

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

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных технологий и систем

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ 100 лучших песен»

Выполнил студент группы: ИТ2141 Василяка Максим Алексеевич

Допущен к защите \_\_\_\_\_

Руководитель проекта д.э.н., к.т.н., профессор Луценко Е. В. ( \_\_\_\_\_ )

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен \_\_\_\_\_

Оценка \_\_\_\_\_

Краснодар

2023

## РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 35 страниц, 37 рисунков, 10 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, МОДЕЛИ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, AIDOS-X.

Цель данной курсовой работы заключается в создании интеллектуальных моделей, которые в полной мере отражают существующие причинно-следственные взаимосвязи между определенными фактами внешнего мира и уровнем заработных плат специалистов по данным.

Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

В данной курсовой работе необходимо проанализировать методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

# СОДЕРЖАНИЕ

## ВВЕДЕНИЕ 4

## 1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ 5

1.1 ОПИСАНИЕ РЕШЕНИЯ.....	5
1.2 ПОИСК И ОБЪЕДИНЕНИЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ.....	7
1.3 Ввод выборки в СИСТЕМУ AIDOS-X .....	8
1.4 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	9
1.5 ВИДЫ МОДЕЛЕЙ AIDOS-X .....	11
1.6 РЕЗУЛЬТАТЫ ВЕРИФИКАЦИИ МОДЕЛЕЙ .....	12

## 2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ 17

2.1 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ .....	17
2.2 SWOT И PEST МАТРИЦЫ И ДИАГРАММЫ .....	19
2.3 ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ .....	21
2.3.1 Когнитивные диаграммы классов.....	22
2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов .....	22
2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов.....	24
2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов .....	24
2.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети.....	26
2.3.6 3D-интегральные когнитивные карты .....	27
2.3.7 Когнитивные функции.....	28

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ 32

## СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ 33

## ВВЕДЕНИЕ

Технологии искусственного интеллекта быстро развиваются и применяются в самых разных областях, таких как финансы, тяжелая промышленность, здравоохранение, управление персоналом, музыка, журналистика, обслуживание клиентов и многое другое. Искусственный интеллект используется в алгоритмической торговле, маркетинговых исследованиях, управлении финансовым портфелем, опасной работе с роботами, медицинской диагностике, уходе за пожилыми людьми и пациентами, подборе персонала и управлении им, автоматизированной журналистике, поддержке клиентов и во многих других отраслях.

Данная курсовая работа посвящена решению задачи анализа, а именно анализу 100 лучших песен по данным по некоторым статистическим характеристикам внешнего мира. Выявление зависимостей между наблюдаемыми данными и лучшими песнями позволит понять, какая музыка наиболее слушаемая, и позволит в будущем создавать песни намного лучше.

Из всего вышесказанного можно выделить цель работы. Целью данной работы является разработка интеллектуальных моделей, отражающих реально существующие причинно-следственные взаимосвязи между некоторыми характеристиками реального мира и песнями.

Для достижения поставленной цели в данной работе будет применена технология автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК- анализ), который будет осуществлён с помощью интеллектуальной системы «AidosX++».

# 1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

## 1.1 Описание решения

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели было решено использовать новый метод искусственного интеллекта: Автоматизированный системно-когнитивный анализ или АСК-анализ.

Главным фактором выбора АСК-анализа является то, что он включает в себя не только теорию, но и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных крайне большой размерности числовой и не числовой природы, которые являются измеряемыми в различных типах шкал и единицах измерения.

Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X в настоящее время выступает очень важным, развитым и доступным программным инструментарием для реализации АСК-анализа.

Преимущества данной системы:

- универсальность;
- содержит большое количество локальных и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 374, соответственно);
- мультиязычная поддержка интерфейса (больше 50 языков);
- поддерживает online-среду накопления знаний и широко используется во всем мире;
- 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;
- доступность, то есть данная система находится в полном открытом бесплатном доступе, причем с актуальными исходными текстам;

– одна из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. она не требует от пользователя специальной

– подготовки в области технологий искусственного интеллекта (акт внедрения системы Aidos-X от 1987 года);

– 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;

– обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение 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 (развитая когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе;

– хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

В данной работе будет реализовано решение поставленной задачи в четыре этапа в соответствии с методологией АСК-анализа:

1. Поиск и объединение исходных данных в единую таблицу и сохранение в файле MS Excel.

2. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы Aidos-X.

3. Синтез и верификация моделей предметной области.

4. Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

## 1.2 Поиск и объединение исходных данных

Входные данные, необходимые для обучения модели, были взяты из открытых источников. Итоговый файл содержит следующие данные:

- id – номер строки;
- Название – наименование песни;
- Энергия – интенсивность и активность песни;
- Тональность – высота тона в песне;
- Громкость в ДБ – общая громкость дорожки;
- Модальность – режим песни, ее мелодическое содержание;
- Наличие слов – наличие произносимых слов в песен;
- Акустичность – акустичность песни;
- Инструментальность – наличие вокала в песне.

Фрагмент исходных данных в виде таблицы MS Excel представлен на рисунке 1.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	id	Название	Продолжи	Энергия	Тональнос	Громкость	Модально	Наличие с	Акустично	Инструмен
2	1	Good 4 U	2,97	0,664	9,00	-5,044	1	0,1540	0,335	0,0000
3	2	Stay The K	2,30	0,506	8,00	-11,275	1	0,0589	0,379	0,8680
4	3	Levitating I	3,38	0,825	6,00	-3,787	0	0,0601	0,009	0,0000
5	4	Peaches J	3,30	0,696	0,00	-6,181	1	0,1190	0,321	0,0000
6	5	Montero (C	2,30	0,503	8,00	-6,725	0	0,2200	0,293	0,0000
7	6	Kiss Me M	3,48	0,705	8,00	-3,463	1	0,0284	0,259	0,0001
8	7	Leave The	4,03	0,616	5,00	-7,964	1	0,0324	0,182	0,0000
9	8	drivers lice	4,03	0,431	10,00	-8,810	1	0,0578	0,768	0,0000
10	9	Blinding Li	3,33	0,730	1,00	-5,934	1	0,0598	0,001	0,0001
11	10	Deja Vu O	3,59	0,612	2,00	-7,222	1	0,1120	0,584	0,0000
12	11	The Busine	2,73	0,620	8,00	-7,079	0	0,2320	0,414	0,0192
13	12	Astronaut	2,21	0,695	4,00	-6,865	0	0,0913	0,175	0,0000
14	13	Rapstar Po	2,77	0,536	6,00	-6,862	1	0,2420	0,410	0,0000
15	14	Beautiful M	3,79	0,676	10,00	-5,483	1	0,0270	0,038	0,0000
16	15	Heartbreak	3,31	0,459	0,00	-8,955	1	0,0740	0,546	0,0000
17	16	Heat Wave	3,98	0,525	11,00	-6,900	1	0,0944	0,440	0,0000
18	17	Without Yo	2,71	0,420	0,00	-7,980	1	0,0334	0,834	0,9270
19	18	Mood (feat	2,34	0,716	7,00	-3,671	0	0,0361	0,174	0,0000
20	19	Fiel Los Le	4,27	0,430	6,00	-7,477	0	0,0255	0,735	0,9410
21	20	Watermel	2,90	0,816	0,00	-4,209	1	0,0465	0,122	0,0000
22	21	Arcade Du	3,06	0,329	9,00	-12,603	0	0,0441	0,818	0,0011
23	22	Mood Swir	3,56	0,602	10,00	-6,335	0	0,3680	0,487	0,0000
24	23	Levitating (	3,38	0,825	6,00	-3,787	0	0,0601	0,009	0,0000
25	24	Todo De T	3,33	0,718	3,00	-3,605	0	0,0506	0,310	0,0002
26	25	Beggin' M	3,53	0,800	11,00	-4,808	0	0,0504	0,127	0,0000
27	26	Me Gusta	3,01	0,604	6,00	-4,392	0	0,0820	0,448	0,0000
28	27	Famous Fr	2,74	0,513	6,00	-8,619	1	0,0311	0,101	0,0000
29	28	Forever Af	3,88	0,650	0,00	-5,195	1	0,0253	0,191	0,0000
30	29	LA CANCL	4,04	0,646	7,00	-5,795	1	0,3190	0,152	0,0000
31	30	Someone Y	3,04	0,405	1,00	-5,679	1	0,0319	0,751	0,0000
32	31	Need To K	3,51	0,609	1,00	-6,509	1	0,0707	0,304	0,0000
33	32	Blinding Li	3,31	0,517	5,00	-11,580	0	0,0405	0,002	0,0000
34	33	Levitating I	3,38	0,825	6,00	-3,787	0	0,0601	0,009	0,0000
35	34	Shivers Ed	3,46	0,859	2,00	-2,724	1	0,0856	0,281	0,0000
36	35	Don't Start	4,45	0,588	4,00	-12,406	0	0,0569	0,002	0,0081
37	36	Forever NL	3,38	0,726	5,00	-4,856	0	0,1290	0,382	0,0000
38	37	Tusa KAR	3,37	0,701	2,00	-3,275	1	0,2830	0,308	0,0001
39	38	Permission	3,13	0,741	9,00	-5,330	1	0,0427	0,005	0,0000
40	39	At My Wor	2,82	0,484	0,00	-5,579	1	0,0354	0,730	0,0000
41	40	Yonaguni I	3,45	0,648	1,00	-4,601	1	0,1180	0,276	0,0000
42	41	Leave The	4,03	0,616	5,00	-7,964	1	0,0324	0,182	0,0000
43	42	Therefore I	2,91	0,340	11,00	-7,773	0	0,0697	0,218	0,1300
44	43	Head & He	2,77	0,874	8,00	-3,158	1	0,0662	0,168	0,0000
45	44	Falling Har	4,00	0,267	4,00	-6,502	1	0,0299	0,839	0,0000
46	45	Talking to	3,63	0,590	1,00	-4,721	0	0,0320	0,611	0,0000

Рисунок 1 – Фрагмент обучающей выборки

### 1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X

Затем обучающая выборка в формате xls, импортирована в систему Aidos-X: скопирована в папку Inp\_data и переименована в Inp\_data.

Далее был использован универсальный программный интерфейс импорта данных в систему Aidos-X, а именно режим 2.3.2.2 (Рисунок 2).

В форме задания размерности модели системы указываем диапазоны столбцов и желаемое количество градаций описательных и классификационных шкал (Рисунок 3).

