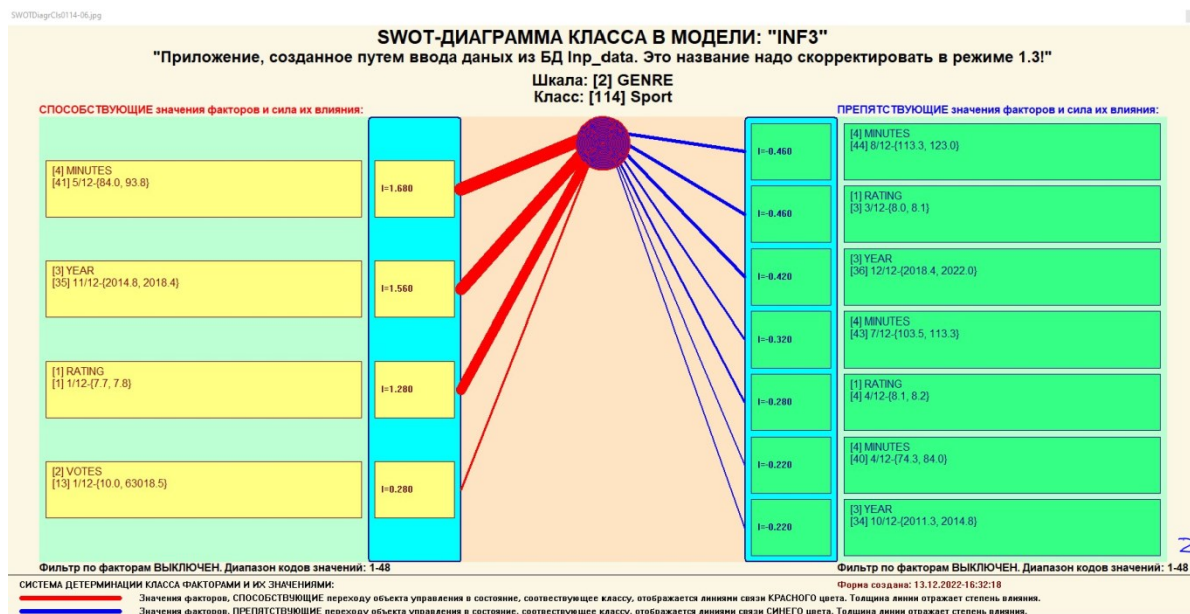


Рисунок 14. SWOT-диаграммы, отражающие силу и направление влияния различных значений свойств фильмов на результаты их просматривания

Эти диаграммы наглядно показывают, какие значения различных свойств фильмов с какой силой способствуют или препятствуют получению того или иного целевого результата от просматривания.

Информация о системе значений факторов, обуславливающих переход объекта моделирования в различные будущие состояния, соответствующие классам, может быть приведена не только в диаграммах, показанных на рисунках 14, но и во многих других табличных и графических формах, которые в данной работе не приводятся только из-за ограниченности ее объема. В частности в этих формах может быть выведена значительно более полная информация (в т.ч. вообще вся имеющая в модели). Подобная подробная информация содержится в базах данных, расположенных по пути:

c:\AidosX\AID_DATA\A0000003\System\SWOTCls####Inf3.DBF, где:
 «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой *всегда*, т.е. даже в самых ранних DOS-версиях и в реализациях системы «Эйдос» на других языках и типах компьютеров. Например, первый акт внедрения системы «Эйдос», где об этом упоминается в явном виде, датируется 1987 годом, а первый подобный расчет относится к 1981 году.

УТВЕРЖДАЮ
 Заведующий Краснодарским сектором ИСИ АН СССР, к.ф.н.
 А.А. Хагуров
 1987г.

УТВЕРЖДАЮ
 Директор Северо-Кавказского филиала ВНИИ "АИУС-агроресурс", к.э.н.
 Э.М. Трахов
 1987г.

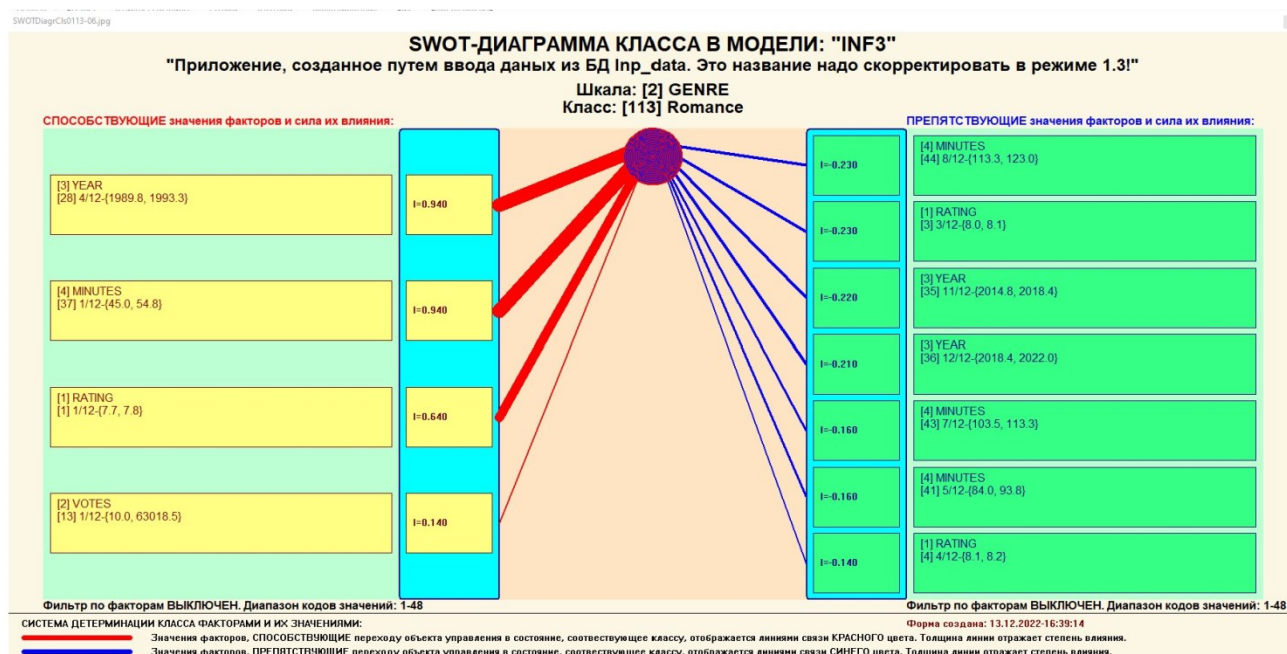
А К Т

Настоящий акт составлен комиссией в составе: Кириченко М.М., Ляшко Г.А., Самсонов Г.А., Коренец В.И., Луценко Е.В. в том, что в соответствии с договором о научно-техническом сотрудничестве между Северо-Кавказским филиалом ВНИИ "АИУС-агроресурс" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-Кавказским филиалом ВНИИ "АИУС-агроресурс" выполнены следующие работы:

- осуществлена постановка задачи: "Обработка на ЭВМ социологических анкет Крайагропрома";
- разработаны математическая модель и программное обеспечение подсистемы распознавания образов, позволяющие решать данную задачу в среде персональной технологической системы БЕГА-М:

Но тогда SWOT-диаграммы назывались позитивным и негативным информационными портретами классов.

