

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 одобрения ипотечного кредита на основе сведений о клиенте»

Выполнил студент группы: ИТ2141 Басеев Юрий Владимирович

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: 32 страниц, 32 рисунка, 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 разработчиков ПО в США.

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

<b>РЕФЕРАТ .....</b>	<b>2</b>
<b>ВВЕДЕНИЕ .....</b>	<b>4</b>
<b>1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....</b>	<b>5</b>
<b>1.1 Описание решения .....</b>	<b>5</b>
<b>1.2 Поиск и объединение исходных данных .....</b>	<b>7</b>
<b>1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X.....</b>	<b>8</b>
<b>1.4 Синтез и верификация моделей .....</b>	<b>10</b>
<b>1.5 Виды моделей Aidos-X .....</b>	<b>12</b>
<b>1.6 Результаты верификации моделей .....</b>	<b>14</b>
<b>2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ .....</b>	<b>18</b>
<b>2.1 Решение задач идентификации .....</b>	<b>18</b>
<b>2.2 SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....</b>	<b>22</b>
<b>2.3 Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.....</b>	<b>23</b>
<b>2.3.1 Когнитивные диаграммы классов.....</b>	<b>23</b>
<b>2.3.2 Когнитивные диаграммы значений факторов.....</b>	<b>24</b>
<b>2.3.3 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов.....</b>	<b>25</b>
<b>2.3.4 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети .....</b>	<b>27</b>
<b>2.3.5 3D-интегральные когнитивные карты.....</b>	<b>28</b>
<b>2.3.6 Когнитивные функции.....</b>	<b>29</b>
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>	<b>30</b>
<b>СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ .....</b>	<b>31</b>

## **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 заработных плат разработчиков ПО в США по некоторым статистическим характеристикам внешнего мира. Выявление зависимостей между наблюдаемыми данными и уровнем зарплат позволит облегчить процесс формирования новых вакантных позиций и их условий для компаний.

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 зарплатой.

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 366, 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:

- Loan\_ID – id-заявки;
- Gender – пол;
- Married – семейное положение;
- Dependents – иждивенцы;
- Education – образование;
- Self\_Employed – самозанятый;
- ApplicantIncome – доход заявителя;
- CoapplicantIncome – доход со-заявителя;
- LoanAmount – сумма кредита в тысячах;
- Loan\_Amount\_Term – срок кредита в месяцах;
- Credit\_History – кредитная история;
- Property\_Area – город, поселок городского типа, поселок;
- Loan\_Status – статус кредита (Да/Нет).

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

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
	Loan_ID	Gender	Married	Dependents	Education	Self_Employed	ApplicantIncome	CoapplicantIncome	LoanAmount	Loan_Amount_Term	Credit_History	Property_Area	Loan_Status
1	LP001002	Male	No	0,00	Graduate	No	5849,00	0,00		360	1	Urban	Y
2	LP001003	Male	Yes	1,00	Graduate	No	4583,00	1508,00	128,00	360	1	Rural	N
3	LP001005	Male	Yes	0,00	Graduate	Yes	3000,00	0,00	66,00	360	1	Urban	Y
4	LP001006	Male	Yes	0,00	Not	No	2583,00	2358,00	120,00	360	1	Urban	Y
5	LP001008	Male	No	0,00	Graduate	No	6000,00	0,00	141,00	360	1	Urban	Y
6	LP001011	Male	Yes	2,00	Graduate	Yes	5417,00	4196,00	267,00	360	1	Urban	Y
7	LP001013	Male	Yes	0,00	Not	No	2333,00	1516,00	95,00	360	1	Urban	Y
8	LP001014	Male	Yes	3,00	Graduate	No	3036,00	2504,00	158,00	360	0	Semiurban	N
9	LP001018	Male	Yes	2,00	Graduate	No	4006,00	1526,00	168,00	360	1	Urban	Y
10	LP001020	Male	Yes	1,00	Graduate	No	12841,00	10968,00	349,00	360	1	Semiurban	N
11	LP001024	Male	Yes	2,00	Graduate	No	3200,00	700,00	70,00	360	1	Urban	Y
12	LP001027	Male	Yes	2,00	Graduate	No	2500,00	1840,00	109,00	360	1	Urban	Y
13	LP001028	Male	Yes	2,00	Graduate	No	3073,00	8106,00	200,00	360	1	Urban	Y
14	LP001029	Male	No	0,00	Graduate	No	1853,00	2840,00	114,00	360	1	Rural	N
15	LP001030	Male	Yes	2,00	Graduate	No	1299,00	1086,00	17,00	120	1	Urban	Y
16	LP001032	Male	No	0,00	Graduate	No	4950,00	0,00	125,00	360	1	Urban	Y
17	LP001034	Male	No	1,00	Not	No	3596,00	0,00	100,00	240		Urban	Y
18	LP001036	Female	No	0,00	Graduate	No	3510,00	0,00	76,00	360	0	Urban	N
19	LP001038	Male	Yes	0,00	Not	No	4887,00	0,00	133,00	360	1	Rural	N
20	LP001041	Male	Yes	0,00	Graduate	No	2600,00	3500,00	115,00		1	Urban	Y
21	LP001043	Male	Yes	0,00	Not	No	7660,00	0,00	104,00	360	0	Urban	N
22	LP001046	Male	Yes	1,00	Graduate	No	5955,00	5625,00	315,00	360	1	Urban	Y
23	LP001047	Male	Yes	0,00	Not	No	2600,00	1911,00	116,00	360	0	Semiurban	N
24	LP001050		Yes	2,00	Not	No	3365,00	1917,00	112,00	360	0	Rural	N
25	LP001052	Male	Yes	1,00	Graduate	No	3717,00	2925,00	151,00	360		Semiurban	N
26	LP001066	Male	Yes	0,00	Graduate	Yes	9560,00	0,00	191,00	360	1	Semiurban	Y
27	LP001068	Male	Yes	0,00	Graduate	No	2799,00	2253,00	122,00	360	1	Semiurban	Y
28	LP001073	Male	Yes	2,00	Not	No	4226,00	1040,00	110,00	360	1	Urban	Y
29	LP001086	Male	No	0,00	Not	No	1442,00	0,00	35,00	360	1	Urban	N
30	LP001087	Female	No	2,00	Graduate	No	3750,00	2083,00	120,00	360	1	Semiurban	Y
31	LP001091	Male	Yes	1,00	Graduate	No	4166,00	3369,00	201,00	360		Urban	N
32	LP001095	Male	No	0,00	Graduate	No	3167,00	0,00	74,00	360	1	Urban	N
33	LP001097	Male	No	1,00	Graduate	Yes	4692,00	0,00	106,00	360	1	Rural	N
34	LP001098	Male	Yes	0,00	Graduate	No	3500,00	1667,00	114,00	360	1	Semiurban	Y
35	LP001100	Male	No	3,00	Graduate	No	12500,00	3000,00	320,00	360	1	Rural	N
36	LP001106	Male	Yes	0,00	Graduate	No	2275,00	2067,00		360	1	Urban	Y
37	LP001109	Male	Yes	0,00	Graduate	No	1828,00	1330,00	100,00		0	Urban	N
38	LP001112	Female	Yes	0,00	Graduate	No	3667,00	1459,00	144,00	360	1	Semiurban	Y
39	LP001114	Male	No	0,00	Graduate	No	4166,00	7210,00	184,00	360	1	Urban	Y
40	LP001116	Male	No	0,00	Not	No	3748,00	1668,00	110,00	360	1	Semiurban	Y
41													

Рисунок 1 – Фрагмент обучающей выборки

### 1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X

Затем обучающая выборка в формате `xlsx`, импортирована в систему Aidos-X: скопирована в папку `Inp_data` и переименована в `Inp_data.xlsx`.