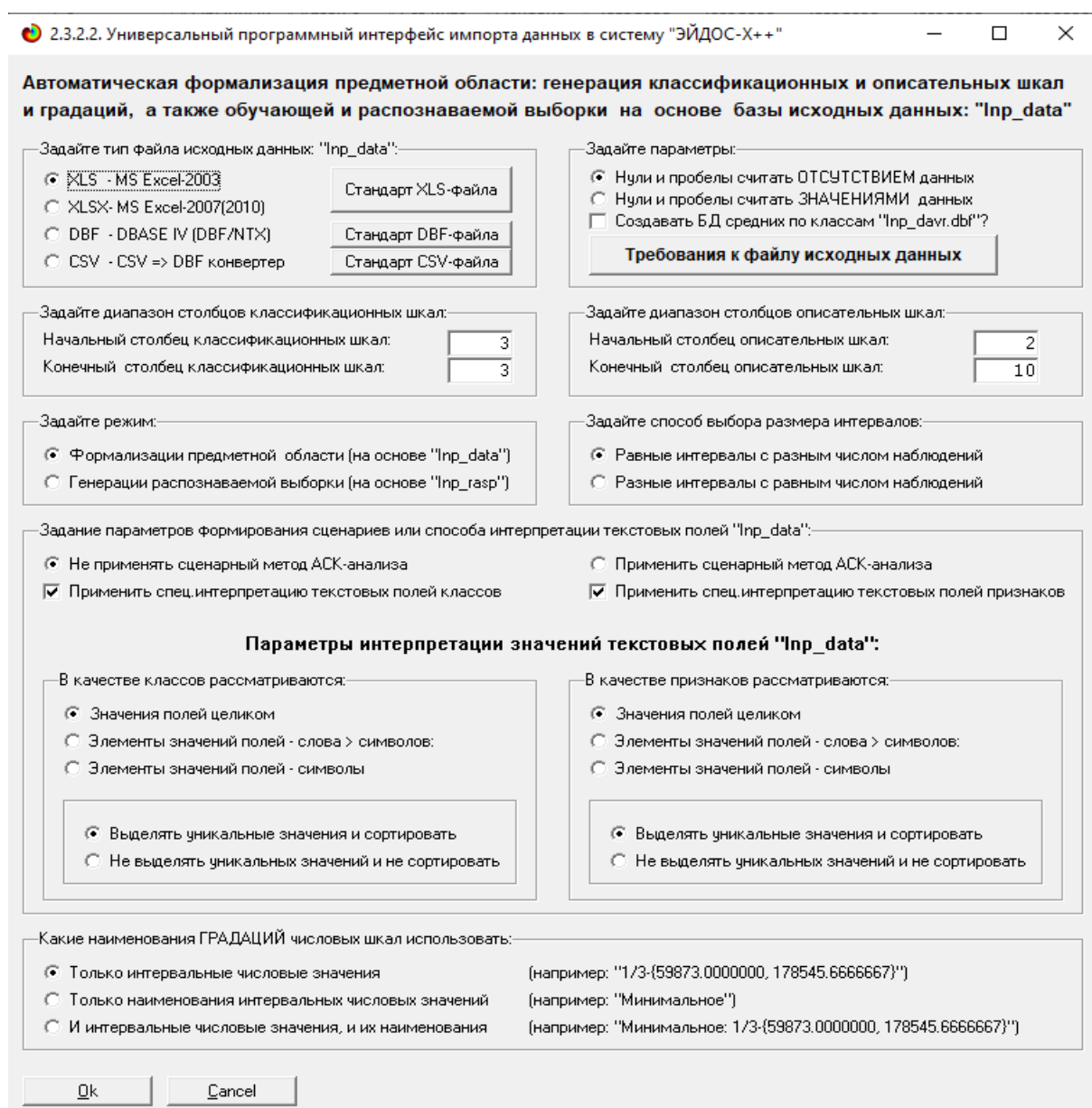


Рисунок 2 – Интерфейс импорта данных



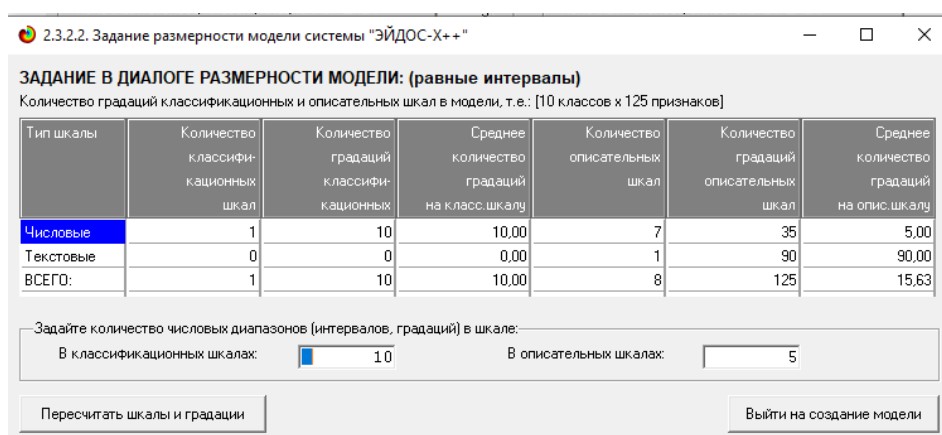


Рисунок 3 – Задание размерности модели

Процесс импорта данных из внешней БД "Inp\_data.xls" в систему Aidos-X представлен на рисунке 4.

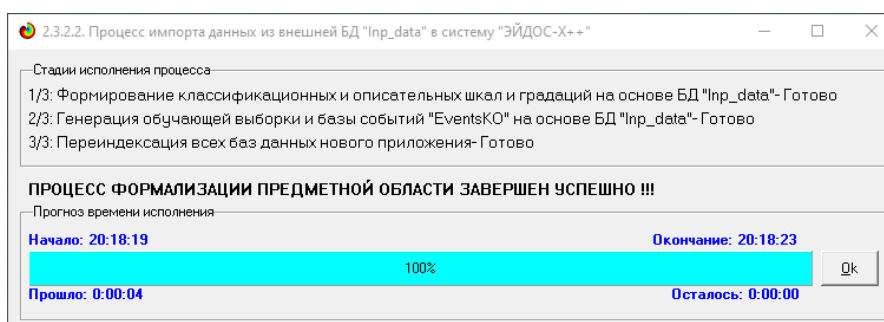


Рисунок 4 – Процесс импорта данных

Формирование классификационных и описательных шкал, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных, осуществляется автоматически после импорта. Тем самым этап формализации предметной области выполняется полностью автоматизировано.

#### 1.4 Синтез и верификация моделей

Следующим шагом требуется запустить режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 5).

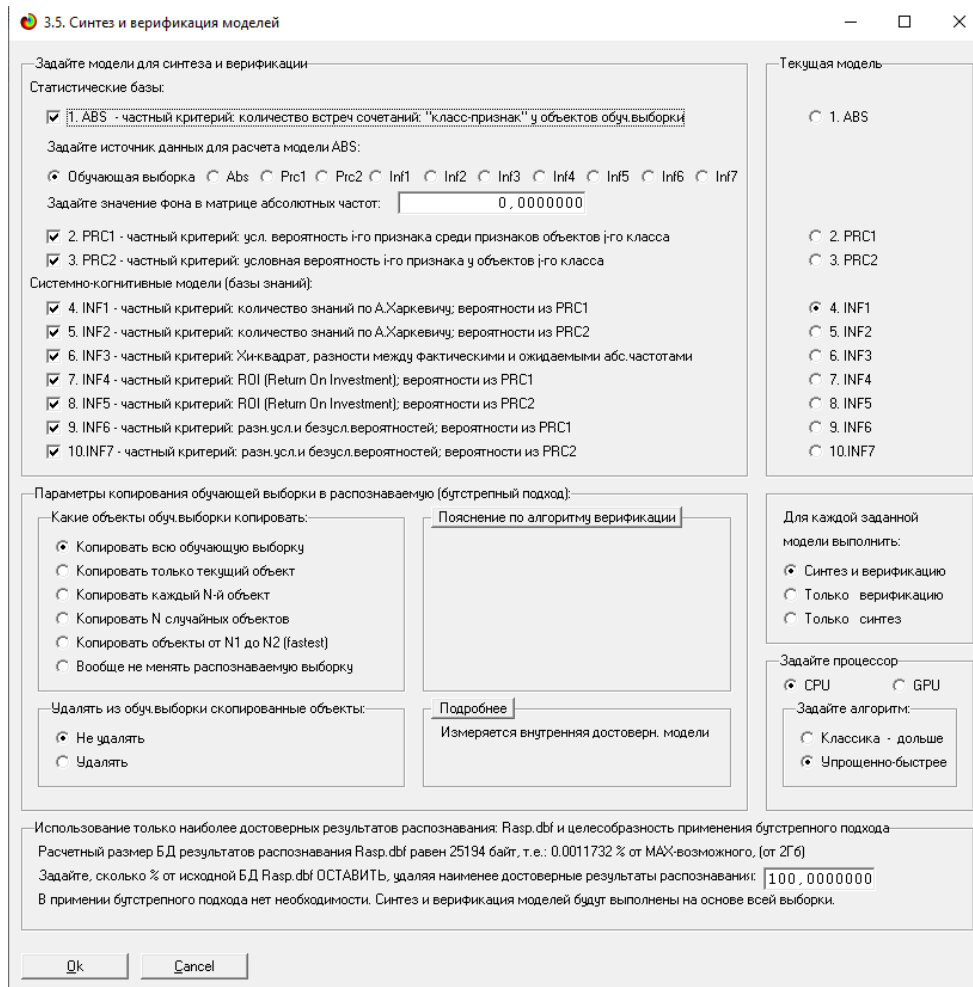


Рисунок 5 – Выбор моделей для синтеза и верификации

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 6.

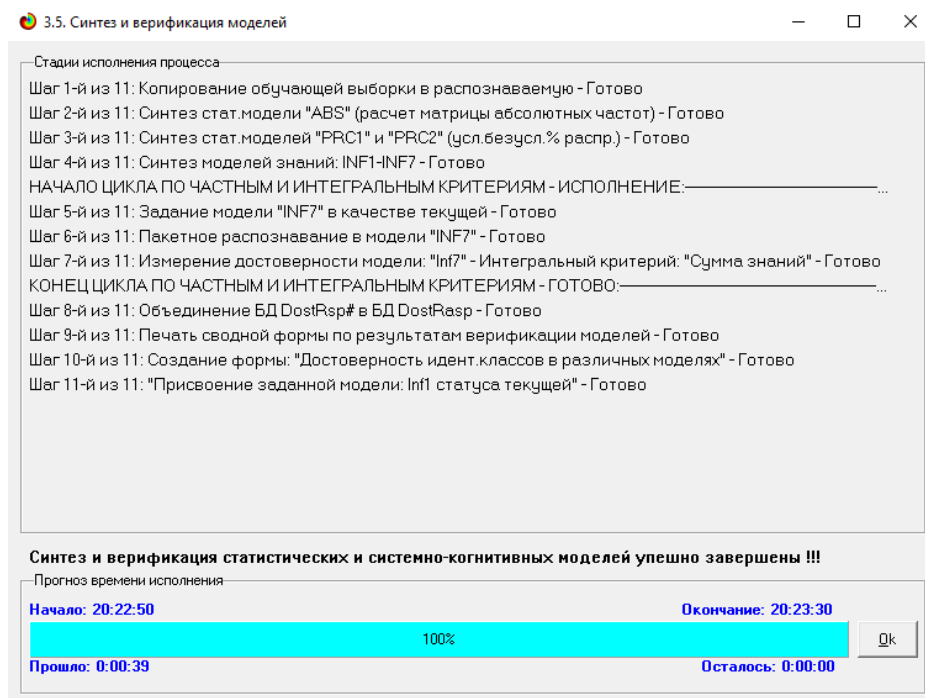


Рисунок 6 – Процесс исполнения режима 3.5

Стоит отметить, что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 49 секунд. Далее перейдем непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

## 1.5 Виды моделей Aidos-X

На рисунках 7 и 8 приведены фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели).

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере нескольких моделей, в которых рассчитано количество информации по А. Харкевичу, которое было получено по принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если известно, что у этого объекта есть некоторый признак.