На рисунке 15 приведены примеры инвертированных SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных значений свойств фильмов на результаты их просматривания:



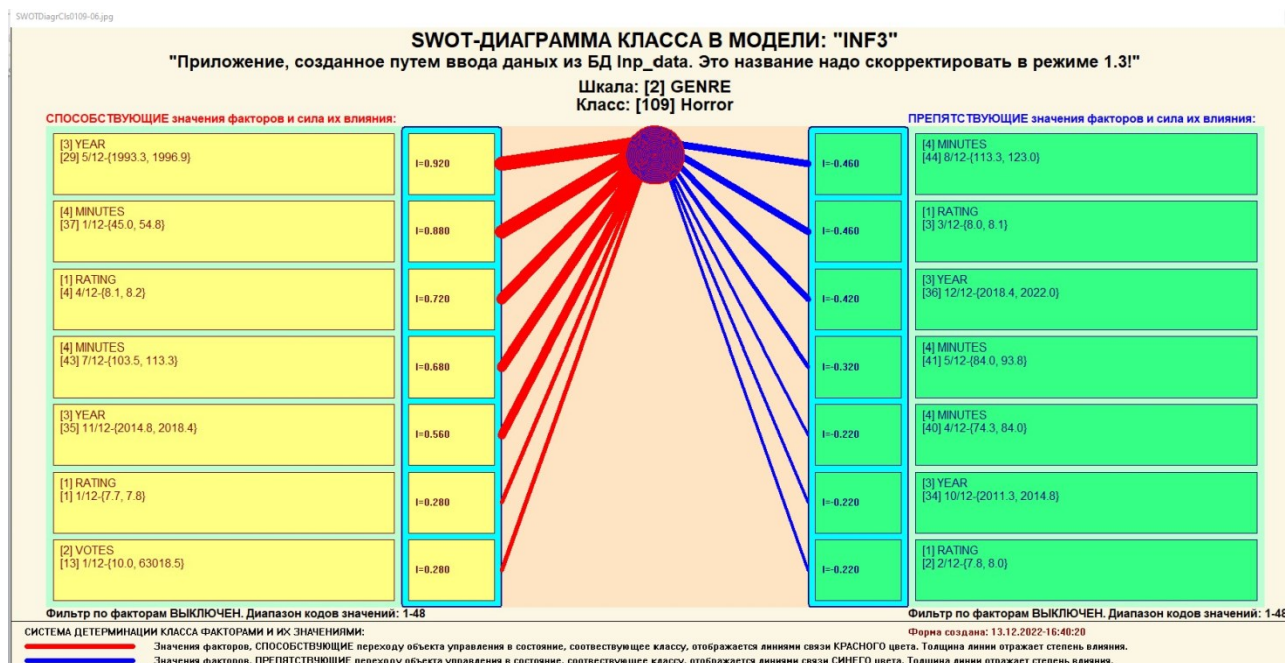


Рисунок 15. Примеры SWOT-диаграмм, отражающих силу и направление влияния различных значений свойств аниме на результаты их просмотра

Из рисунка 15 видно, как жанр аниме влияет на результаты их просмотра.

В заключение отметим, что 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 чаще всего является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего опыта и профессиональной 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 более 30 лет, но к сожалению она сравнительно малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [4, 9, 10].

Подзадача 4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т.е.

результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования, «переносить на него».

В системе «Эйдос» есть довольно много возможностей для такого исследования, но в данной работе из-за ограничений на ее объем мы рассмотрим лишь результаты кластерно-конструктивного анализа классов и признаков (когнитивные диаграммы и дендрограммы), а также нелокальные нейроны, нелокальные нейронные сети, 3d-интегральные когнитивные карты и когнитивные функции.

4.3.1. Когнитивные диаграммы классов

Эти диаграммы отражают сходство/различие классов. Мы получаем их в режимах 4.2.2.1 и 4.2.2.2 (рисунок 16).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 16, показаны **количественные** оценки сходства/различия различных результатов просмотра аниме по обуславливающим их свойствам аниме, полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

В системе «Эйлос» есть возможность управлять параметрами формирования и вывода изображения, приведенного на рисунке 16. Для этого используется диалоговое окно, приведенное на рисунке 17.

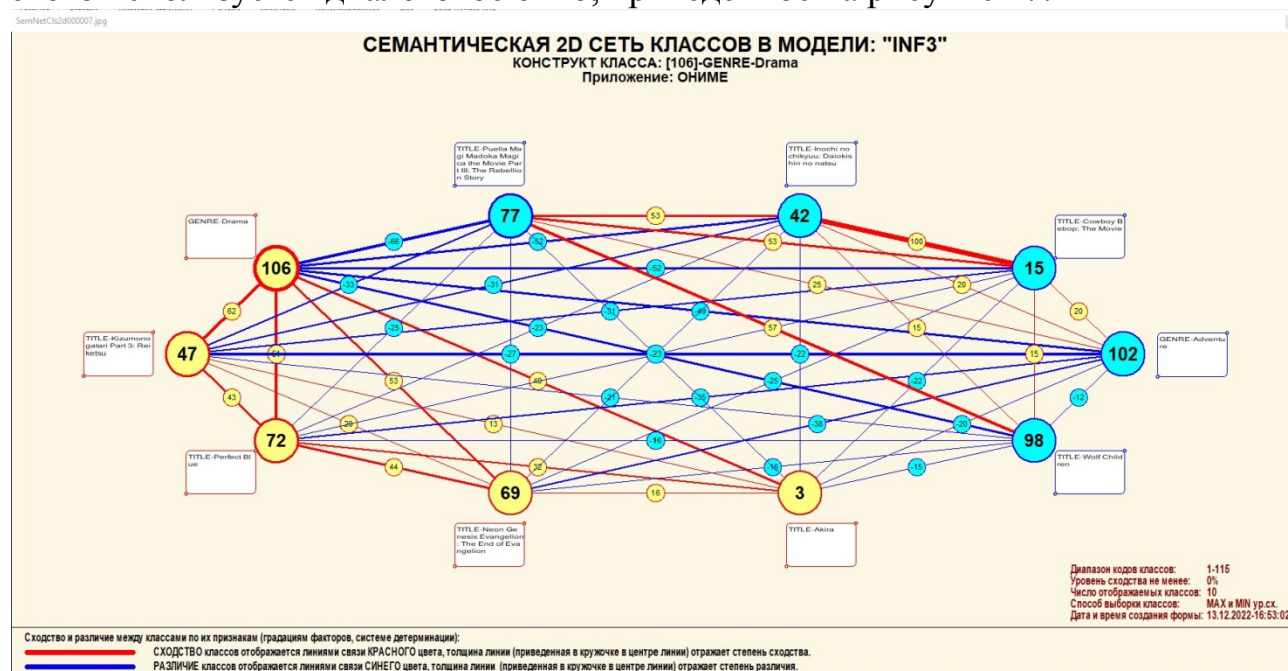


Рисунок 16. Когнитивная диаграмма классов, отражающая сходство/различие результатов просмотра аниме по системе детерминирующих (обуславливающих) их значений свойств аниме

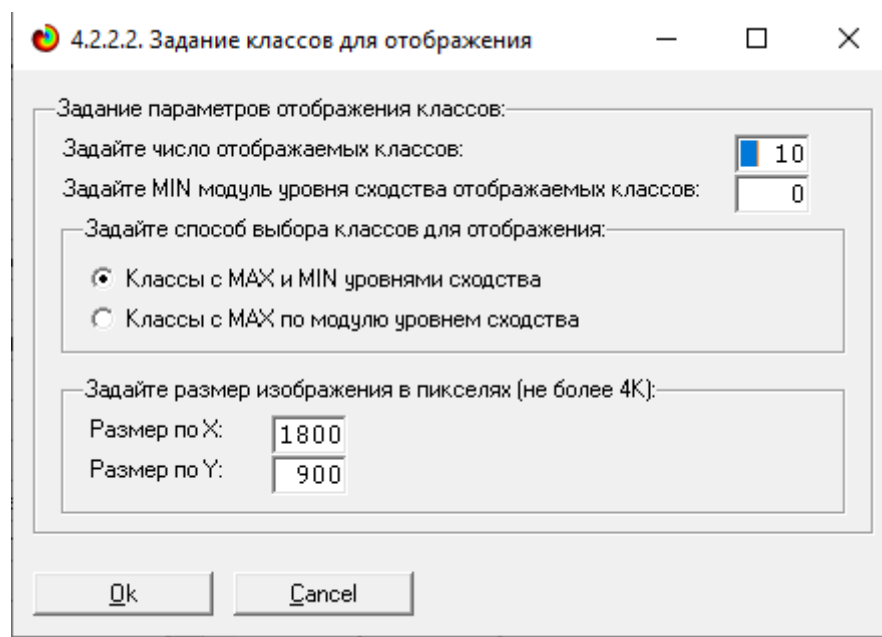


Рисунок 17. Диалоговое окно управления параметрами формирования и вывода изображения когнитивной диаграммы классов