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).



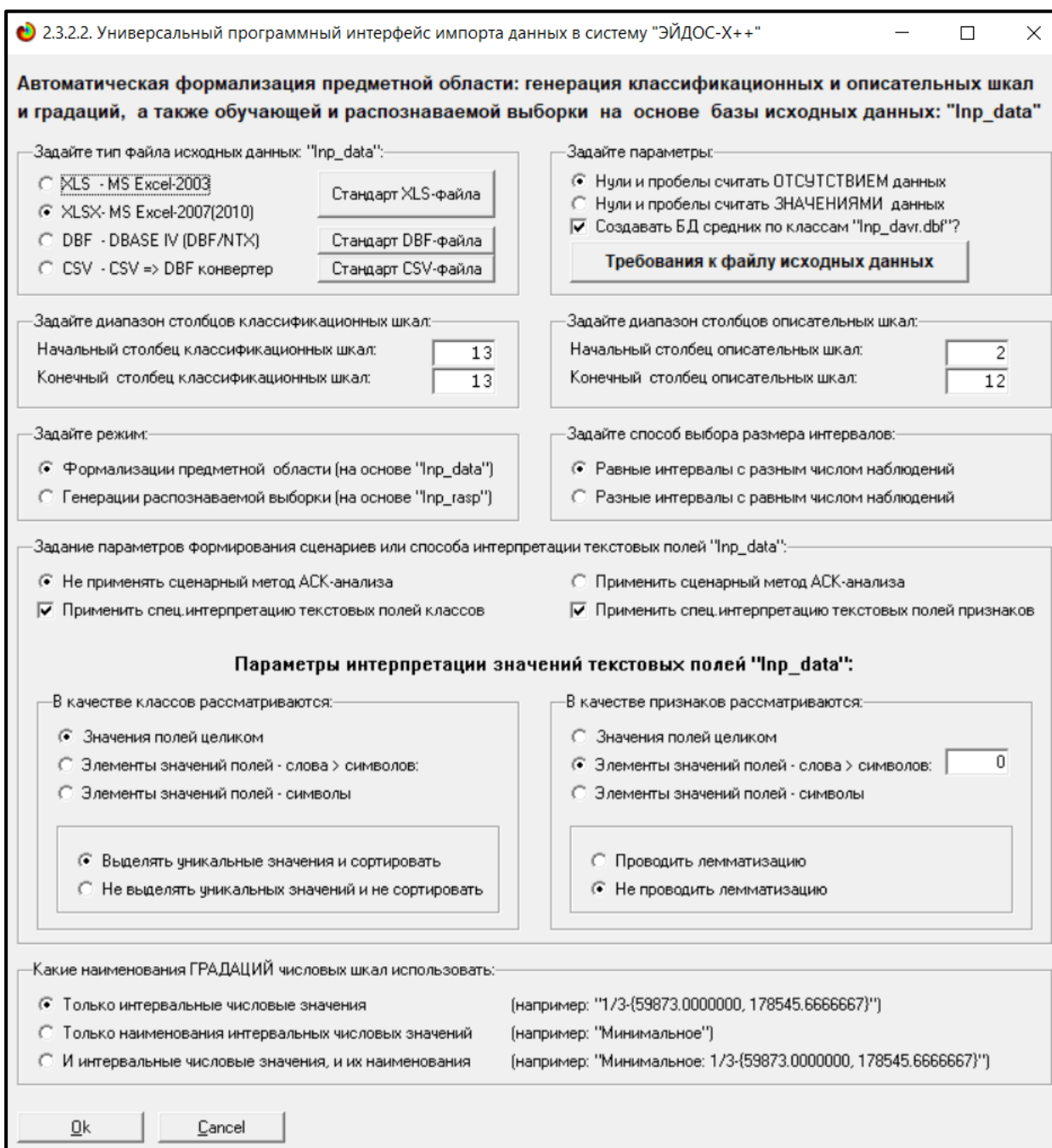


Рисунок 2 – Интерфейс импорта данных

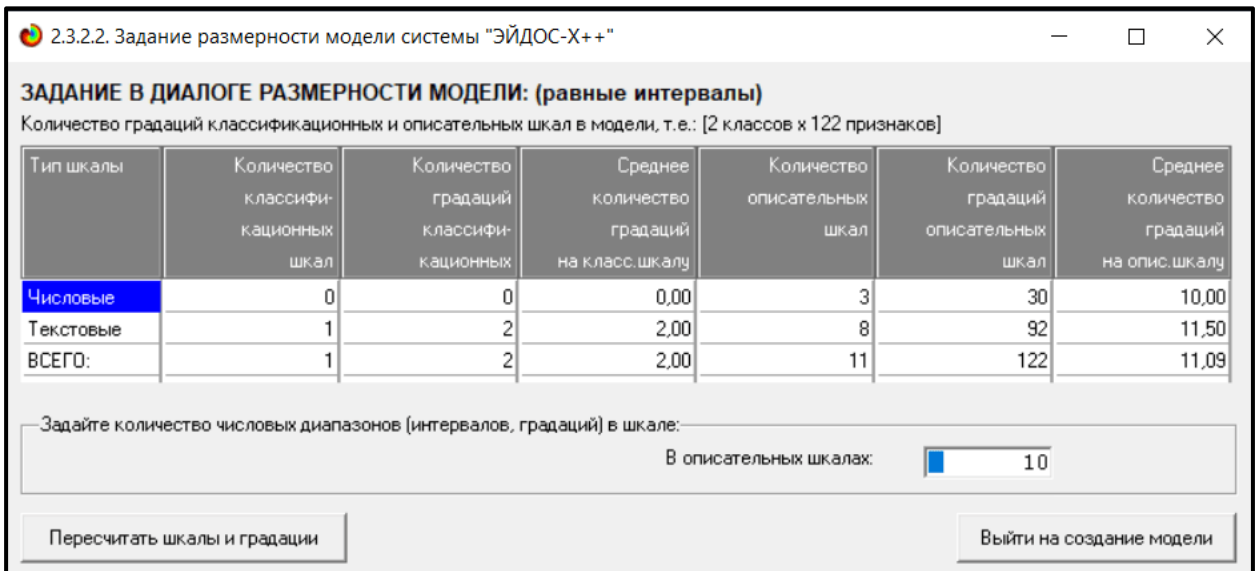


Рисунок 3 – Задание размерности модели

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

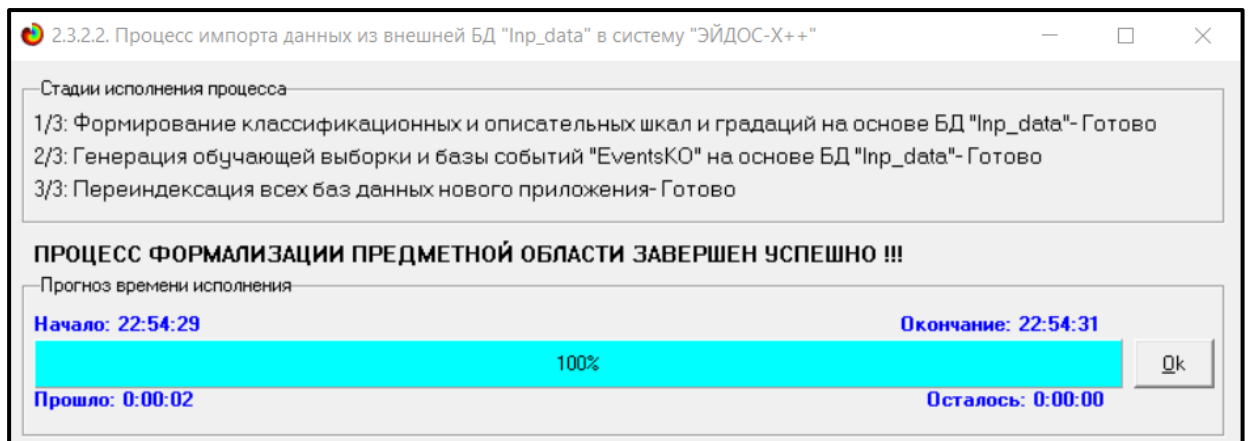


Рисунок 4 – Процесс импорта данных

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).