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 ПРОДОЛЖИТЕ... 1/10 (0.7300000, 1.6790000)	2 ПРОДОЛЖИТЕ... 2/10 (1.6790000, 2.6280000)	3 ПРОДОЛЖИТЕ... 3/10 (2.6280000, 3.5770000)	4 ПРОДОЛЖИТЕ... 4/10 (3.5770000, 4.5260000)	5 ПРОДОЛЖИТЕ... 5/10 (4.5260000, 5.4750000)	6 ПРОДОЛЖИТЕ... 6/10 (5.4750000, 6.4240000)	7 ПРОДОЛЖИТЕ... 7/10 (6.4240000, 7.3730000)	8 ПРОДОЛЖИТЕ... 8/10 (7.3730000, 8.3220000)	9 ПРОДОЛЖИТЕ... 9/10 (8.3220000, 9.2710000)	10 ПРОДОЛЖИТЕ... 10/10 (9.2710000, 10.2200000)
1.0	НАЗВАНИЕ-All of Me John Legend				1.0						
2.0	НАЗВАНИЕ-All Too Well Taylor Swift										
3.0	НАЗВАНИЕ-Arcade Duncan Laurence			1.0							
4.0	НАЗВАНИЕ-Astronaut In The Ocean Masked Wolf		1.0								
5.0	НАЗВАНИЕ-At My Worst (feat. Kehlani) Pink Sweat\$			1.0							
6.0	НАЗВАНИЕ-Beautiful Mistakes (feat. Megan Thee Stallion) Maroon 5					1.0					
7.0	НАЗВАНИЕ-Before You Go Lewis Capaldi					1.0					
8.0	НАЗВАНИЕ-Beggin' MA neshin			1.0							
9.0	НАЗВАНИЕ-Believer Imagine Dragons			1.0							
10.0	НАЗВАНИЕ-Blinding Lights - 2019 The Weeknd			1.0							
11.0	НАЗВАНИЕ-Blinding Lights The Weeknd			1.0							
12.0	НАЗВАНИЕ-Circles Post Malone				1.0						
13.0	НАЗВАНИЕ-Cover Me In Sunshine Pink & Willow Sage Hart		1.0								
14.0	НАЗВАНИЕ-DA KITI Bad Bunny & Jhay Cortez				1.0						
15.0	НАЗВАНИЕ-Dance Monkey Tones And I				1.0						
16.0	НАЗВАНИЕ-Dance With Me Tonight Oly Murs			1.0							
17.0	НАЗВАНИЕ-Deja Vu Olivia Rodrigo					1.0					
18.0	НАЗВАНИЕ-Don't Start Now Dua Lipa					2.0					
19.0	НАЗВАНИЕ-Don't Stop Believin' Journey					1.0					
20.0	НАЗВАНИЕ-Downtown's Dead Sam Hunt			1.0							
21.0	НАЗВАНИЕ-drivers license Olivia Rodrigo					2.0					
22.0	НАЗВАНИЕ-Falling Harry Styles					1.0					
23.0	НАЗВАНИЕ-Famous Friends Chris Young + Kane Brown			1.0							
24.0	НАЗВАНИЕ-Fiel Los Legendarios, Wisin & Jhay Cortez				1.0						

Рисунок 7 – Фрагмент матрицы абсолютных частот

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1 ПРОДОЛЖИТЕ... 1/10 (0.7300000, 1.6790000)	2 ПРОДОЛЖИТЕ... 2/10 (1.6790000, 2.6280000)	3 ПРОДОЛЖИТЕ... 3/10 (2.6280000, 3.5770000)	4 ПРОДОЛЖИТЕ... 4/10 (3.5770000, 4.5260000)	5 ПРОДОЛЖИТЕ... 5/10 (4.5260000, 5.4750000)	6 ПРОДОЛЖИТЕ... 6/10 (5.4750000, 6.4240000)	7 ПРОДОЛЖИТЕ... 7/10 (6.4240000, 7.3730000)	8 ПРОДОЛЖИТЕ... 8/10 (7.3730000, 8.3220000)	9 ПРОДОЛЖИТЕ... 9/10 (8.3220000, 9.2710000)
1.0	НАЗВАНИЕ-All of Me John Legend	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				
2.0	НАЗВАНИЕ-All Too Well Taylor Swift	-0.011	-0.080	-0.601	-0.282	-0.018				
3.0	НАЗВАНИЕ-Arcade Duncan Laurence	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
4.0	НАЗВАНИЕ-Astronaut In The Ocean Masked Wolf	-0.011	0.920	-0.601	-0.282	-0.018				
5.0	НАЗВАНИЕ-At My Worst (feat. Kehlani) Pink Sweat\$	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
6.0	НАЗВАНИЕ-Beautiful Mistakes (feat. Megan Thee Stallion) Maroon 5	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				
7.0	НАЗВАНИЕ-Before You Go Lewis Capaldi	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				
8.0	НАЗВАНИЕ-Beggin' MA neshin	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
9.0	НАЗВАНИЕ-Believer Imagine Dragons	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
10.0	НАЗВАНИЕ-Blinding Lights - 2019 The Weeknd	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
11.0	НАЗВАНИЕ-Blinding Lights The Weeknd	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
12.0	НАЗВАНИЕ-Circles Post Malone	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				
13.0	НАЗВАНИЕ-Cover Me In Sunshine Pink & Willow Sage Hart	-0.011	0.920	-0.601	-0.282	-0.018				
14.0	НАЗВАНИЕ-DA KITI Bad Bunny & Jhay Cortez	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
15.0	НАЗВАНИЕ-Dance Monkey Tones And I	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
16.0	НАЗВАНИЕ-Dance With Me Tonight Oly Murs	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
17.0	НАЗВАНИЕ-Deja Vu Olivia Rodrigo	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				
18.0	НАЗВАНИЕ-Don't Start Now Dua Lipa	-0.022	-0.159	-1.203	1.435	-0.035				
19.0	НАЗВАНИЕ-Don't Stop Believin' Journey	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				
20.0	НАЗВАНИЕ-Downtown's Dead Sam Hunt	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
21.0	НАЗВАНИЕ-drivers license Olivia Rodrigo	-0.022	-0.159	-1.203	1.435	-0.035				
22.0	НАЗВАНИЕ-Falling Harry Styles	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				
23.0	НАЗВАНИЕ-Famous Friends Chris Young + Kane Brown	-0.011	-0.080	0.399	-0.282	-0.018				
24.0	НАЗВАНИЕ-Fiel Los Legendarios, Wisin & Jhay Cortez	-0.011	-0.080	-0.601	0.718	-0.018				

Рисунок 8 – Фрагмент модели INF 3

## 1.6 Результаты верификации моделей

Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями, были отражены на рисунке 9.

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. истинно-положительных решений (STP)	Сумма модул. истинно-отрицательных решений (STN)	Сумма уровней сход.	Сумма уровней расхожд.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сометаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...	100	100	11	489	0.170	1.000	0.290	52.664	0.567	161		
1. ABS - частный критерий: количество встреч сометаний "Клас...	Сумма абс. частот по признак...	100	100	11	489	0.170	1.000	0.290	54.283		62		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	100	100	11	489	0.170	1.000	0.290	52.664	0.567	161		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по призна...	100	100	11	489	0.170	1.000	0.290	32.814		143		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	100	100	11	489	0.170	1.000	0.290	52.664	0.567	161		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по призна...	100	100	11	489	0.170	1.000	0.290	29.235		121		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	100	33	283	217	0.132	0.330	0.189	6.418	31.298	23		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	100	92	112	388	0.192	0.920	0.317	12.481	5.827	36		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	100	33	294	206	0.138	0.330	0.195	6.453	32.209	21		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	100	92	112	388	0.192	0.920	0.317	11.831	5.371	31		
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Семантический резонанс: зна...	100	70	284	216	0.245	0.700	0.363	20.830	46.134	40		
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Сумма знаний	100	70	284	216	0.245	0.700	0.363	27.965	43.563	23		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс: зна...	100	23	475	25	0.479	0.230	0.311	6.766	54.885	0		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	100	95	103	397	0.193	0.950	0.321	4.970	0.398	7		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс: зна...	100	23	476	24	0.489	0.230	0.313	6.740	54.872	0		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	100	95	101	399	0.192	0.950	0.320	4.502	0.363	6		
9. INF6 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: вер...	Семантический резонанс: зна...	100	65	176	324	0.167	0.650	0.266	18.234	23.157	62		
9. INF6 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: вер...	Сумма знаний	100	70	112	388	0.192	0.700	0.251	6.233	2.438	60		
10. INF7 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: ве...	Семантический резонанс: зна...	100	67	184	316	0.175	0.670	0.277	19.259	22.685	59		
10. INF7 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: ве...	Сумма знаний	100	72	109	391	0.156	0.720	0.256	5.521	2.173	46		

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

Рисунок 9 – Оценка достоверности моделей (F-критерий)

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средний модуль уровней сход. истинно-полож. решений	Средний модуль уровней сход. истинно-отрицат. решений	Средний модуль уровней сход. ложно-положит. решений	Средний модуль уровней сход. ложно-отрицат. решений	A-Точность модели AРескоп = AТР/(AТР+...)	A-Полнота модели AРескоп = AТН/(AТН+...)	L2-мера проф. Е.В. Луценко	Процент правильной идентификац.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сометаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...	1.000	0.395	0.527	0.052	0.330	0.615	1.000	0.761	100.000	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сометаний "Клас...	Сумма абс. частот по признак...	1.000	0.634	0.543	0.128	0.809	1.000	0.894	100.000		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	1.000	0.395	0.527	0.052	0.330	0.615	1.000	0.761	100.000	
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн. частот по призна...	1.000	0.314	0.328	0.293	0.528	1.000	0.691	100.000		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	1.000	0.395	0.527	0.052	0.330	0.615	1.000	0.761	100.000	
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн. частот по призна...	1.000	0.324	0.292	0.249	0.540	1.000	0.701	100.000		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	0.476	0.297	0.194	0.111	0.108	0.106	0.644	0.648	33.000	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.976	0.404	0.136	0.052	0.094	0.038	0.590	0.783	6.733	92.000
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс: зна...	0.476	0.312	0.196	0.110	0.104	0.106	0.654	0.648	6.651	33.000
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.977	0.427	0.129	0.048	0.081	0.034	0.613	0.789	6.990	92.000
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Семантический резонанс: зна...	0.821	0.482	0.298	0.162	0.186	0.151	0.615	0.663	6.638	70.000
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Сумма знаний	0.779	0.640	0.399	0.153	0.109	0.265	0.786	0.601	6.681	70.000
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс: зна...	0.354	0.504	0.294	0.116	0.040	0.160	0.881	0.647	0.746	23.000
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	0.998	0.573	0.052	0.004	0.019	0.002	0.737	0.956	0.833	95.000
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Семантический резонанс: зна...	0.356	0.506	0.293	0.115	0.041	0.158	0.877	0.649	0.746	23.000
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятн...	Сумма знаний	0.998	0.588	0.047	0.004	0.016	0.002	0.750	0.956	0.841	95.000
9. INF6 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: вер...	Семантический резонанс: зна...	0.747	0.348	0.281	0.132	0.192	0.177	0.594	0.613	6.604	65.000
9. INF6 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: вер...	Сумма знаний	0.933	0.171	0.089	0.022	0.155	0.015	0.365	0.857	0.512	70.000
10. INF7 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: ве...	Семантический резонанс: зна...	0.760	0.369	0.287	0.123	0.189	0.185	0.604	0.609	6.606	67.000
10. INF7 - частный критерий: равн.усли безул. вероятностей: ве...	Сумма знаний	0.935	0.190	0.077	0.020	0.119	0.014	0.392	0.847	0.536	72.000

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

Рисунок 10 – Оценка достоверности моделей (L1 и L2 критерии)

Из рисунка 9-10 можно сделать вывод о том, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверной моделью является INF3 с интегральным критерием «Корреляция условно относительных частот» (F=0,363 максимуме 1,000), по критерию L1 профессора Е.В. Луценко наиболее достоверной является модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» (L1=0,640 при максимуме 1,000), а по критерию L2 профессора Е.В. Луценко наиболее достоверной также является СК-модель ABS с интегральным критерием «Сумма абсолютных частот» (L2=0,894 при максимуме 1,000). Для оценки достоверности моделей

в АСК- анализе и системе Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В. Луценко (рисунок 11).

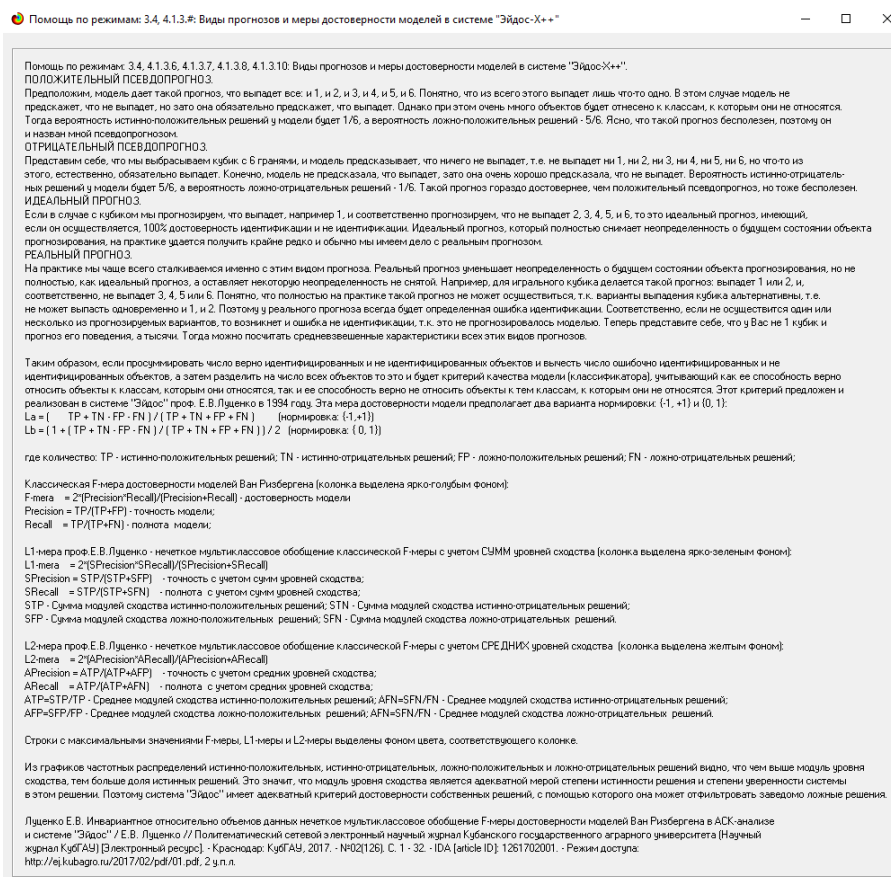


Рисунок 11 – Виды прогнозов и принципы определения

Также необходимо обратить внимание на то, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую.