4.3.2. Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, пример которой приведен на рисунке 16, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате **когнитивной кластеризации** [5] (рисунок 16):

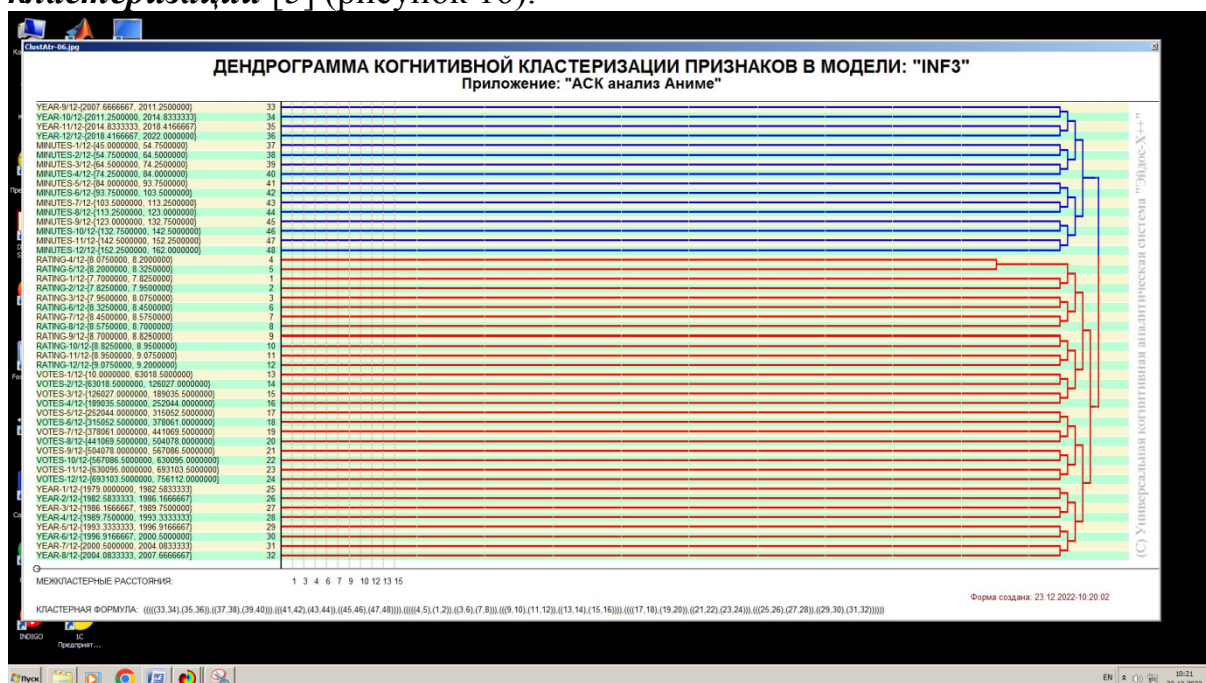


Рисунок 18. Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов, отражающая сходство/различие результатов просматривания аниме по системе детерминирующих (обуславливающих) их значений свойств аниме

Из рисунков 16 и мы видим, что некоторые результаты просмотра аниме сходны по детерминирующей их системе значений свойств, и, следовательно, корректно ставить задачу их одновременного достижения, а другие по этой системе свойств сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. альтернативными и цель их одновременного достижения является некорректной и недостижимой, т.к. для достижения одного из альтернативных результатов необходимы одни свойства аниме, а для достижения другого – совершенно другие, которые не могут наблюдаться одновременно с первыми.

Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 16, мы видим также, что все результаты просмотра аниме образуют два противоположных кластера по системе значений обуславливающих их свойств, являющихся полюсами конструкта. В верхнем кластере объединены результаты с низкими результатами, а в нижнем – с высокими результатами. Из этого можно сделать вывод о том, что высокая просматриваемость аниме получается фактически за счет пользовательского рейтинга в мире. Отметим, что аналогичная картина наблюдается и по другими жанрам, причем не только по аниме, но и по фильмам, и по триллерам. Высокие показатели по системе детерминирующих их факторов сходны с высокими результатами.

На рисунке 19 мы видим график изменения межкластерных расстояний:

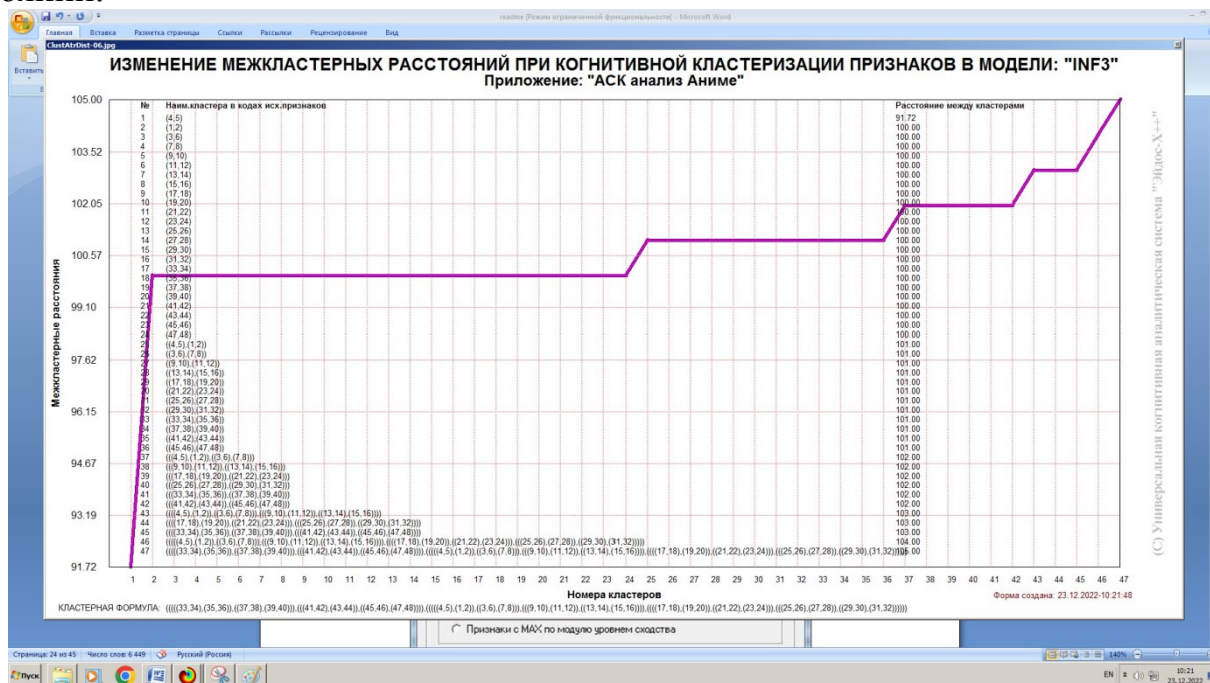


Рисунок 19. График изменения межкластерных расстояний

4.3.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

Эти диаграммы отражают сходство/различие значений свойств фильмов по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о

результатах просмотра фильмов с этими свойствами. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 20).