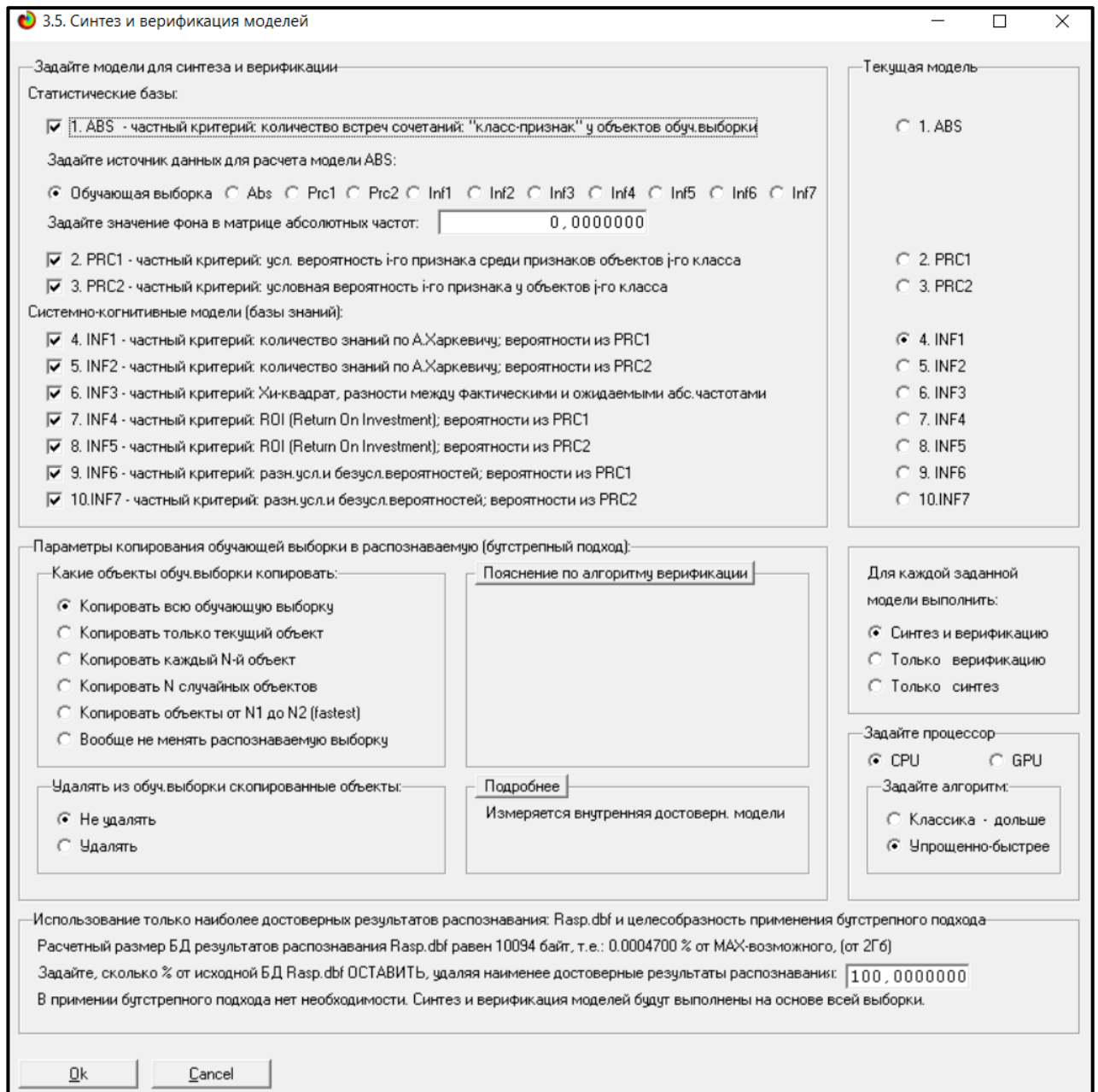


Рисунок 5 – Выбор моделей для синтеза и верификации

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.