На рисунках 12-14 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений в СК-моделях по данным обучающей выборки.

Левое распределение включает истинно-отрицательные и ложноположительные решения, а правое включает ложные отрицательные и истинно-положительные решения.



Рисунок 12 – Частотные распределения модели ABS

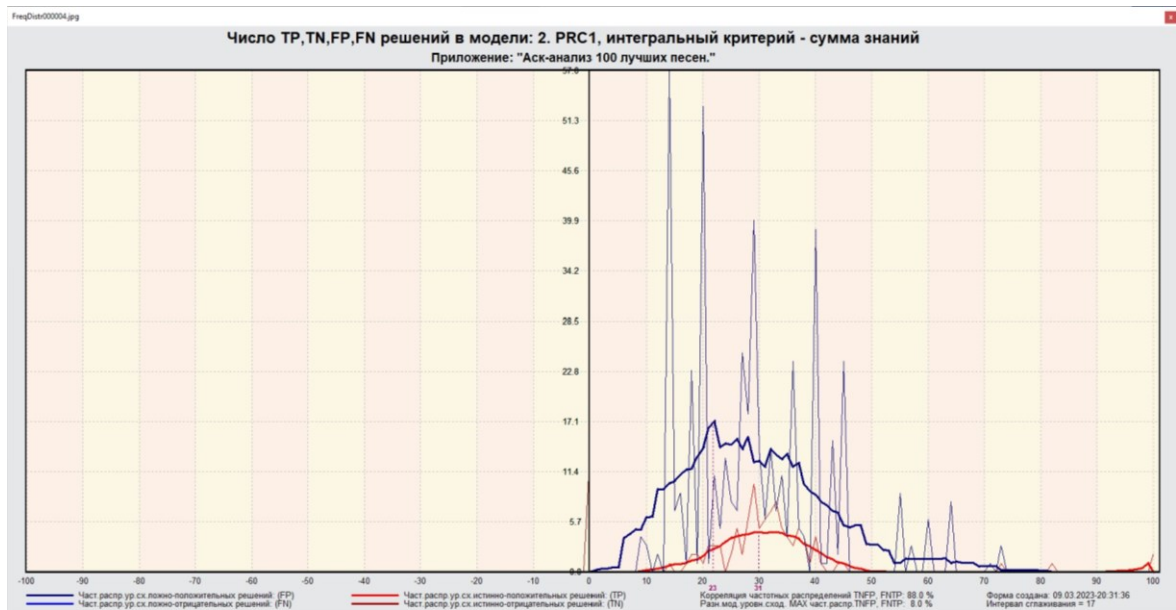


Рисунок 13 – Частотные распределения модели PRC1

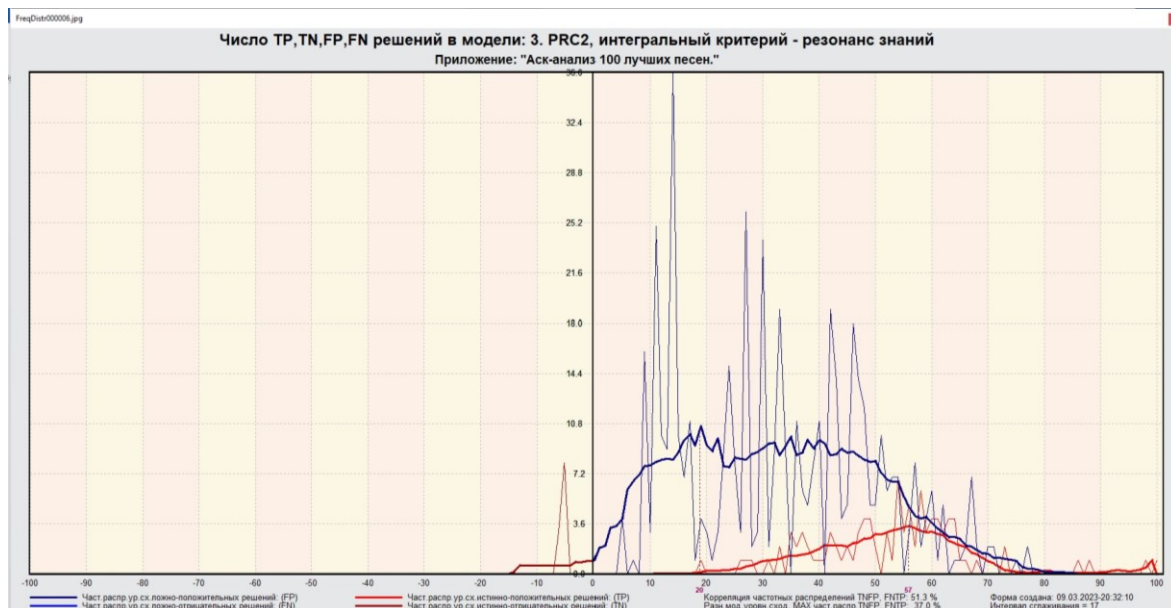


Рисунок 14 – Частотные распределения модели PRC2

Видно, что модели PRC1 и PRC2 на основе интегрального критерия «резонанс знаний» при проценте схожести более 90% практически не дают ложноположительные решения. При этом модели ABS на основе интегрального критерия «сумма знаний» при проценте схожести меньше примерно 85% дают меньше ложноотрицательных, чем истинно-положительных решений. Из этого можно сделать вывод о том, что система лучше определяет принадлежность объекта к классу, чем непринадлежность.



## 2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1 Решение задач идентификации

Решим задачу системной идентификации, т.е. определим к каким респонденты относятся на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели ABS (режим 5.6) (рисунок 15, 16).

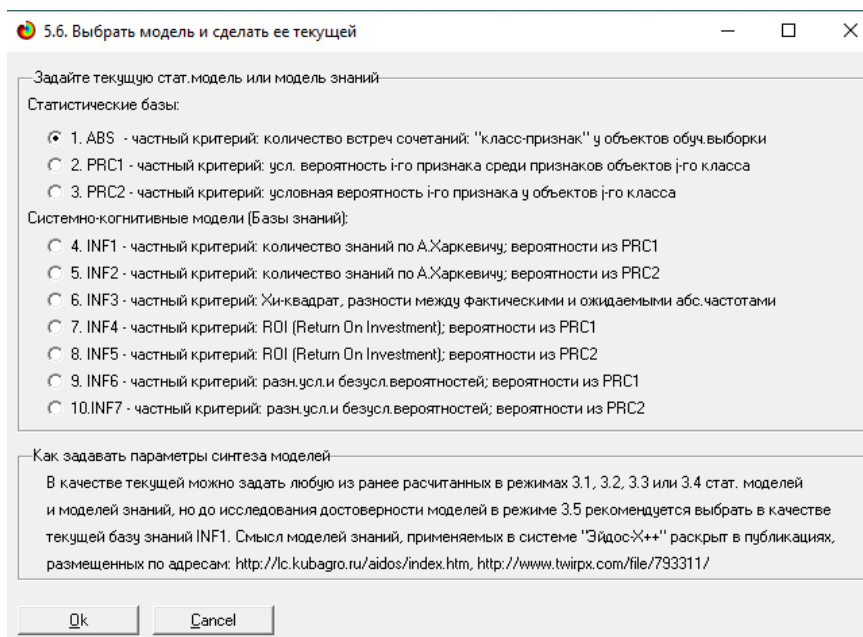


Рисунок 15 – Интерфейс задания модели

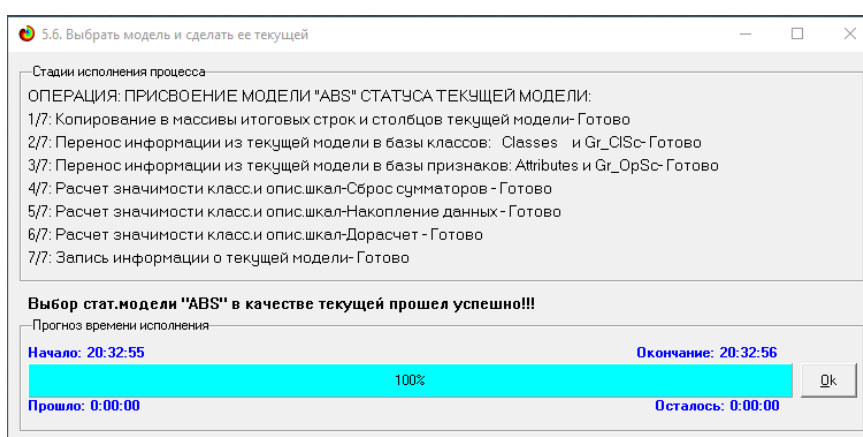


Рисунок 16 – Процесс загрузки модели

Затем следует провести пакетное распознавание в режиме 4.1.2. (рисунок 17).

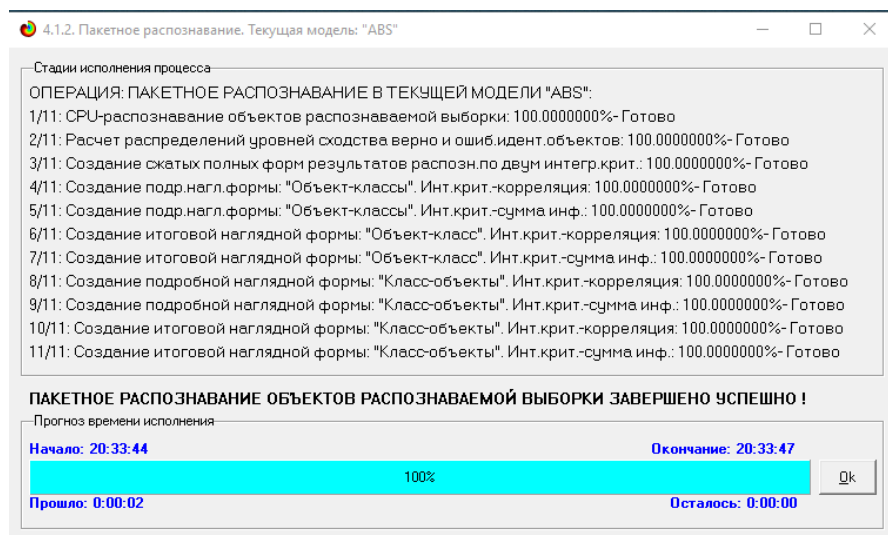


Рисунок 17 – Процесс пакетного распознавания модели

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

Режим 4.1.3 системы Aidos-X обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

- Подробно наглядно: «Объект – классы».
- Подробно наглядно: «Класс – объекты».
- Итоги наглядно: «Объект – классы».
- Итоги наглядно: «Класс – объекты».
- Подробно сжато: «Объект – классы».
- Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.
- Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.
- Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.

На рисунке 18 и 19 приведен пример прогноза высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели ABS на основе наблюдения предыстории их развития. Визуализация результатов

распознавания представлена в соотношении: «Объект-классы» и «Класс-объекты».