Из рисунка 20 видно, что все значения факторов образуют два крупных кластера, противоположных по их смыслу. Эти кластеры образуют полюса конструктора.

Отметим, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 20, показаны **количественные** оценки сходства/различия значений факторов, полученные с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

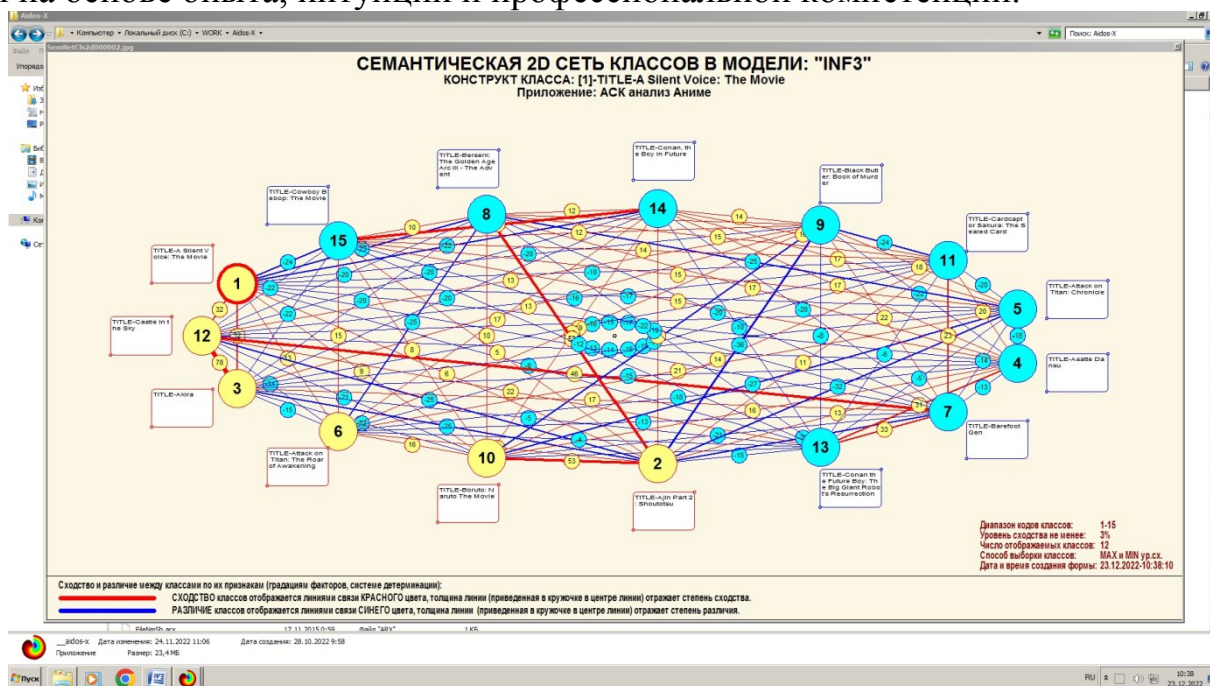


Рисунок 20. Когнитивная диаграмма и конструкт значений сходства/различия свойств фильмов по их смыслу, т.е. по содержащейся в них информации о результатах просмотра аниме с этими свойствами

Диаграмма, приведенная на рисунке 20, получена при параметрах, приведенных на рисунке 21.

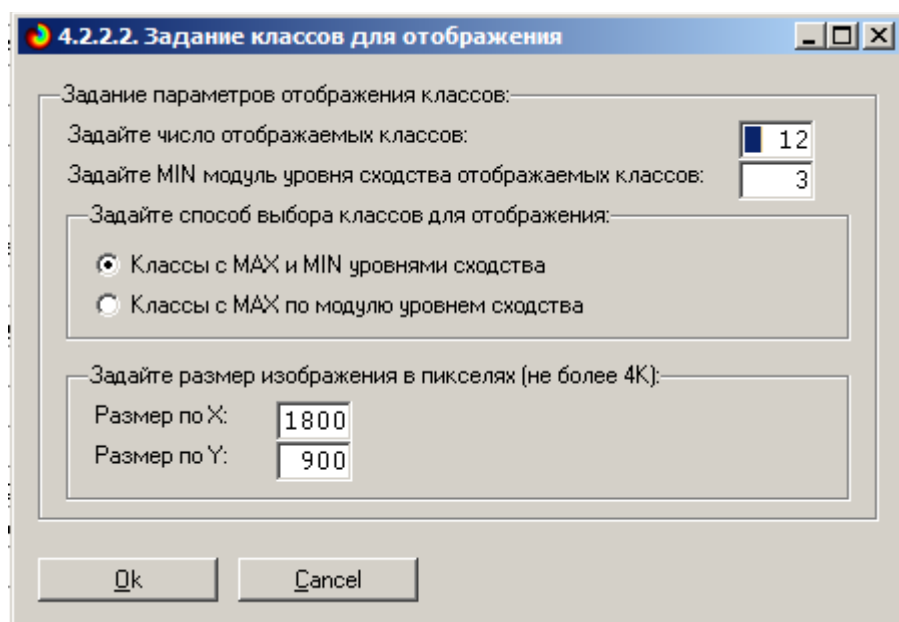


Рисунок 21. Параметры отображения когнитивной диаграммы, приведенной на рисунке 23

4.3.4. Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 22 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример которой приведен на рисунке 20.

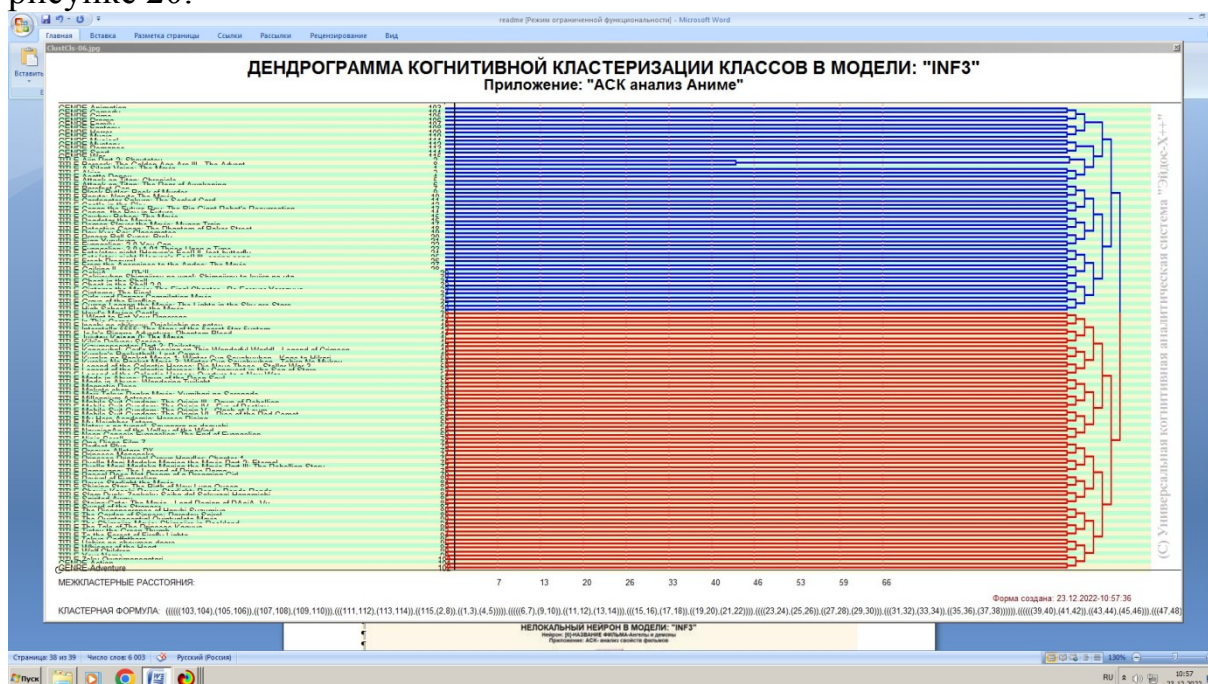


Рисунок 22. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации свойств аниме по их смыслу, т.е. по сходству/различию содержащейся в них информации о результатах просмотра аниме с этими свойствами

Из дендрограммы на рисунке 22 мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами).