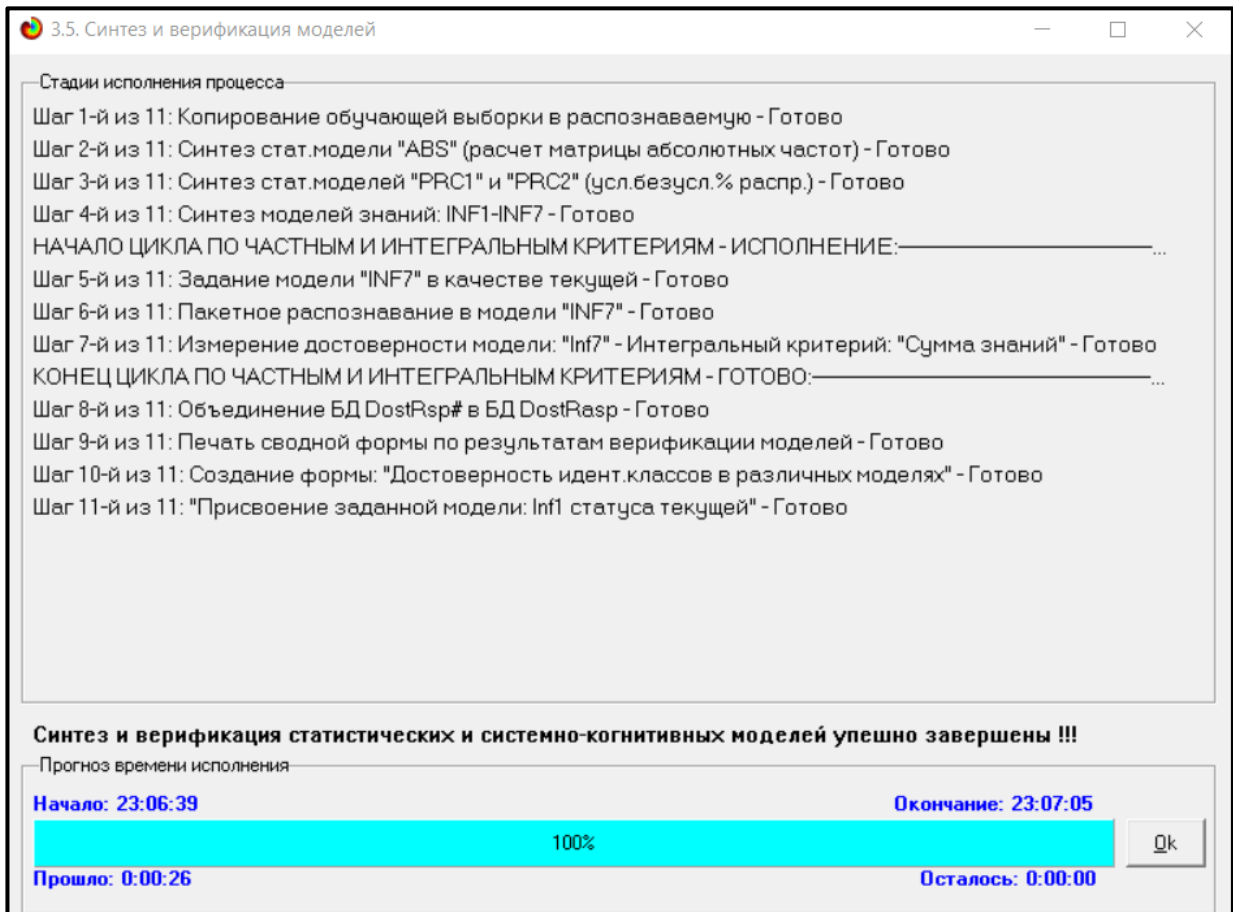


Рисунок 6 – Процесс исполнения режима 3.5

Стоит отметить, что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 23 секунды. 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 обуч.выборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. LOAN_STATUS N	2. LOAN_STATUS Y	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	GENDER-Female	7.0	8.0	15.0	7.50	0.71
2.0	GENDER-Male	28.0	55.0	83.0	41.50	19.09
3.0	MARRIED-No	14.0	17.0	31.0	15.50	2.12
4.0	MARRIED-Yes	22.0	46.0	68.0	34.00	16.97
5.0	DEPENDENTS-1/10-(1.000000, 1.200000)	8.0	7.0	15.0	7.50	0.71
6.0	DEPENDENTS-2/10-(1.200000, 1.400000)					
7.0	DEPENDENTS-3/10-(1.400000, 1.600000)					
8.0	DEPENDENTS-4/10-(1.600000, 1.800000)					
9.0	DEPENDENTS-5/10-(1.800000, 2.000000)	3.0	14.0	17.0	8.50	7.78
10.0	DEPENDENTS-6/10-(2.000000, 2.200000)					
11.0	DEPENDENTS-7/10-(2.200000, 2.400000)					
12.0	DEPENDENTS-8/10-(2.400000, 2.600000)					
13.0	DEPENDENTS-9/10-(2.600000, 2.800000)					
14.0	DEPENDENTS-10/10-(2.800000, 3.000000)	4.0	4.0	8.0	4.00	
15.0	EDUCATION-Graduate	28.0	48.0	76.0	38.00	14.14
16.0	EDUCATION-Not	8.0	15.0	23.0	11.50	4.95
17.0	SELF_EMPLOYED-No	29.0	51.0	80.0	40.00	15.56
18.0	SELF_EMPLOYED-Yes	4.0	9.0	13.0	6.50	3.54
19.0	APPLICANTINCOME-1/10-(1000.000000, 2184.100000)	5.0	6.0	11.0	5.50	0.71
20.0	APPLICANTINCOME-2/10-(2184.100000, 3368.200000)	9.0	24.0	33.0	16.50	10.61
21.0	APPLICANTINCOME-3/10-(3368.200000, 4552.300000)	9.0	17.0	26.0	13.00	5.66
22.0	APPLICANTINCOME-4/10-(4552.300000, 5736.400000)	7.0	6.0	13.0	6.50	0.71
23.0	APPLICANTINCOME-5/10-(5736.400000, 6920.500000)	2.0	5.0	7.0	3.50	2.12
24.0	APPLICANTINCOME-6/10-(6920.500000, 8104.600000)	1.0	2.0	3.0	1.50	0.71
25.0	APPLICANTINCOME-7/10-(8104.600000, 9288.700000)		1.0	1.0	0.50	0.71
26.0	APPLICANTINCOME-8/10-(9288.700000, 10472.800000)		1.0	1.0	0.50	0.71

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. LOAN_STATUS N	2. LOAN_STATUS Y	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	GENDER-Female	1.614	-1.614			2.283
2.0	GENDER-Male	-1.800	1.800			2.546
3.0	MARRIED-No	2.870	-2.870			4.059
4.0	MARRIED-Yes	-2.414	2.414			3.415
5.0	DEPENDENTS-1/10-(1.000000, 1.200000)	2.614	-2.614			3.697
6.0	DEPENDENTS-2/10-(1.200000, 1.400000)					
7.0	DEPENDENTS-3/10-(1.400000, 1.600000)					
8.0	DEPENDENTS-4/10-(1.600000, 1.800000)					
9.0	DEPENDENTS-5/10-(1.800000, 2.000000)	-3.104	3.104			4.389
10.0	DEPENDENTS-6/10-(2.000000, 2.200000)					
11.0	DEPENDENTS-7/10-(2.200000, 2.400000)					
12.0	DEPENDENTS-8/10-(2.400000, 2.600000)					
13.0	DEPENDENTS-9/10-(2.600000, 2.800000)					
14.0	DEPENDENTS-10/10-(2.800000, 3.000000)	1.128	-1.128			1.595
15.0	EDUCATION-Graduate	0.713	-0.713			1.009
16.0	EDUCATION-Not	-0.258	0.258			0.365
17.0	SELF_EMPLOYED-No	0.277	-0.277			0.392
18.0	SELF_EMPLOYED-Yes	-0.667	0.667			0.944
19.0	APPLICANTINCOME-1/10-(1000.000000, 2184.100000)	1.051	-1.051			1.486
20.0	APPLICANTINCOME-2/10-(2184.100000, 3368.200000)	-2.848	2.848			4.028
21.0	APPLICANTINCOME-3/10-(3368.200000, 4552.300000)	-0.335	0.335			0.474
22.0	APPLICANTINCOME-4/10-(4552.300000, 5736.400000)	2.333	-2.333			3.299
23.0	APPLICANTINCOME-5/10-(5736.400000, 6920.500000)	-0.513	0.513			0.726
24.0	APPLICANTINCOME-6/10-(6920.500000, 8104.600000)	-0.077	0.077			0.109
25.0	APPLICANTINCOME-7/10-(8104.600000, 9288.700000)	-0.359	0.359			0.508
26.0	APPLICANTINCOME-8/10-(9288.700000, 10472.800000)	-0.359	0.359			0.508