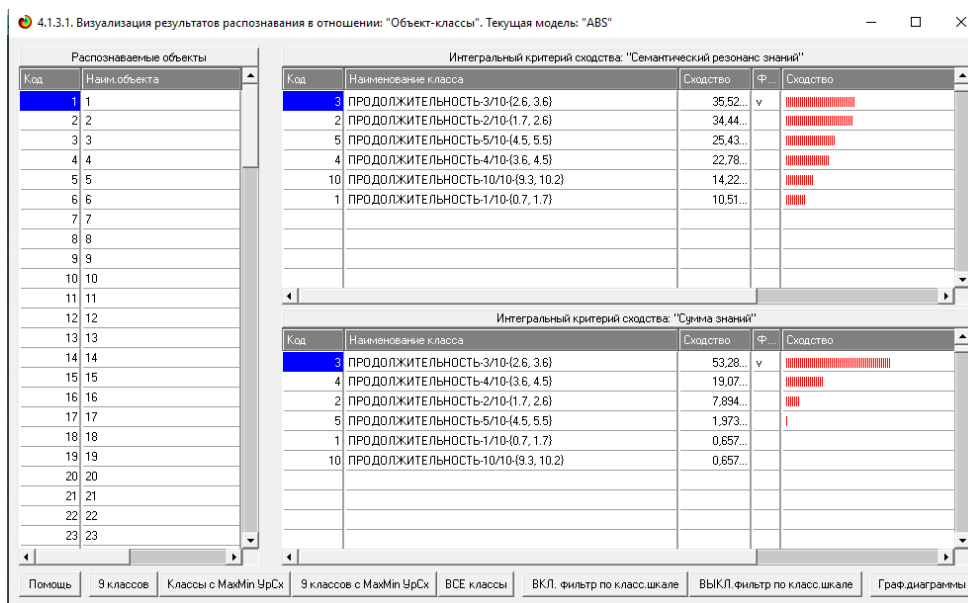


Рисунок 18 – Визуализация «Объект-классы»

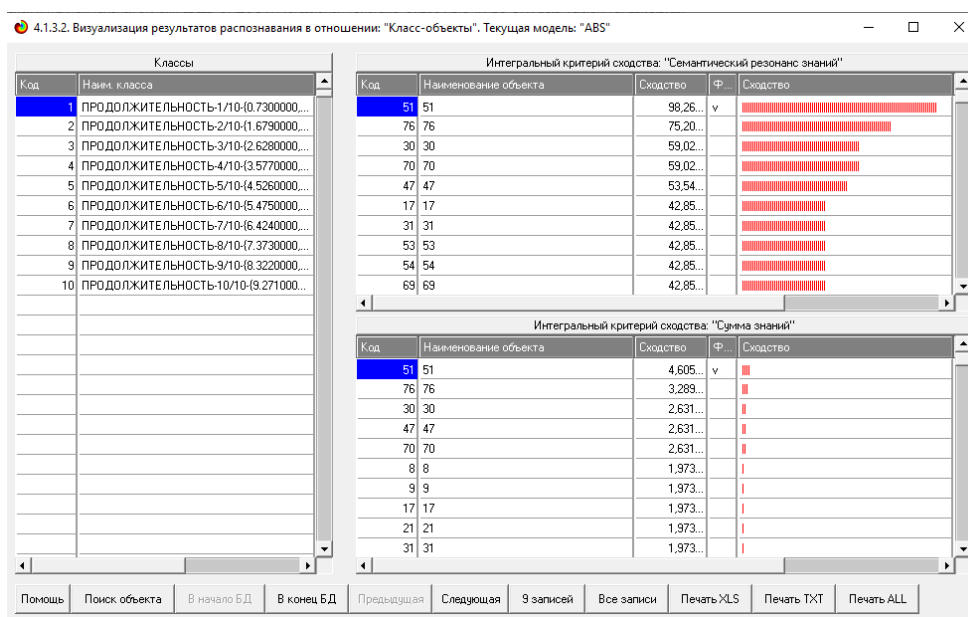


Рисунок 19 – Визуализация «Класс-объекты»

## 2.2 SWOT и PEST матрицы и диаграммы

При принятии решений определяется сила и направление влияния значений факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к

тем или иным классам, соответствующим различным будущим состояниям. По сути, это решение задачи SWOT-анализа.

Применительно к решаемой задаче, SWOT-анализ показывает, как различные критерии влияют на уровень заработной платы (рисунок 20).

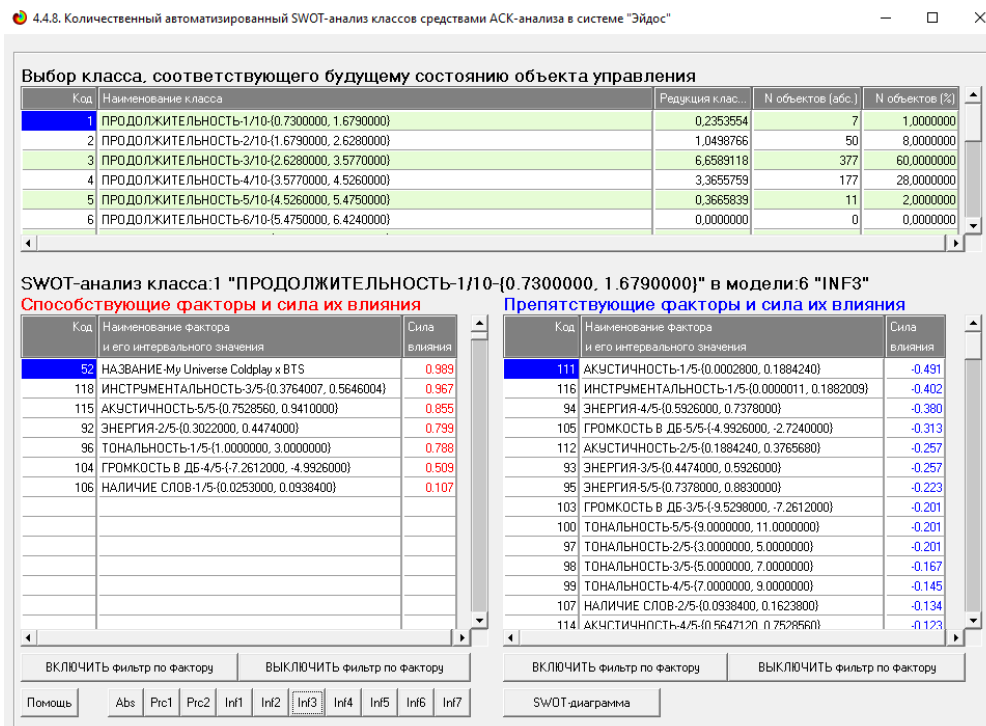


Рисунок 20 – SWOT-матрица

На рисунке 21 приведен пример табличной выходной формы количественного автоматизированного SWOT-анализа и PEST-анализа средствами системы Aidos-X.

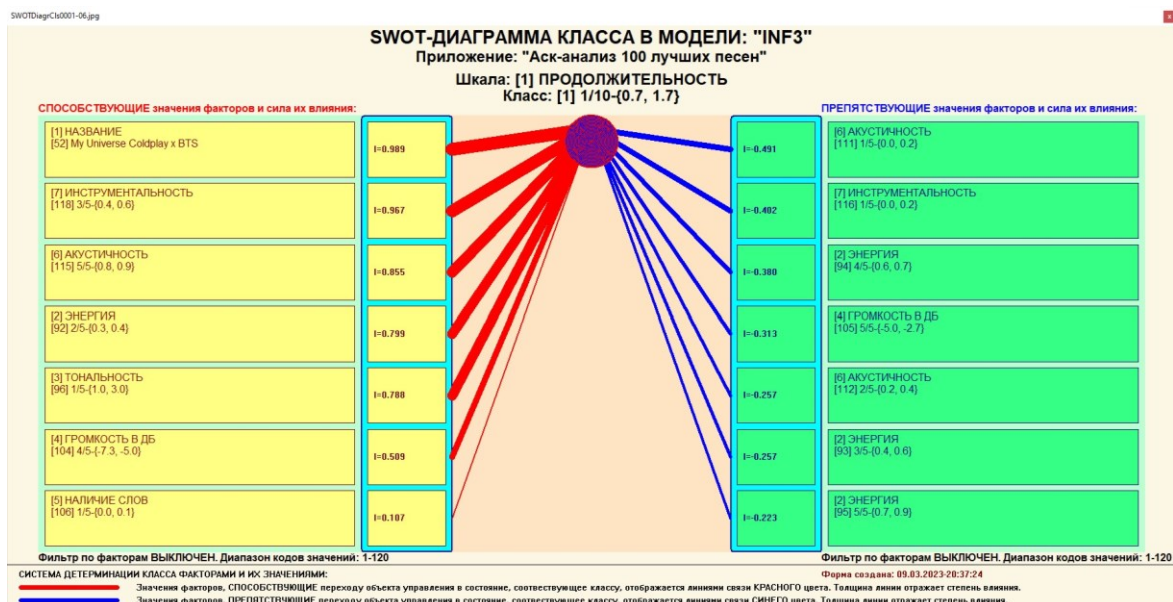


Рисунок 21 – SWOT-диаграмма

В левой стороне представлены факторы характерные для класса, а справа – нехарактерные.

### 2.3 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 «Aidos-X» 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.

### 2.3.1 Когнитивные диаграммы классов

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

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 22, показаны количественные оценки сходства/различия показателей. Важно, что эти результаты сравнения получены 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.

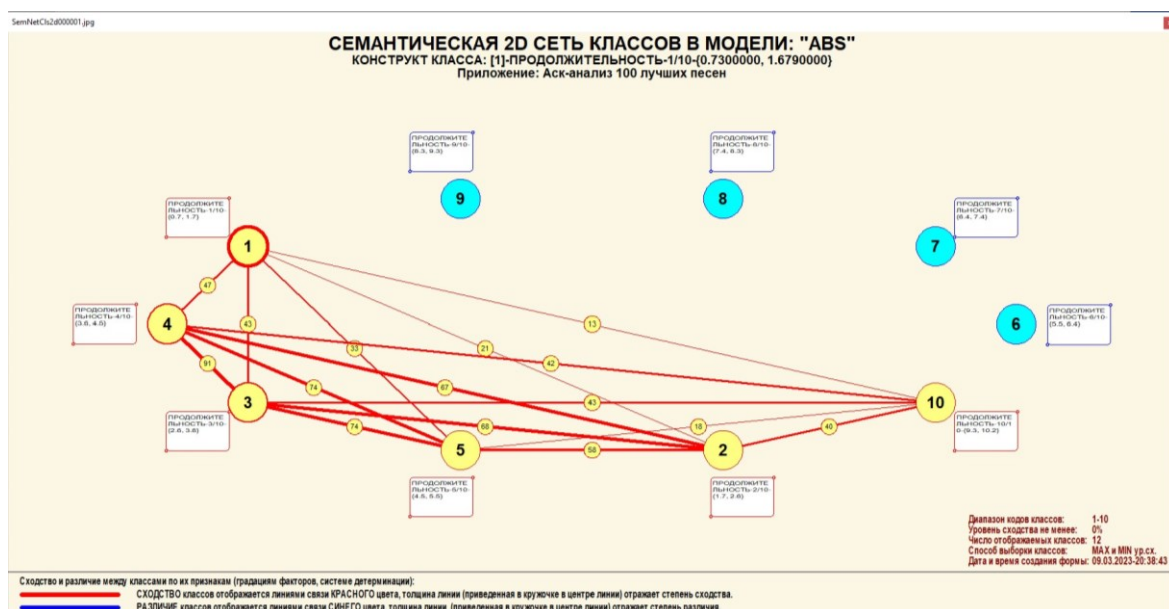


Рисунок 22 – Когнитивная диаграмма классов

### 2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, но и в форме агломеративных дендрограмм с графиком изменения межкластерного расстояния, полученных в результате когнитивной

кластеризации (рисунок 23 и 24).