Хорошо видна группировка значений свойств аниме по детерминируемым ими результатам просмотра фильмов. *Значения факторов на полюсах конструкта факторов (рисунок 22) обуславливают переход объекта моделирования в состояния, соответствующие классам, представленным на полюсах конструкта классов (рисунки 16 и 28).*

На рисунке 23 приведен график межкластерных расстояний значений свойств аниме.

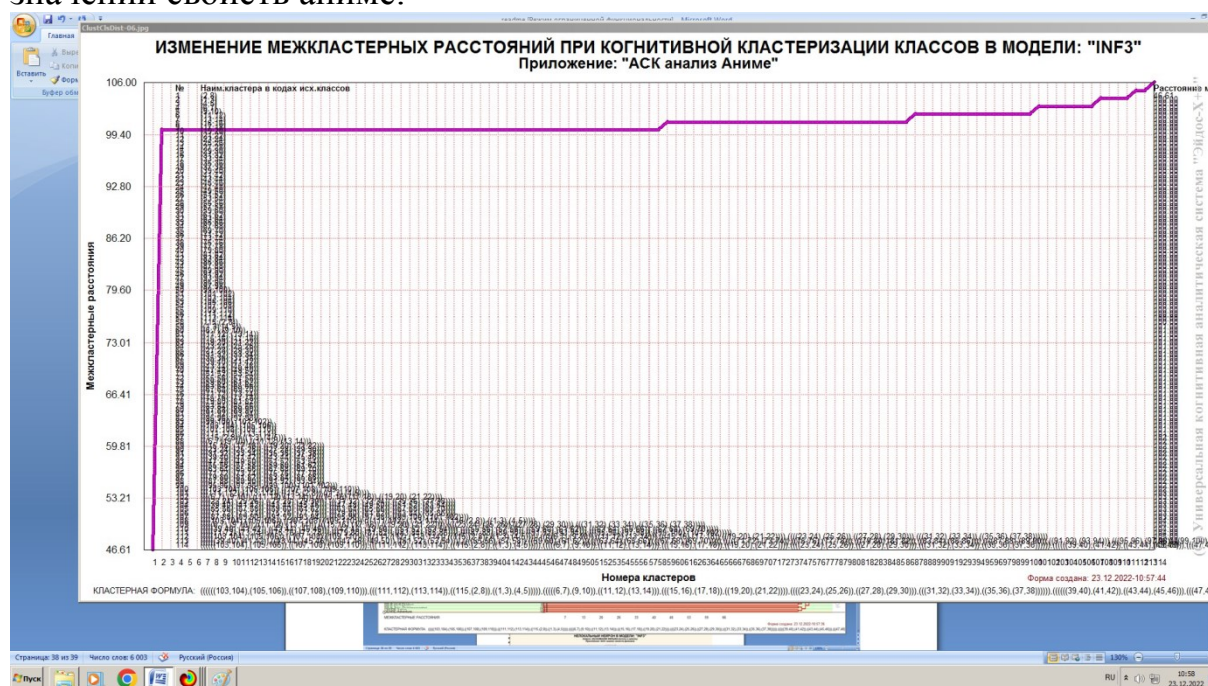


Рисунок 23. График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

4.3.5. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 24 приведены пример нелокального нейрона, а на рисунке 25 и фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:

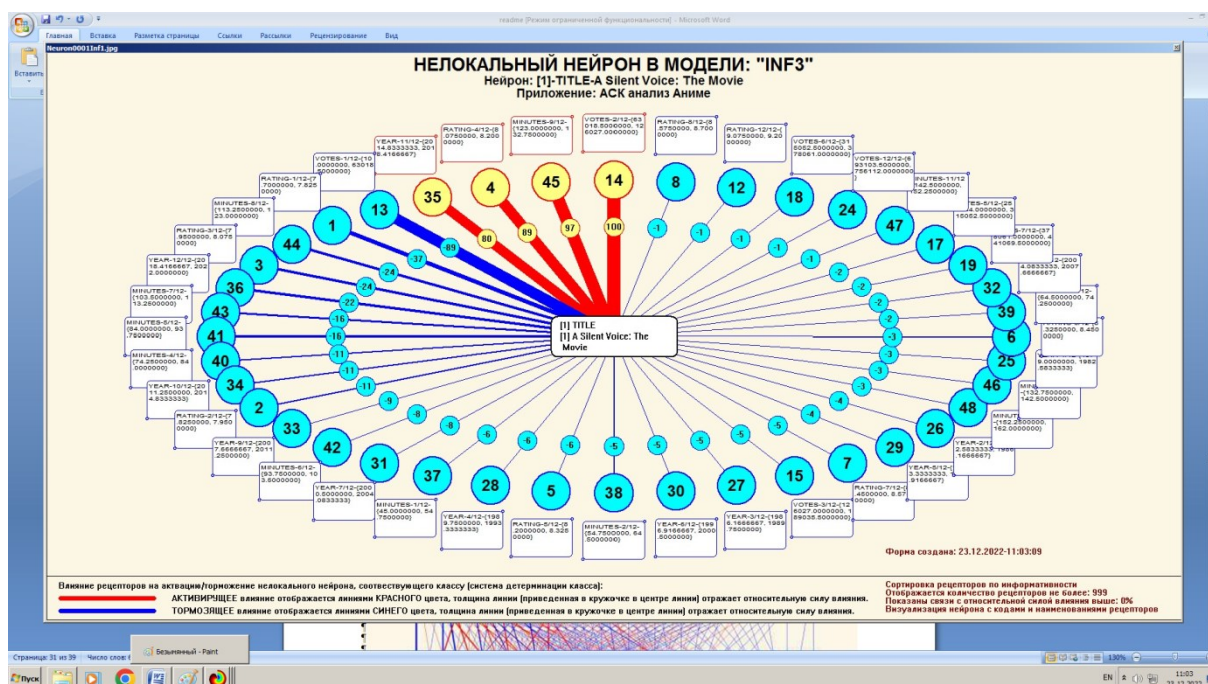


Рисунок 24. Пример нелокального нейрона, отражающего силу и направление влияния свойств аниме на один из результатов их просматривания.