Рисунок 8 – Фрагмент модели INF3

## 1.6 Результаты верификации моделей

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Точность модели	Полнота модели	F-критерий Ван Ризбергера	Сумма квадр. уровней след. истинно-полож. решений (STR)	Сумма квадр. уровней след. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма квадр. уровней след. ложно-полож. решений (SPP)	Сумма квадр. уровней след. ложно-отриц. решений (SPN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-критерий проф. Е.В. Луценко	Средний уровень ошибки
1. ABS - частный критерий: количество встреч соетаний: "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	0.500	1.000	0.667	85.384		80.795		0.514	1.000	0.679	
1. ABS - частный критерий: количество встреч соетаний: "клас...	Сумма абс. частот по признак...	0.500	1.000	0.667	69.946		55.490		0.558	1.000	0.716	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл. отн. частот с о...	0.500	1.000	0.667	85.384		80.795		0.514	1.000	0.679	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл. отн. частот по призна...	0.500	1.000	0.667	82.102		77.276		0.515	1.000	0.680	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл. отн. частот с о...	0.500	1.000	0.667	85.384		80.795		0.514	1.000	0.679	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл. отн. частот по призна...	0.500	1.000	0.667	81.557		76.298		0.517	1.000	0.681	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Семантический резонанс зна...	1.000	0.020	0.040	0.048	64.473		30.380	1.000	0.002	0.003	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Сумма знаний	0.956	0.960	0.905	25.719	19.645	0.943	0.270	0.965	0.990	0.977	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Семантический резонанс зна...	1.000	0.020	0.040	0.024	64.019		29.718	1.000	0.001	0.002	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Сумма знаний	0.839	0.949	0.891	27.163	22.741	1.234	0.416	0.957	0.985	0.971	
6. INF3 - частный критерий: Уинкватрат: разности между фактил...	Семантический резонанс зна...	0.828	0.828	0.828	45.574	45.574	5.879	5.879	0.886	0.886	0.886	
6. INF3 - частный критерий: Уинкватрат: разности между фактил...	Сумма знаний	0.828	0.828	0.828	43.192	43.192	5.582	5.582	0.886	0.886	0.886	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Семантический резонанс зна...	1.000	0.020	0.040	0.037	78.257		42.469	1.000	0.001	0.002	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Сумма знаний	0.800	0.970	0.877	24.398	7.997	0.861	0.048	0.966	0.998	0.982	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Семантический резонанс зна...	1.000	0.020	0.040	0.019	77.678		41.619	1.000	0.000	0.001	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Сумма знаний	0.795	0.980	0.879	25.338	9.414	0.998	0.086	0.962	0.997	0.979	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.755	0.778	0.766	40.472	42.530	7.125	6.973	0.850	0.853	0.852	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.732	0.828	0.777	26.992	38.578	5.550	5.719	0.829	0.825	0.827	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.720	0.727	0.724	41.815	42.240	9.183	8.196	0.820	0.836	0.828	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.682	0.758	0.718	26.414	40.554	6.813	7.214	0.795	0.785	0.790	

Рисунок 9 – Оценка достоверности моделей (F-критерий)

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	S-Полнота модели	L1-критерий проф. Е.В. Луценко	Средний уровень след. истинно-полож. решений	Средний уровень след. истинно-отриц. решений	Средний уровень след. ложно-полож. решений	Средний уровень след. ложно-отриц. решений	A-Точность модели AРисол = AТР/AТР+	A-Полнота модели AРисал = AТР/AТР+	L2-критерий проф. Е.В. Луценко	Процент правильных ответов	Процент правильных ответов
1. ABS - частный критерий: количество встреч соетаний: "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	1.000	0.679	0.862		0.816		0.514	1.000	0.679	100.000	
1. ABS - частный критерий: количество встреч соетаний: "клас...	Сумма абс. частот по признак...	1.000	0.716	0.707		0.561		0.558	1.000	0.716	100.000	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл. отн. частот с о...	1.000	0.679	0.862		0.816		0.514	1.000	0.679	100.000	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл. отн. частот по призна...	1.000	0.680	0.829		0.781		0.515	1.000	0.680	100.000	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл. отн. частот с о...	1.000	0.679	0.862		0.816		0.514	1.000	0.679	100.000	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл. отн. частот по призна...	1.000	0.681	0.824		0.771		0.517	1.000	0.681	100.000	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Семантический резонанс зна...	0.002	0.003	0.024	0.651		0.313	1.000	0.071	0.133	2.020	1
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Сумма знаний	0.990	0.977	0.271	0.237	0.059	0.067	0.821	0.801	0.811	95.960	1
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Семантический резонанс зна...	0.001	0.002	0.012	0.647		0.306	1.000	0.037	0.072	2.020	1
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в.	Сумма знаний	0.985	0.971	0.289	0.281	0.069	0.083	0.808	0.776	0.792	94.949	
6. INF3 - частный критерий: Уинкватрат: разности между фактил...	Семантический резонанс зна...	0.886	0.886	0.556	0.346	0.346	0.616	0.616	0.616	0.616	82.828	
6. INF3 - частный критерий: Уинкватрат: разности между фактил...	Сумма знаний	0.886	0.886	0.527	0.328	0.328	0.328	0.616	0.616	0.616	82.828	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Семантический резонанс зна...	0.001	0.002	0.019	0.790		0.438	1.000	0.041	0.078	2.020	1
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Сумма знаний	0.998	0.982	0.254	0.107	0.036	0.036	0.876	0.841	0.907	96.976	1
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Семантический резонанс зна...	0.000	0.001	0.009	0.785		0.429	1.000	0.021	0.042	2.020	1
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); верно...	Сумма знаний	0.997	0.979	0.261	0.127	0.040	0.043	0.867	0.859	0.842	97.980	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.853	0.852	0.526	0.575	0.285	0.317	0.648	0.624	0.636	77.778	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.825	0.827	0.329	0.579	0.185	0.336	0.640	0.495	0.558	82.828	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.836	0.828	0.581	0.595	0.328	0.304	0.639	0.657	0.648	72.727	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл.и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.785	0.790	0.352	0.634	0.195	0.301	0.644	0.540	0.587	75.758	

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 достоверными моделями являются INF1 и INF4 с интегральным критерием «Сумма знаний» (F=0,905 максимуме 1,000), по критерию L1 профессора Е.В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF1 и INF4 с интегральным критерием «Сумма знаний» (L1=0,982 при максимуме 1,000), а

по критерию L2 профессора Е.В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF4 и INF5 с интегральным критерием «Сумма знаний» ( $L2=0,907$  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 12-15 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.

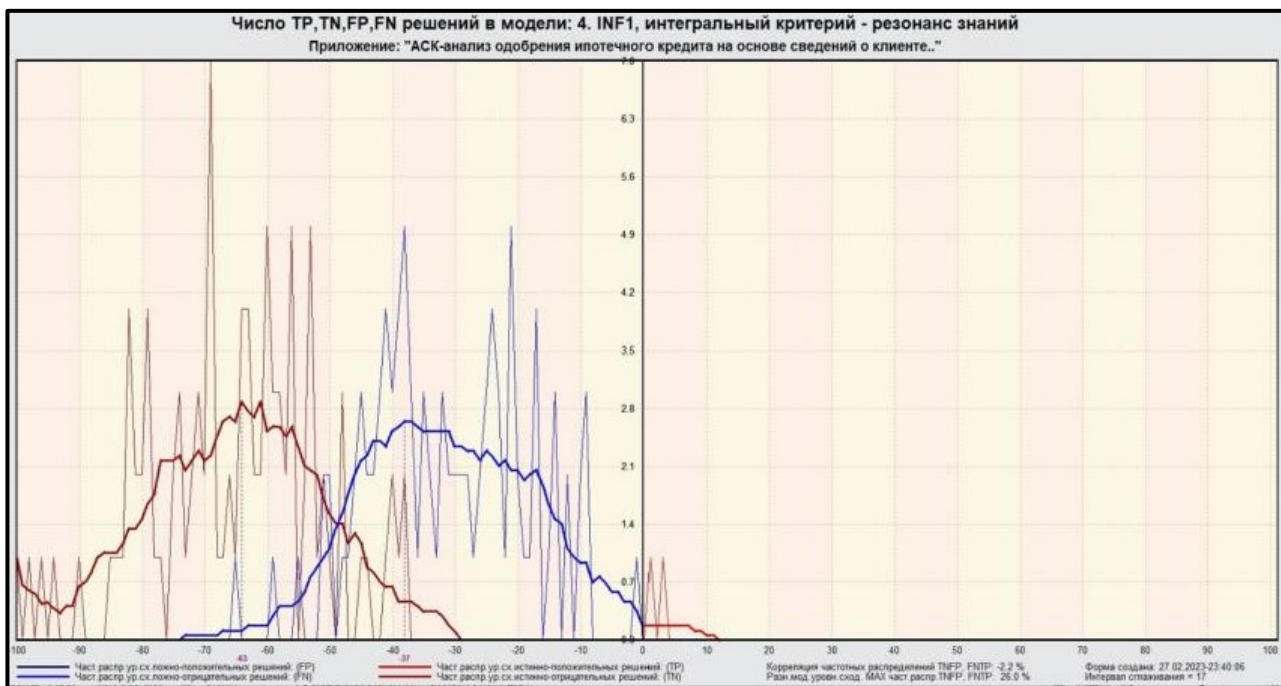


Рисунок 12 – Частотные распределения модели INF1 (резонанс знаний)