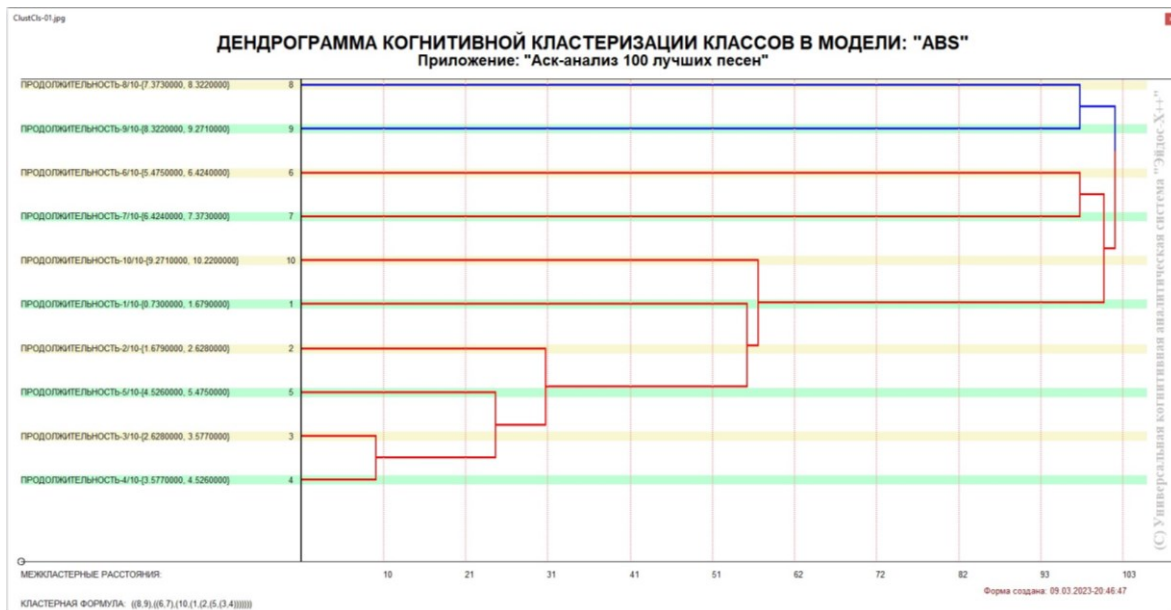


Рисунок 23 – Дендрограмма когнитивной кластеризации классов

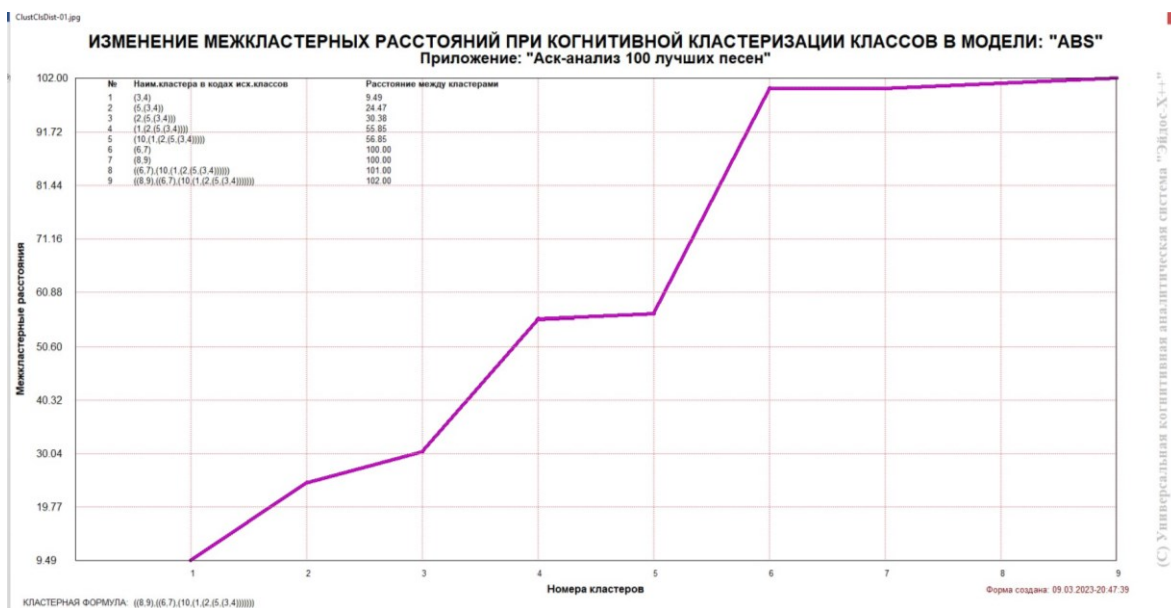


Рисунок 24 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации классов

Из рисунка 23 мы видим, что некоторые характеристики сходны по системе детерминирующих их факторов, и, следовательно, могут наблюдаться одновременно, а другие по этой системе обуславливающих факторов сильно отличаются, и, следовательно, являются



взаимоисключающими, т.е. являются альтернативными.

### 2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов

Подобные диаграммы отражают зависимость параметров. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 25).

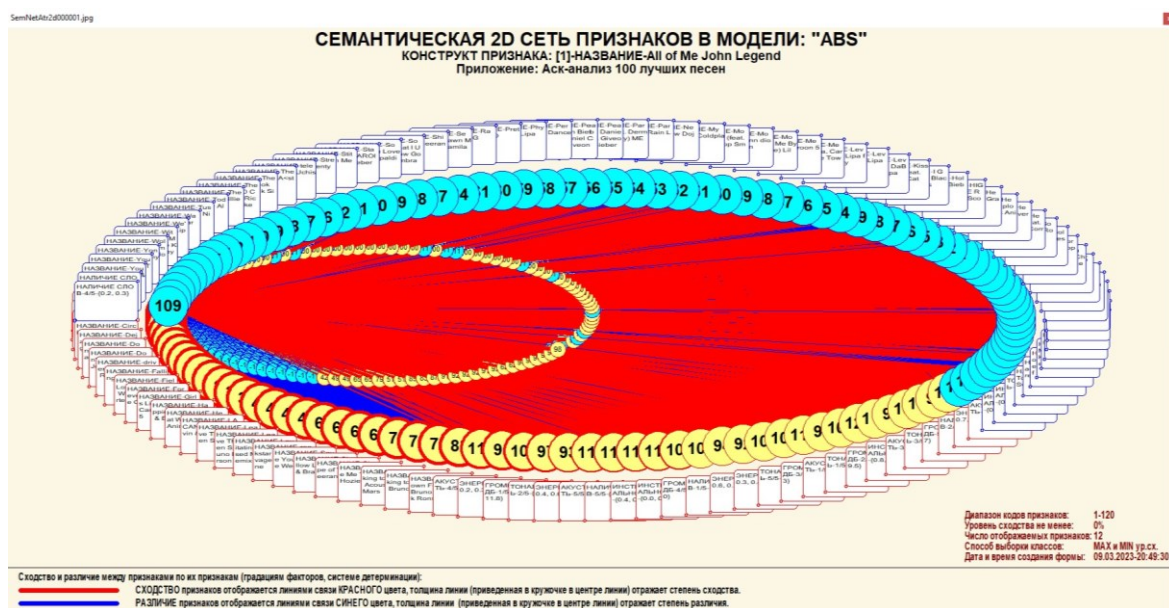


Рисунок 25 – График изменения межкластерных расстояний

### 2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунках 26-27 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.



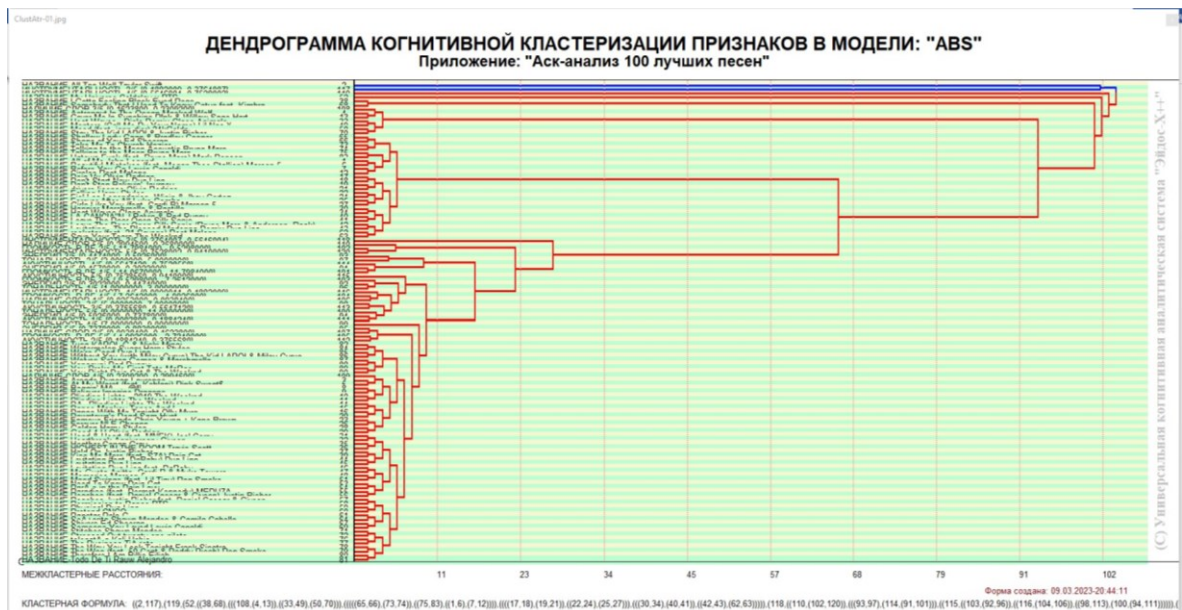


Рисунок 26 – Дендограмма когнитивной кластеризации признаков



Рисунок 27 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации признаков

Из дендограммы мы видим, что все значения факторов образуют 2 четко выраженных кластера, объединенных в полюса конструкта (показаны синими и красным цветами). Хорошо видна группировка признаков по их смыслу.

### 2.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 28 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 29 – фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети, отражающий 87% наиболее значимых синапсических связей.

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют уровню заработной платы, а рецепторы – параметрам, влияющим на ее размер. Нейроны расположены слева направо в порядке убывания силы детерминации, т.е. слева находятся результаты, наиболее жестко обусловленные обуславливающими их значениями факторами, а справа – менее жестко обусловленные.



Рисунок 28 – Пример нелокального нейрона

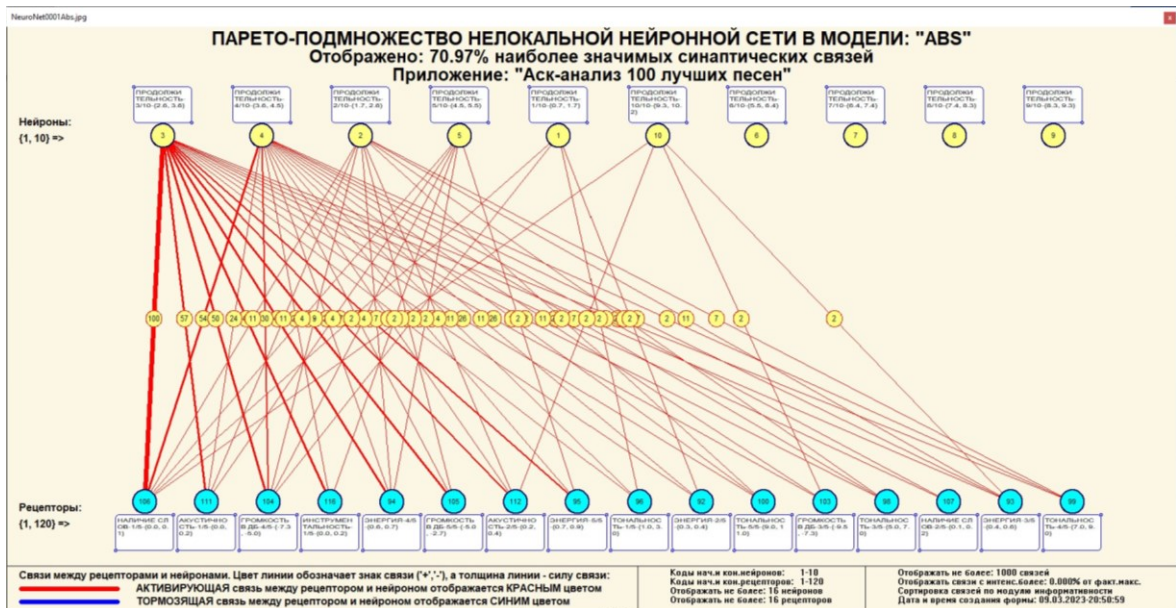


Рисунок 29 – Один слой нелокальной нейронной сети

### 2.3.6 3D-интегральные когнитивные карты

На рисунке 30 приведен фрагмент 3D-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент СК-модели ABS.