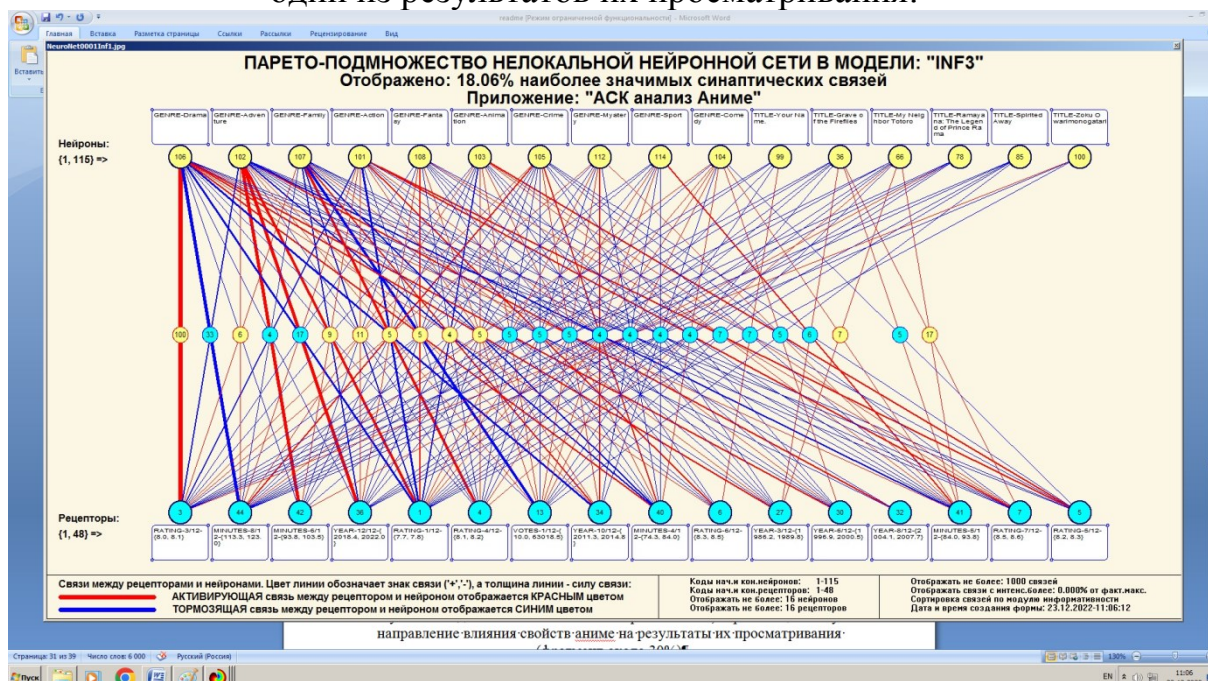


Рисунок 25. Один слой нелокальной нейронной сети, отражающий силу и направление влияния свойств аниме на результаты их просматривания (фрагмент около 18%)

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют результатам просматривания аниме, а рецепторы – различным обуславливающим эти результаты свойствам аниме. Нейроны расположены слева на право в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные

обуславливающими их факторами, а с права – менее жестко обусловленные.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к *нечетким декларативным* гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой [6] и фреймовой моделей представления знаний [11]. Классы в этой модели соответствуют нейронам и фреймам, а признаки рецепторам и шпациям (описательные шкалы – слотам). От фреймовой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается своей эффективной и простой программной реализацией, полученной за счет того, что разные фреймы отличаются друг от друга не набором слотов и шпаций, а лишь информацией в них. Поэтому в системе «Эйдос» при увеличении числа фреймов само количество баз данных не увеличивается, а увеличивается лишь их размерность. От нейросетевой модели представления знаний модель системы «Эйдос» отличается тем, что [6]: 1) весовые коэффициенты на рецепторах не подбираются итерационным методом обратного распространения ошибки, а считаются прямым счетом на основе хорошо теоретически обоснованной модели, основанной на теории информации (это напоминает байесовские сети); 2) весовые коэффициенты имеют хорошо теоретически обоснованную содержательную интерпретацию, основанную на теории информации; 3) нейросеть является нелокальной, как сейчас говорят «полносвязной».

4.3.6. Сила и направление влияния значений факторов сила влияния самих факторов на результаты просмотра аниме

На рисунках 5, 6, 7 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. степени выраженности различных свойств фильмов (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим различные результаты просмотра фильмов (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения свойства фильма, соответствующего строке, на получение конкретного результата Просмотра, соответствующего колонке.

Если какое-то значение свойства фильмов слабо влияет на результаты их просмотра, то в соответствующей строке матрицы модели будут малые по модулю значения разных знаков, если же влияние сильное – то и значения будут большие по модулю разных знаков.

Если значение свойства фильмов способствует получению некоторого определенного результата их просматривания, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого понятно, что суммарную силу влияния того или иного значения свойства фильмов на результаты их просматривания (т.е. ценность данного значения свойства для решения задачи прогнозирования и других задач) можно количественно оценивать **степенью вариабельности значений** в строке матрицы модели, соответствующей этому значению свойства.

Существует много мер вариабельности значений: это и среднее модулей отклонения от среднего, и дисперсия, и среднеквадратичное отклонение и другие. В АСК-анализе и системе «Эйдос» для этой цели принято использовать среднеквадратичное отклонение. Численно оно равно стандартному отклонению и вычисляется по той же формуле, но мы предпочитаем не использовать термин «стандартное отклонение», т.к. он предполагает нормальность распределения исследуемых последовательностей чисел, а значит и проверку соответствующих статистических гипотез.

Самая правая колонка в матрицах моделей на рисунках 5, 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения морфологического свойства, соответствующего строке, для решения задач прогнозирования результатов просматривания фильмов и решения других задач, рассмотренных в работе.

Если рассортировать матрицу модели по этой самой правой колонке в порядке убывания, а потом просуммировать значения в ней нарастающим итогом, то получим логистическую Парето-кривую, отражающую зависимость ценности модели от числа наиболее ценных признаков в ней (рисунок 29, таблица 7).

Ценность же свойства (всей описательной шкалы или фактора), для решения этих задач можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого свойства (таблица 8).