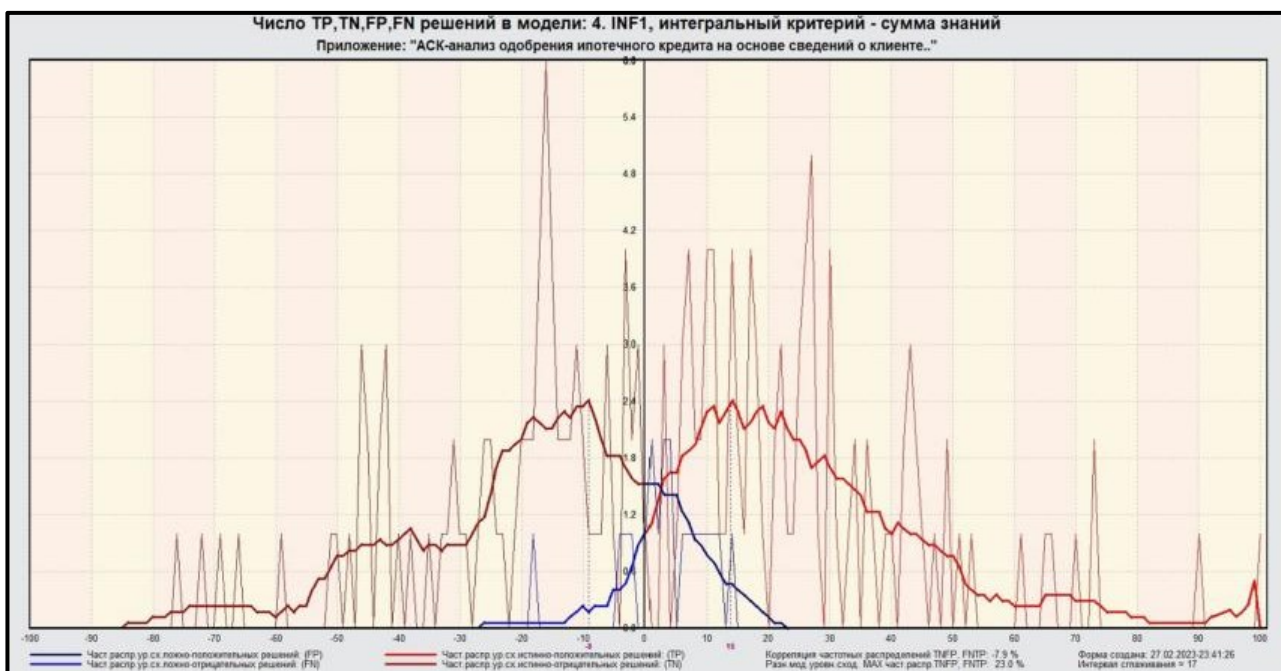


Рисунок 13 – Частотные распределения модели INF1 (сумма знаний)



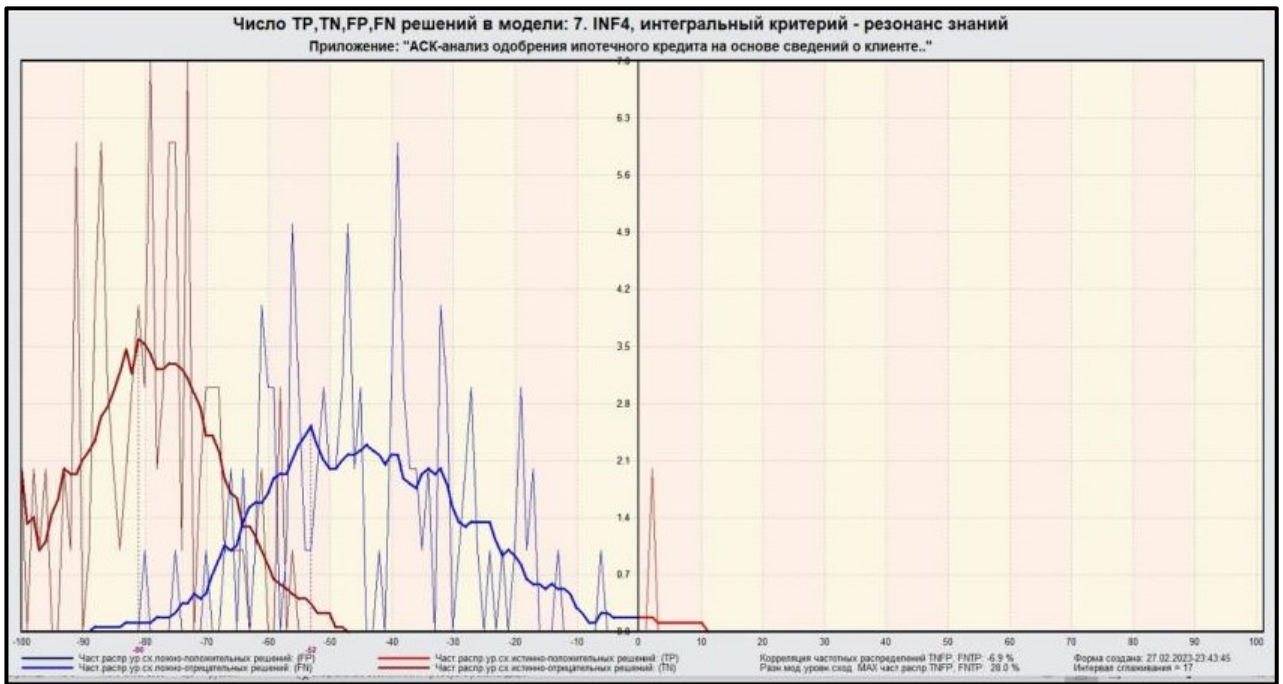


Рисунок 14 – Частотные распределения модели INF4 (резонанс знаний)