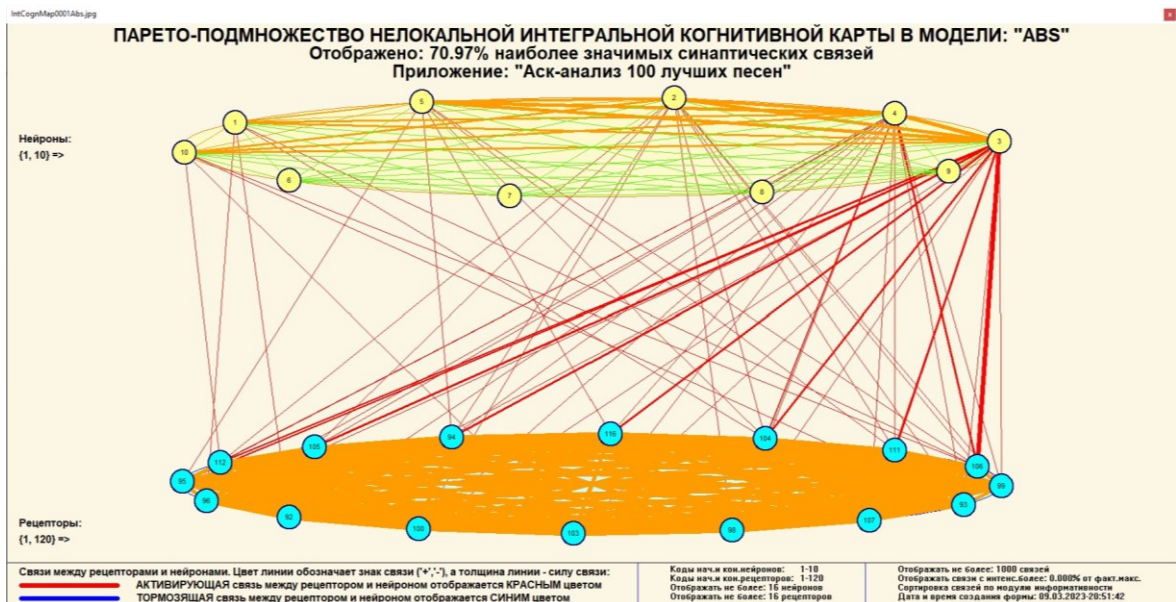


Рисунок 30 – 3D-интегральная когнитивная карта



## 2.3.7 Когнитивные функции

Такие диаграммы отражают то, как влияют градации различных факторов на прогноз. Эти диаграммы мы получаем в режиме 4.5 «Визуализация когнитивных функций» и некоторые из них представлены на рисунках 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37.