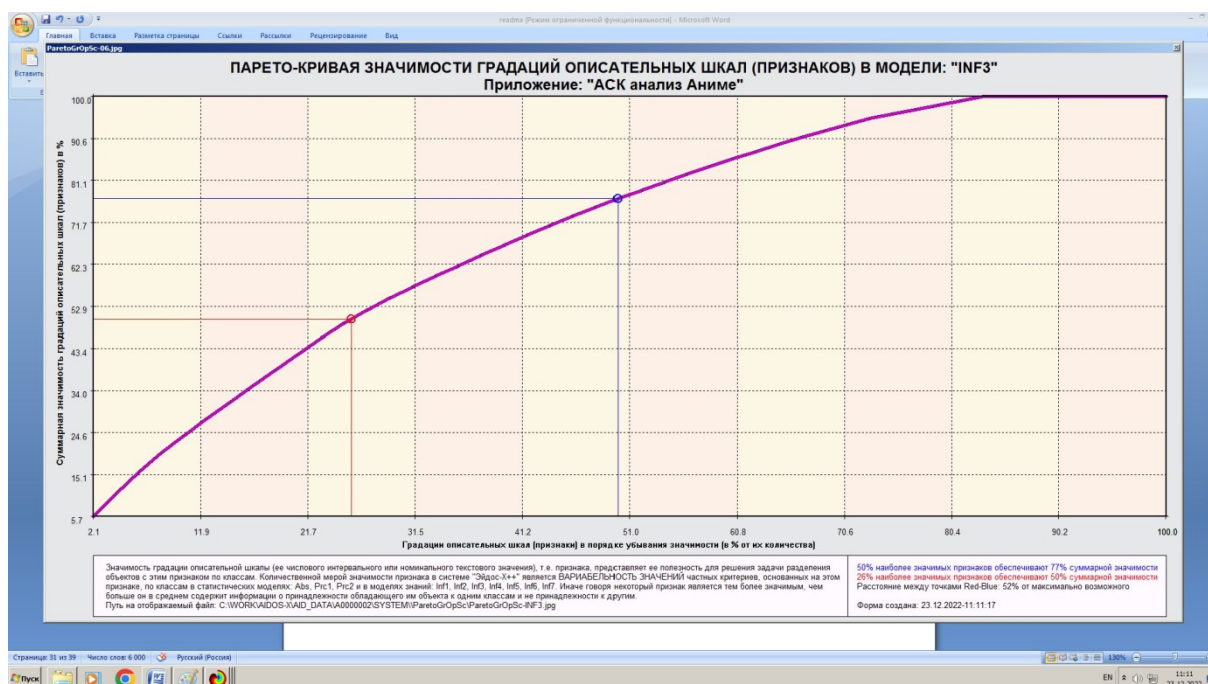


Рисунок 29. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1	2,083333	1	RATING-1/12-(7.700000, 7.825000)	1	0.7386094	0.7386094	5.7042068	5.7042068											
2	4,166667	3	RATING-3/12-(7.950000, 8.075000)	1	0.6781231	1.4167325	5.3370771	10.9412838											
3	6,250000	44	MINUTES-6/12-(113.250000, 121.000000)	4	0.6104571	2.0771896	4.744993	15.6557832											
4	8,333333	36	YEAR-12/12-(2018.416667, 2022.000000)	3	0.5709871	2.5981707	4.4096764	20.0654596											
5	10,416667	4	RATING-4/12-(8.075000, 8.200000)	1	0.4953468	3.093235	3.8255139	23.8909736											
6	12,500000	35	YEAR-11/12-(2014.833333, 2018.416667)	3	0.4551342	3.5885777	3.8238721	27.7148456											
7	14,583333	13	VOTES-1/12-(10.000000, 49.018.500000)	2	0.4827916	4.0714493	3.7285514	31.4433970											
8	16,666667	40	MINUTES-4/12-(74.250000, 84.000000)	4	0.4770799	4.5485292	3.6844025	35.1278375											
9	18,750000	34	YEAR-10/12-(2011.250000, 2014.833333)	3	0.4552805	5.0078097	3.5469775	38.6748150											
10	20,833333	42	MINUTES-6/12-(93.750000, 103.500000)	4	0.4569925	5.4648022	3.5293075	42.2041225											
11	22,916667	41	MINUTES-5/12-(84.000000, 93.750000)	4	0.4553002	5.9201024	3.5162381	45.7203606											
12	25,000000	43	MINUTES-7/12-(103.500000, 113.250000)	4	0.4282973	6.3483997	3.3076973	49.0280579											
13	27,083333	2	RATING-2/12-(7.825000, 7.950000)	1	0.3786792	6.7071847	2.9244693	51.9525272											
14	29,166667	33	YEAR-9/12-(2007.666667, 2011.250000)	3	0.3636044	7.0901391	2.8039102	54.7564374											
15	31,250000	5	RATING-5/12-(8.200000, 8.325000)	1	0.3267597	7.4169888	2.5233326	57.7997970											
16	33,333333	31	YEAR-7/12-(2000.500000, 2004.083333)	3	0.3061934	7.7230922	2.3647011	59.6466711											
17	35,416667	27	YEAR-3/12-(1996.166667, 1999.750000)	3	0.3045704	8.0276626	2.3521688	61.9983799											
18	37,500000	30	YEAR-6/12-(1996.166667, 2000.500000)	3	0.3002192	8.3278818	2.1185629	64.3154008											
19	39,583333	45	MINUTES-9/12-(123.000000, 132.750000)	4	0.2951657	8.6230475	2.7953153	66.5949361											
20	41,666667	7	RATING-7/12-(8.450000, 8.575000)	1	0.2898124	8.9128599	2.2381923	68.8331284											
21	43,750000	28	YEAR-4/12-(1989.750000, 1993.333333)	3	0.2885536	9.2014135	2.2284707	71.0615991											
22	45,833333	37	MINUTES-1/12-(45.000000, 54.750000)	4	0.2753729	9.4749664	2.1127762	73.1743753											
23	47,916667	15	VOTES-5/12-(126027.000000, 189015.500000)	2	0.2594698	9.7344562	2.0030594	75.1782347											
24	50,000000	38	MINUTES-2/12-(34.750000, 44.500000)	4	0.2526179	9.9870741	1.9509429	77.1291775											
25	52,083333	6	RATING-6/12-(8.325000, 8.450000)	1	0.2432059	10.2302800	1.8782549	79.0074325											
26	54,166667	26	YEAR-2/12-(1992.583333, 1996.166667)	3	0.2375112	10.4678112	1.8344298	80.8418622											
27	56,250000	29	YEAR-5/12-(1993.333333, 1996.166667)	3	0.2405582	10.703694	1.8144696	82.6333318											
28	58,333333	25	YEAR-1/12-(1979.000000, 1982.583333)	3	0.2205058	10.9228752	1.7029443	84.3562761											
29	60,416667	32	YEAR-8/12-(2004.083333, 2007.666667)	3	0.2141487	11.1377339	1.6538491	86.0101252											
30	62,500000	14	VOTES-2/12-(83018.500000, 126027.000000)	2	0.2132250	11.3502489	1.6407154	87.6568406											
31	64,583333	48	MINUTES-12/12-(152.500000, 162.000000)	4	0.2132250	11.5634739	1.6407154	89.3035580											
32	66,666667	17	VOTES-5/12-(25204.000000, 315052.500000)	2	0.1970840	11.7605579	1.5229401	90.8256161											
33	68,750000	46	MINUTES-10/12-(132.750000, 142.500000)	4	0.1947333	11.9552912	1.5039059	92.3295220											
34	70,833333	19	VOTES-3/12-(378061.000000, 441069.500000)	2	0.1793751	12.1346663	1.3852960	93.7148180											
35	72,916667	39	MINUTES-3/12-(64.500000, 74.250000)	4	0.1713722	12.3060385	1.3234904	95.0383084											
36	75,000000	12	RATING-12/12-(9.675000, 9.200000)	1	0.1320221	12.4380606	1.0195935	96.0579019											
37	77,083333	47	MINUTES-11/12-(142.500000, 152.250000)	4	0.1313560	12.5694166	1.0144493	97.0723512											
38	79,166667	18	VOTES-6/12-(315052.500000, 378061.000000)	2	0.1272861	12.6967027	0.9830179	98.0535691											
39	81,250000	8	RATING-8/12-(8.575000, 8.700000)	1	0.1259003	12.8226030	0.9723155	99.0278845											
40	83,333333	34	MINUTES-11/12-(142.500000, 152.250000)	4	0.1259003	12.8226030	0.9723155	100.0000000											

Таблица 7 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал, т.е. сила влияния значений свойств объектов аниме на количественные, качественные и финансово-экономические результаты их просмотра в СК-модели INF3

4.3.7. Устойчивость результатов Просматривания Аниме от значений обуславливающих их свойств

Устойчивость зависимостей результатов просмотра фильмов от обуславливающих их факторов предполагает и подразумевает **непрерывность** и **монотонность** этих зависимостей.

Непрерывность зависимостей результатов просматривания фильмов от обуславливающих их факторов означает, что малые изменения значений фактора детерминируют малые изменения результатов просматривания, а более значительные изменения значения факторов обуславливают и более существенные изменения результатов, т.е. степень изменения результатов просматривания соответствует степени изменения обуславливающих их значений факторов.

Если непрерывность нарушается, то незначительное изменения значения действующего фактора может привести как к малым, так и к значительным изменениям результатов, а большие изменения значений действующих факторов могут оказать как сильное, так и незначительное влияние на изменение результатов.

Если в системе управления **нарушается непрерывность управления**, то это воспринимается как потеря кадра, неисправность и непригодность фильма для выполнения своей функции.

Монотонность зависимостей результатов просматривания фильмов от обуславливающих их факторов означает, что:

- если фактор **способствует** получению результатов: увеличение значения фактора приводит к увеличению результатов просматривания;
- если фактор **препятствует** получению результатов: увеличение значения фактора приводит к уменьшению результатов просматривания.

Монотонность управления характерна для **линейных** систем управления и нарушается в **нелинейных** системах управления [12]. Система управления является линейной, если для нее выполняется **принцип суперпозиции**, т.е. результат совместного действия на нее совокупности факторов является **суммой** действий каждого из них по отдельности [12].