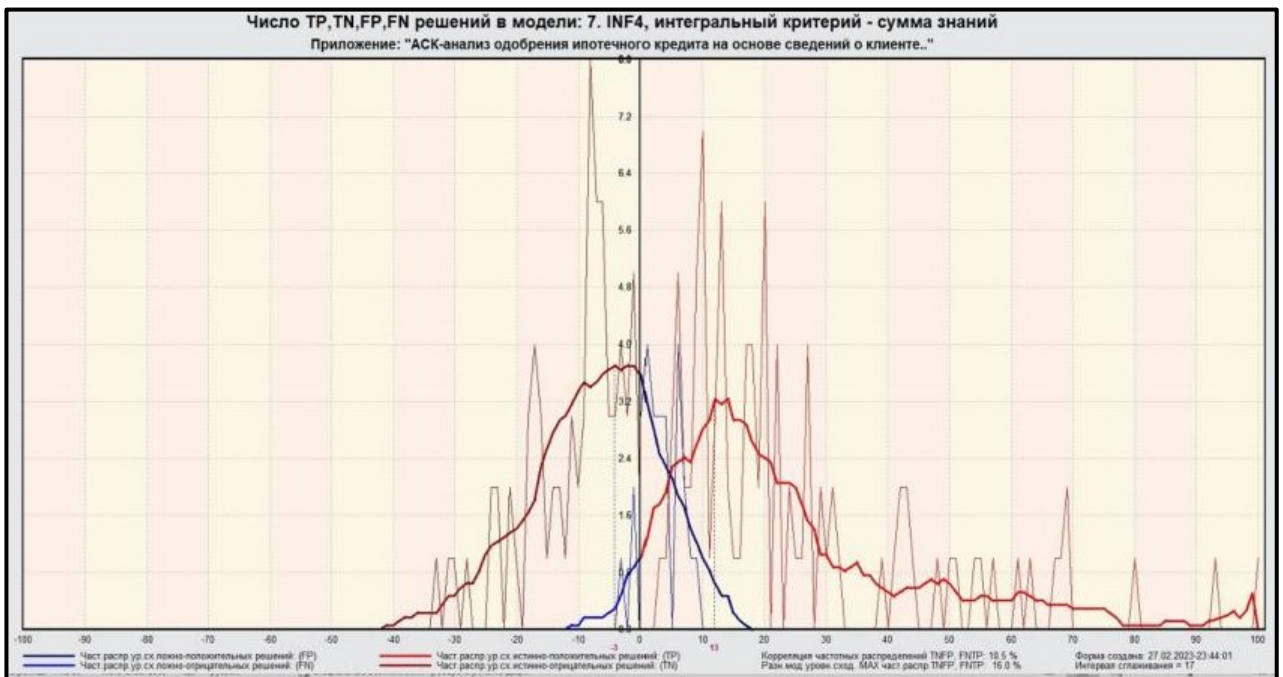


Рисунок 15 – Частотные распределения модели INF4 (сумма знаний)

## 2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1 Решение задач идентификации

Решим задачу системной идентификации, т.е. определим к каким респонденты к каким категориям относятся на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF4 (режим 5.6) (рисунок 16, 17).

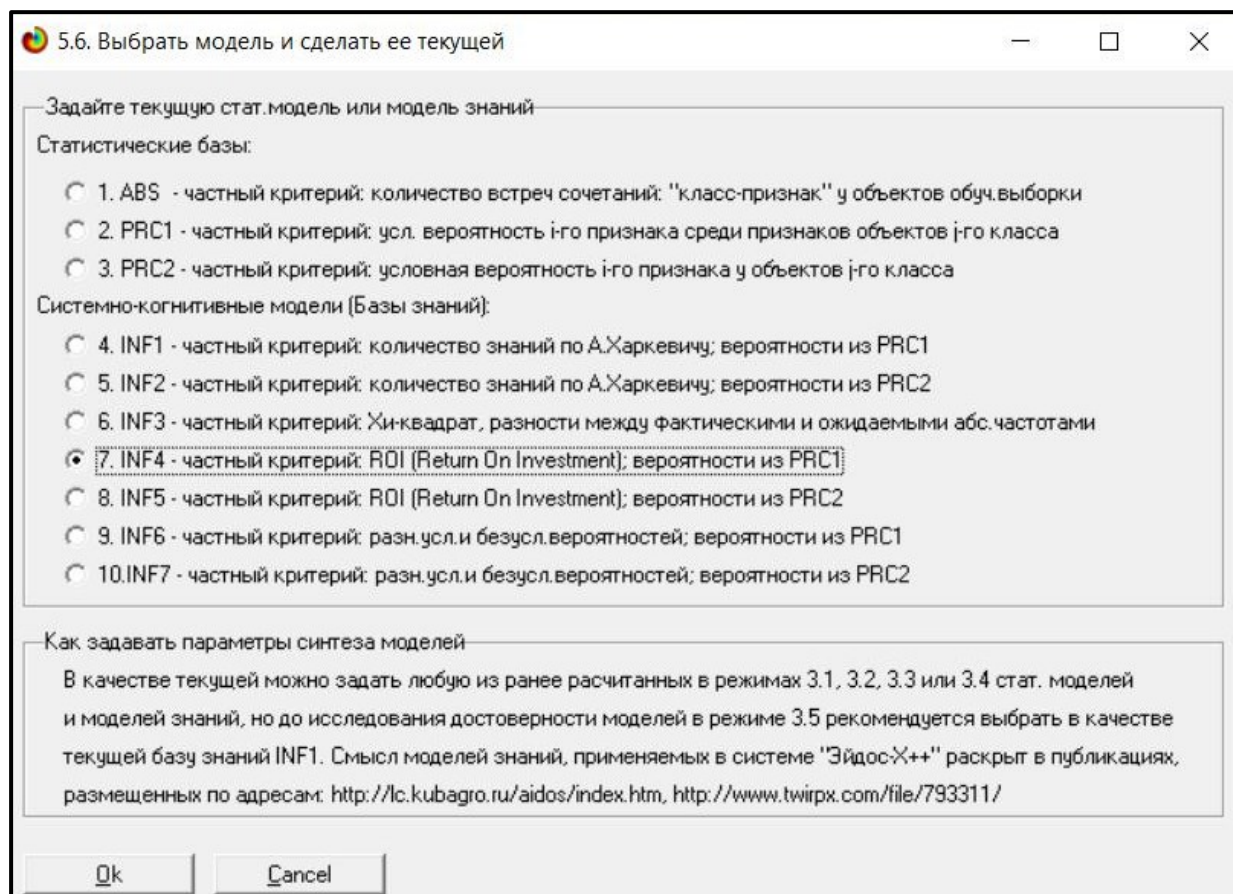


Рисунок 16 – Интерфейс задания модели

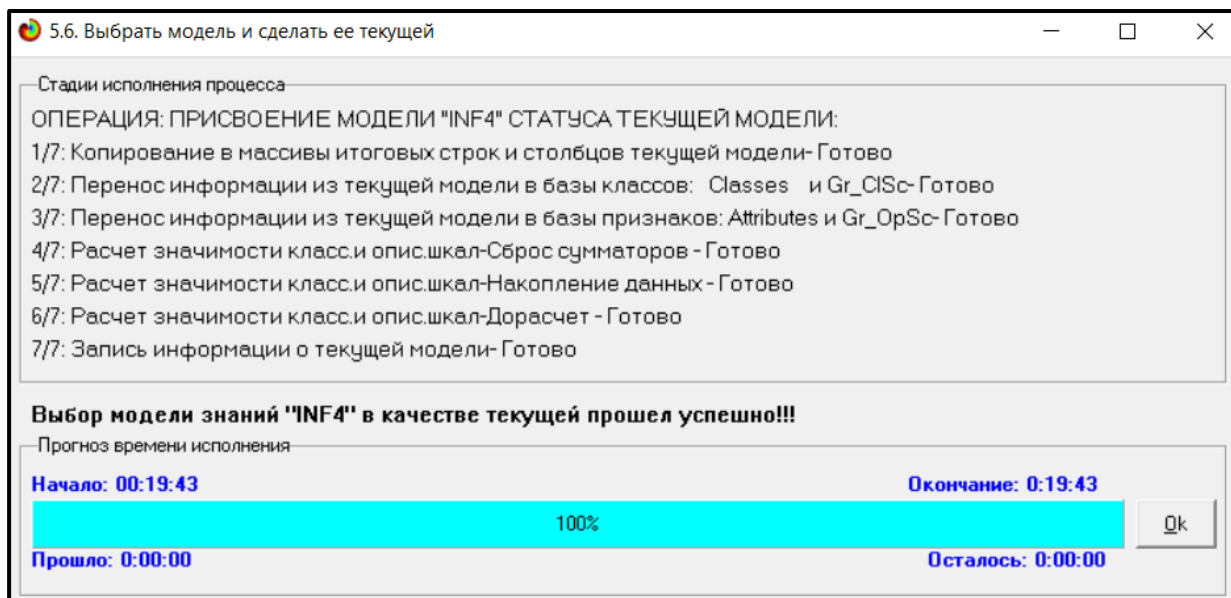


Рисунок 17 – Процесс загрузки модели

Затем следует провести пакетное распознавание в режиме 4.1.2.