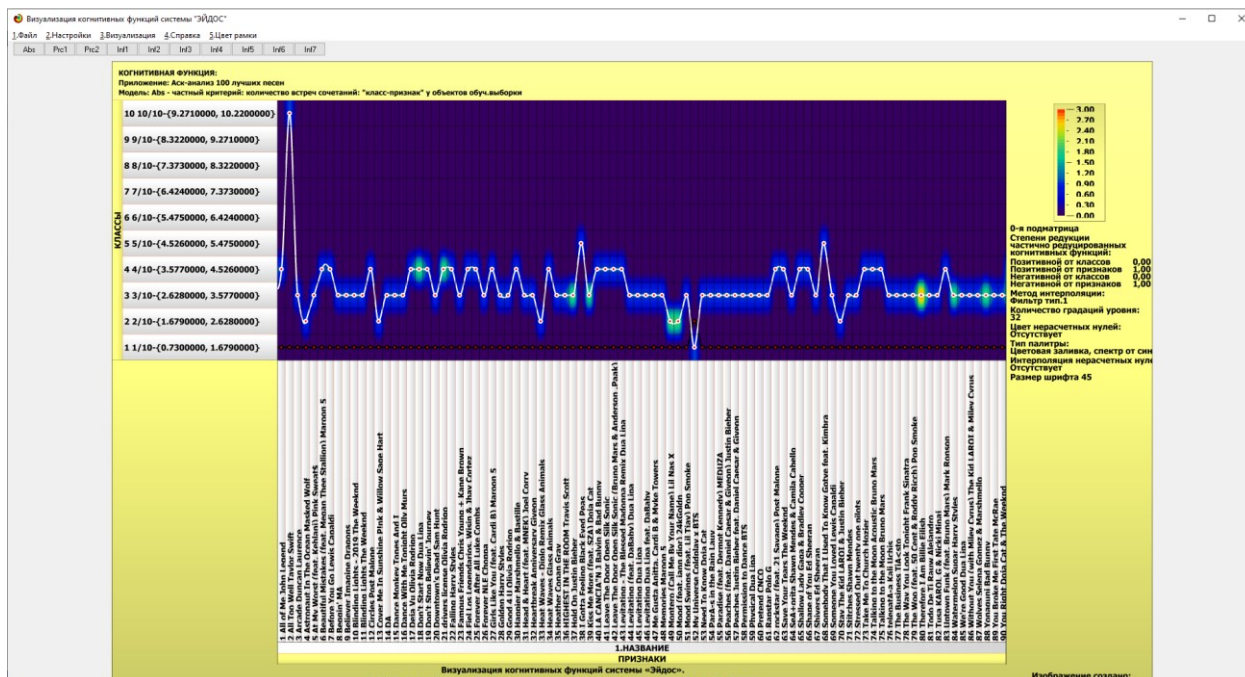


Рисунок 31 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 1

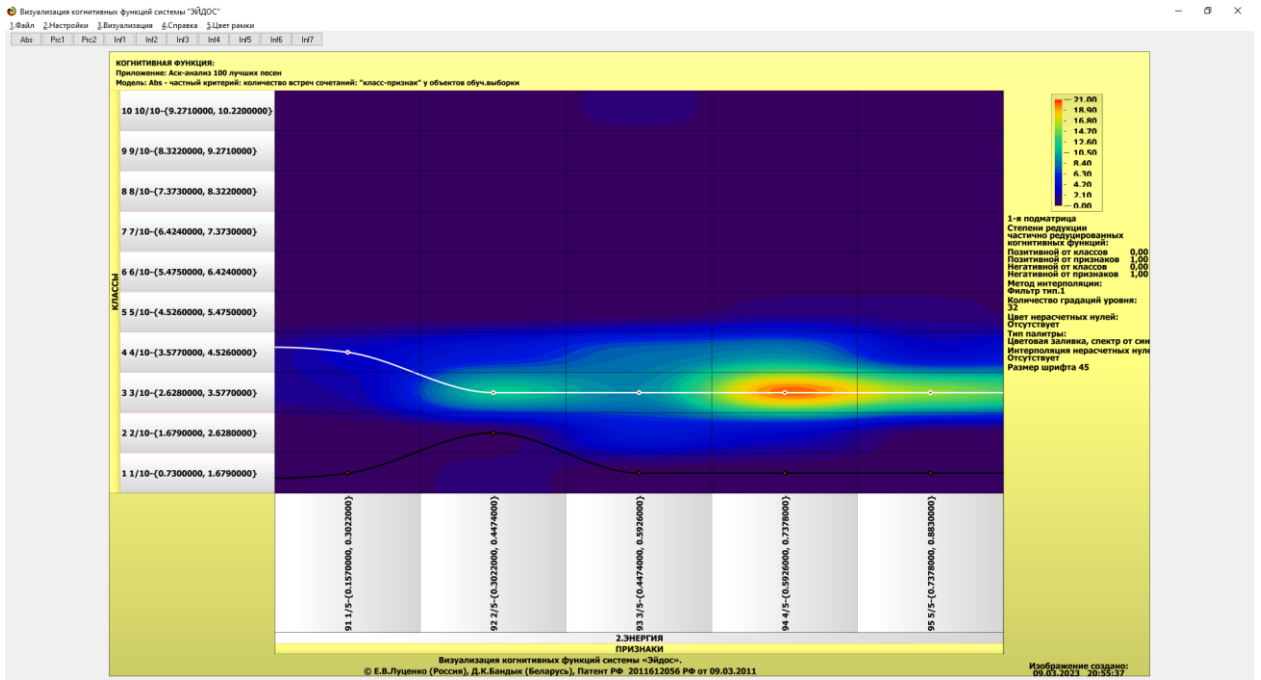


Рисунок 32 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 2

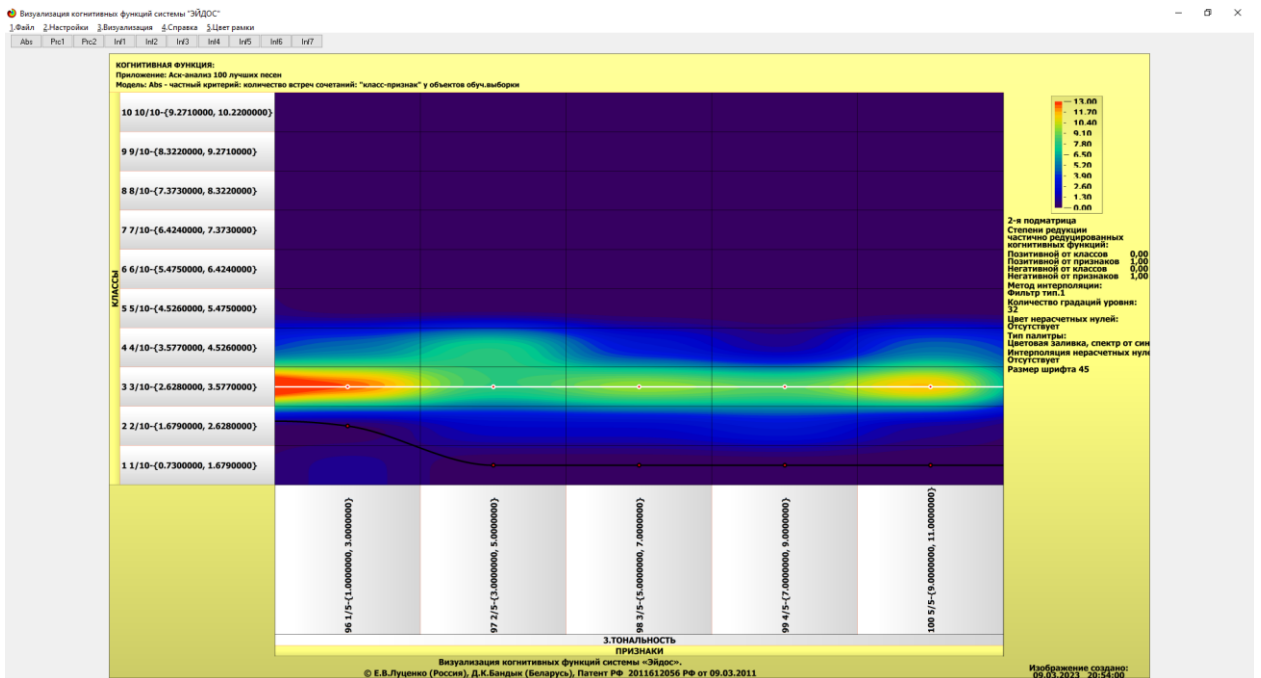


Рисунок 33 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 3

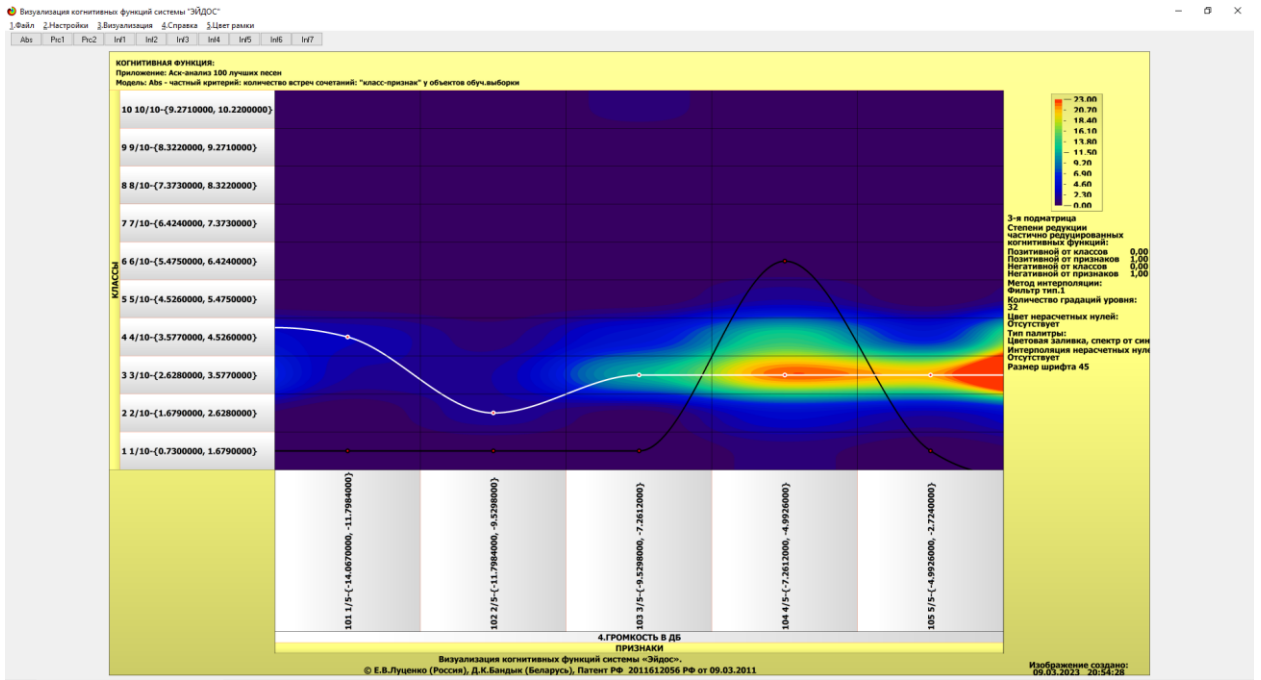


Рисунок 34 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 5

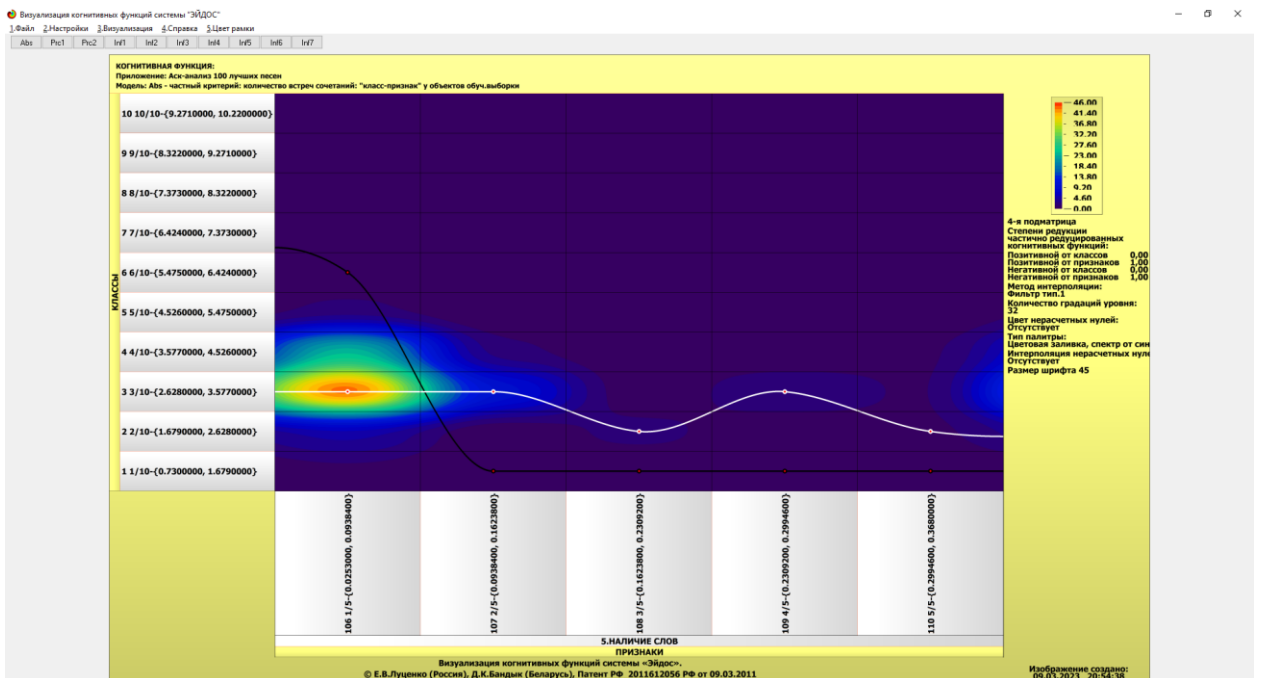


Рисунок 35 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 5

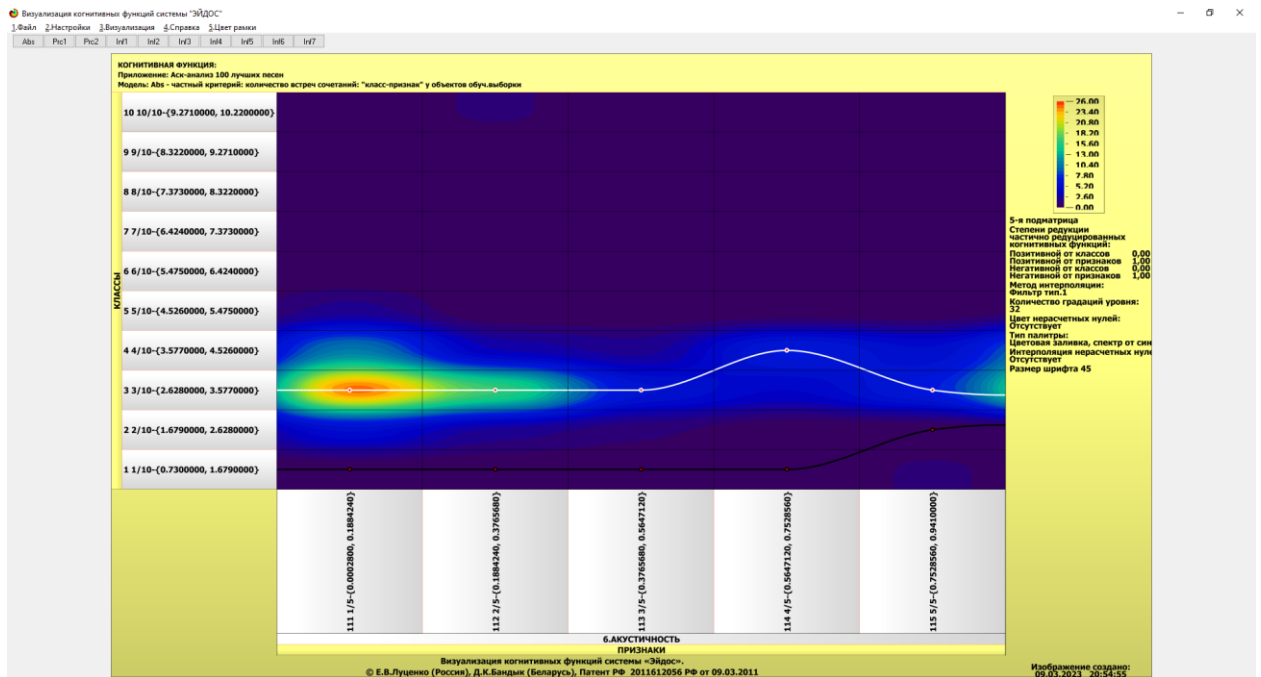


Рисунок 36 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 6

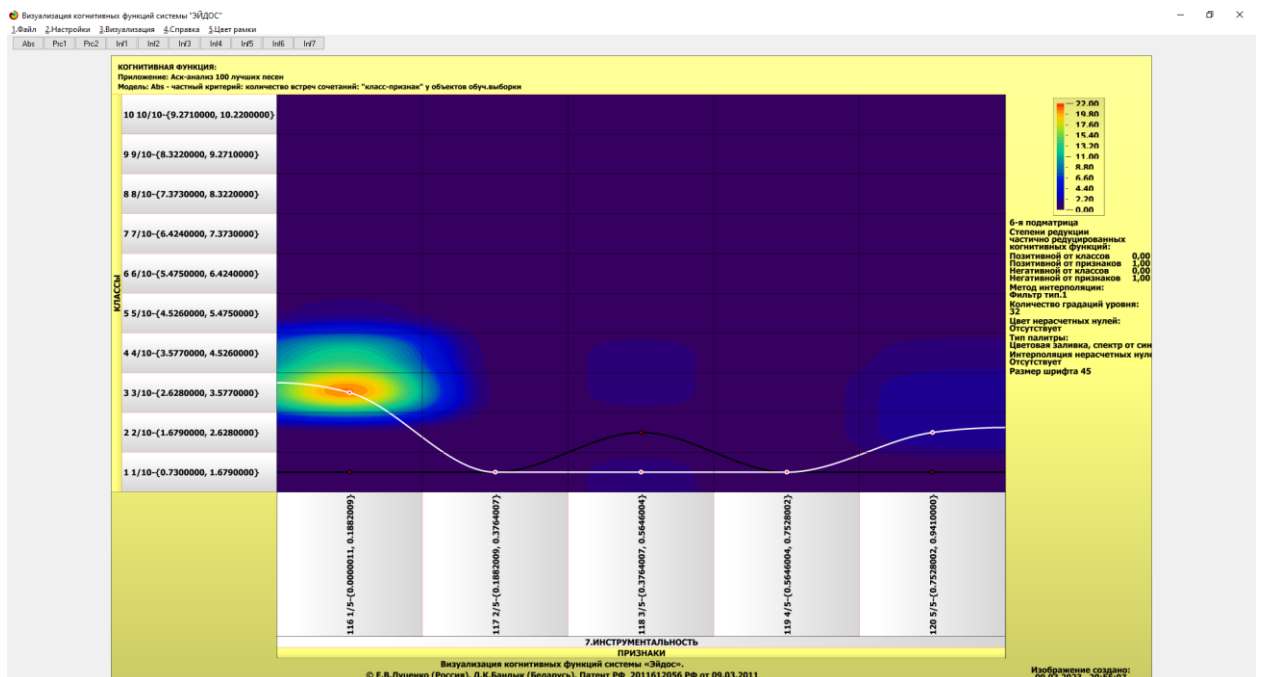


Рисунок 37 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 7

Зависимости между значениями параметров внешнего мира и показателями заработной платы в основном имеют довольно сложный характер, в чем можно наглядно убедиться из приведенных когнитивных функций.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Цель работы достигнута, поставленная проблема решена, что показывает анализ результатов численного эксперимента предложенных и реализованных в системе «Aidos-X», решение поставленных задач является вполне эффективным.

При помощи системы «Aidos-X» результатом реализованной работы являются созданные статистические и системно-когнитивные модели, в которых на основе эмпирических данных были сформированы обобщенные образы классов, показывающие 100 лучших песен, и на основе этого, были достигнуты такие задачи, как идентификация, классификация и исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.



## СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Детальный численный пример сценарного Автоматизированного системно-когнитивного анализа в интеллектуальной системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №08(162). С. 273 – 355. – IDA [article ID]: 1622008020. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/08/pdf/20.pdf>, 5,188 у.п.л.

2. 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.

3. 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.

4. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим

доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.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. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.

7. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 у.п.л.

8. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. –

IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Сценарный АСК-анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации по теореме А.Н.Колмогорова (1957) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №07(161). С. 76 – 120. – IDA [article ID]: 1612007009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812 у.п.л.

10. Луценко Е.В., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» ("Эйдос-кластер"). Пат. № 2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл. От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л.