Если в системе управления **нарушается монотонность управления**, то это может приводить к тому, что при увеличении значения фактора результат может сначала увеличиваться практически пропорционально степени увеличения этого значения, затем **скорость** увеличения результата начинает уменьшаться и затем стабилизируется, а при дальнейшем увеличении значения фактора результат начинает уменьшаться вплоть до нуля или даже отрицательных значений (например, вместо прибыли получены убытки). По сути, **при нарушении монотонности управления меняется знак первой производной результата управления по значению фактора, нарушается знакоопределенность этой первой производной. Понятно, что немонотонные функции не являются непрерывными.**

Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на результат в нелинейной системе при этом получается очень похожий у всех факторов (для примера на рисунке 31 показаны 3 из них):

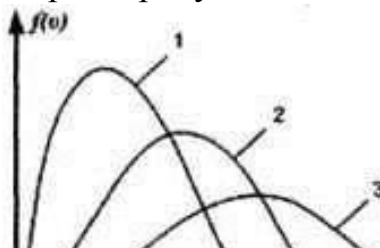


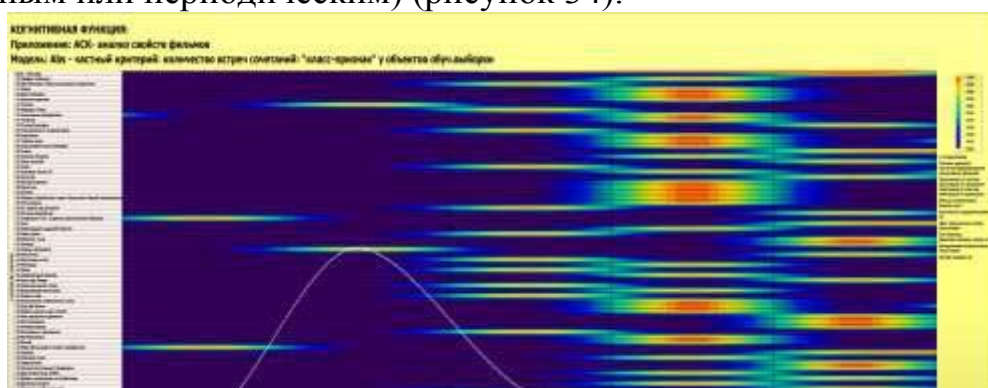
Рисунок 31. Принципиальный вид кривой влияния интенсивности фактора на нелинейный объект управления.

Например, если по оси X показать интенсивность полива какой-либо конкретной культуры, а по Y урожайность, то график на рисунке 31 можно интерпретировать таким образом, что при полном отсутствии полива урожайность будет минимальной, при его увеличении урожайность будет возрастать сначала быстро, потом все медленнее, затем достигнет максимума, а потом при дальнейшем увеличении полива она начнет уменьшаться пока опять не достигнет минимума, когда все поле превратится в озеро. *Принципиально важно, что один и тот же полив будет действовать по-разному при условии одновременного действия других факторов, причем **при этом смещается точка оптимума**, т.е. при действии других факторов оптимальный полив становится другой, в чем и проявляется **нелинейность** системы и взаимодействие факторов, нарушение для них принципа суперпозиции (кривые 1, 2, 3 на рисунке 31).*

Нарушение монотонности управления может приводить к **различным видам зависимостей** результатов от значений управляющих факторов: это могут быть зависимости, типа показанных на рисунке 31; **периодические** зависимости (ярким примером является таблица Д.И.Менделеева, в которой свойства химических элементов изменяются периодически при линейном увеличении заряда ядра), а также сложные зависимости, в которых трудно найти какую-либо закономерность (напоминающие *случайные*).

Таким образом у нас есть все основания все разделить все факторы, действующие на результаты Просматривания Фильмов, относящиеся к одной классификационной шкале, на **три основные группы**:

1. **Способствующие** получению более высоких результатов (рисунок 32).
2. **Препятствующие** получению более высоких результатов (рисунок 33).
3. **Действующие сложным и неоднозначным образом** (случайным нелинейным или периодическим) (рисунок 34).



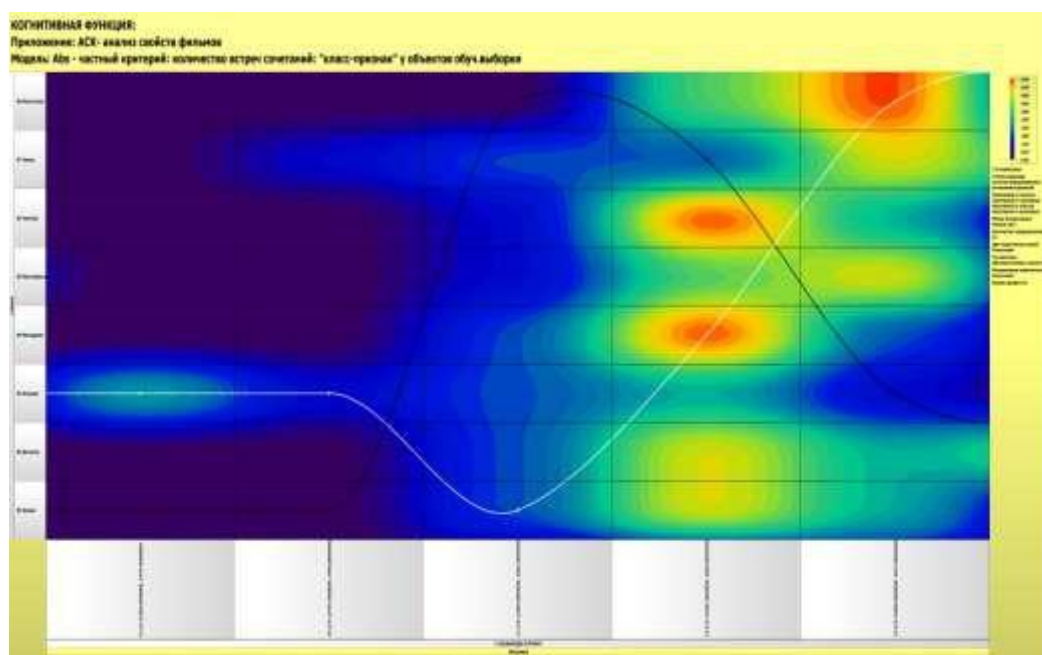


Рисунок 34. Примеры немонотонных когнитивных функций с факторами, действующие сложным и неоднозначным образом (нелинейным и периодическим)

На рисунке 34А когнитивная функция по виду похожую на приведенную на рисунке 31, а на 34Б – очевидно напоминает периодическую зависимость. Конечно содержательно интерпретировать и объяснить подобные зависимости сложнее, чем приведенные на рисунках 32 и 33.

5. Выводы

Как показывает анализ результатов численного эксперимента предложенное и реализованное в системе «Эйдос» решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута, проблема решена.

В результате проделанной работы, с помощью системы «Эйдос» были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей, в которых непосредственно на основе эмпирических данных сформированы обобщенные образы классов по результатам просмотра фильмов, изучено влияние значений различных свойств фильмов на эти результаты, и, на основе этого, решены задачи идентификации, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Список литературы

1. 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. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

2. 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.

3. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

4. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

5. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

6. 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.

7. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

8. Луценко Е.В. Системно-когнитивное моделирование влияния агротехнологий на урожайность и качество пшеницы и решение задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования предметной области / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №03(147). С. 62 – 128. – IDA [article ID]: 1471903015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/03/pdf/15.pdf>, 4,188 у.п.л.

9. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал

Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л. http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf

11. Луценко Е. В., Лойко В. И., Лаптев В. Н. Системы представления и приобретения знаний : учеб. пособие / Е. В. Луценко, В. И. Лойко, В. Н. Лаптев. – Краснодар : Экоинвест, 2018. – 513 с. ISBN 978-5-94215-415-8.

<https://elibrary.ru/item.asp?id=35641755>

12. 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.

13. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносов, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономика-правовые аспекты реализации стратегии модернизации России: поиск модели эффективного социоэкономического развития: сб. стат. междунар. науч.-практ. конф., Сочи, 5-9 октября 2016 г. – М.: НИИ ЭИП2016. С. 128-132.