(рисунок 18).

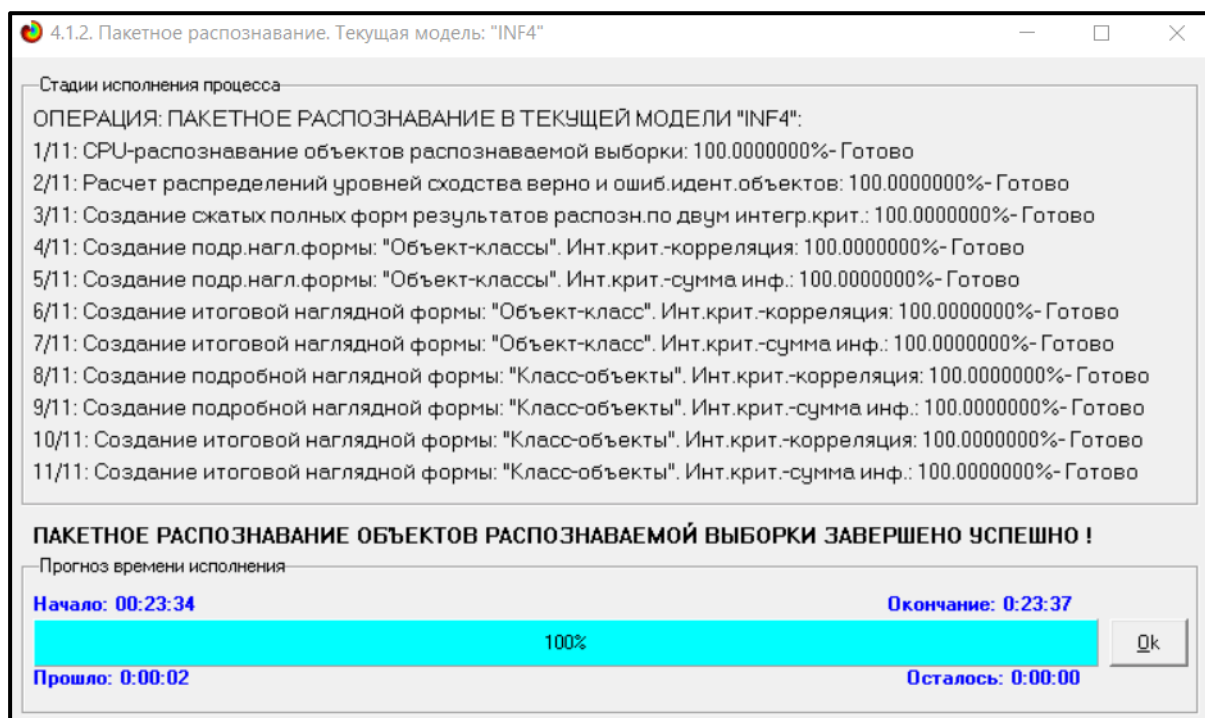


Рисунок 18 – Процесс пакетного распознавания модели

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 19 и 20 приведен пример прогноза высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели INF4 на основе наблюдения предыстории их развития. Визуализация результатов распознавания представлена в соотношении: «Объект-классы» и «Класс-объекты».

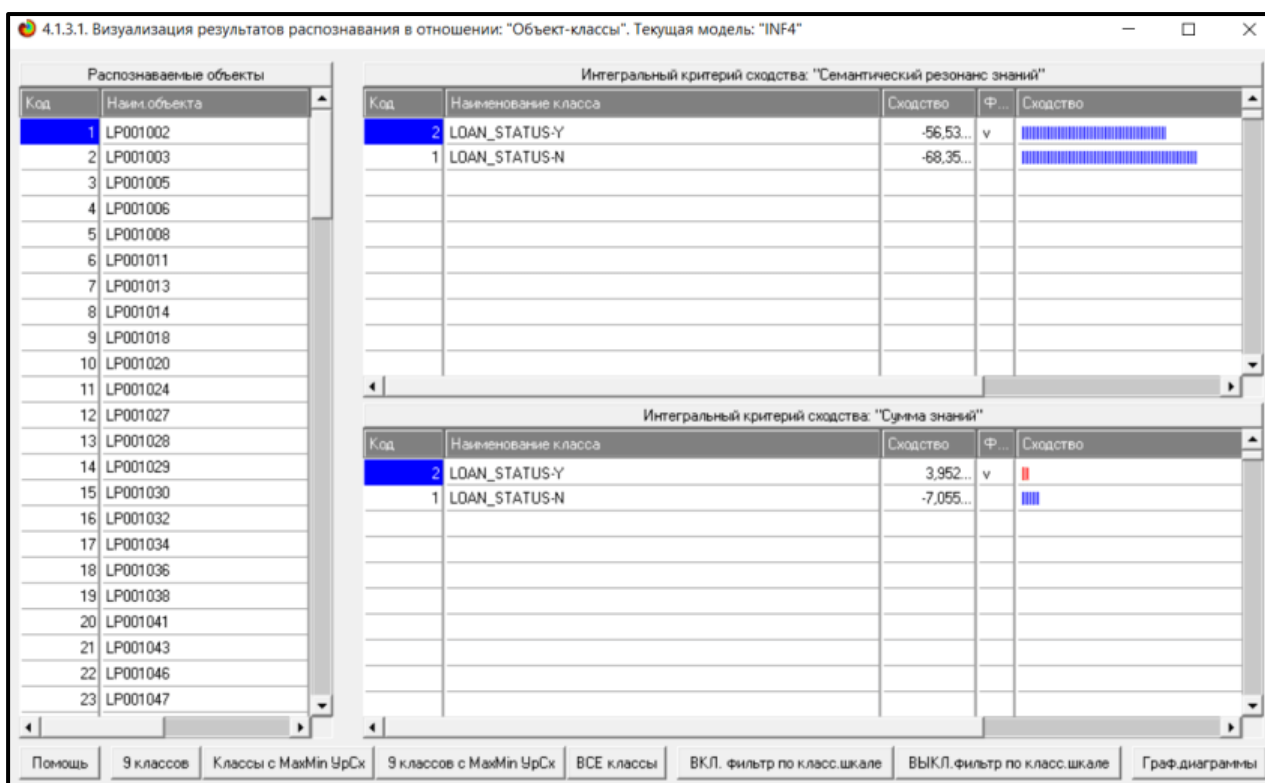


Рисунок 19 – Визуализация «Объект-классы»

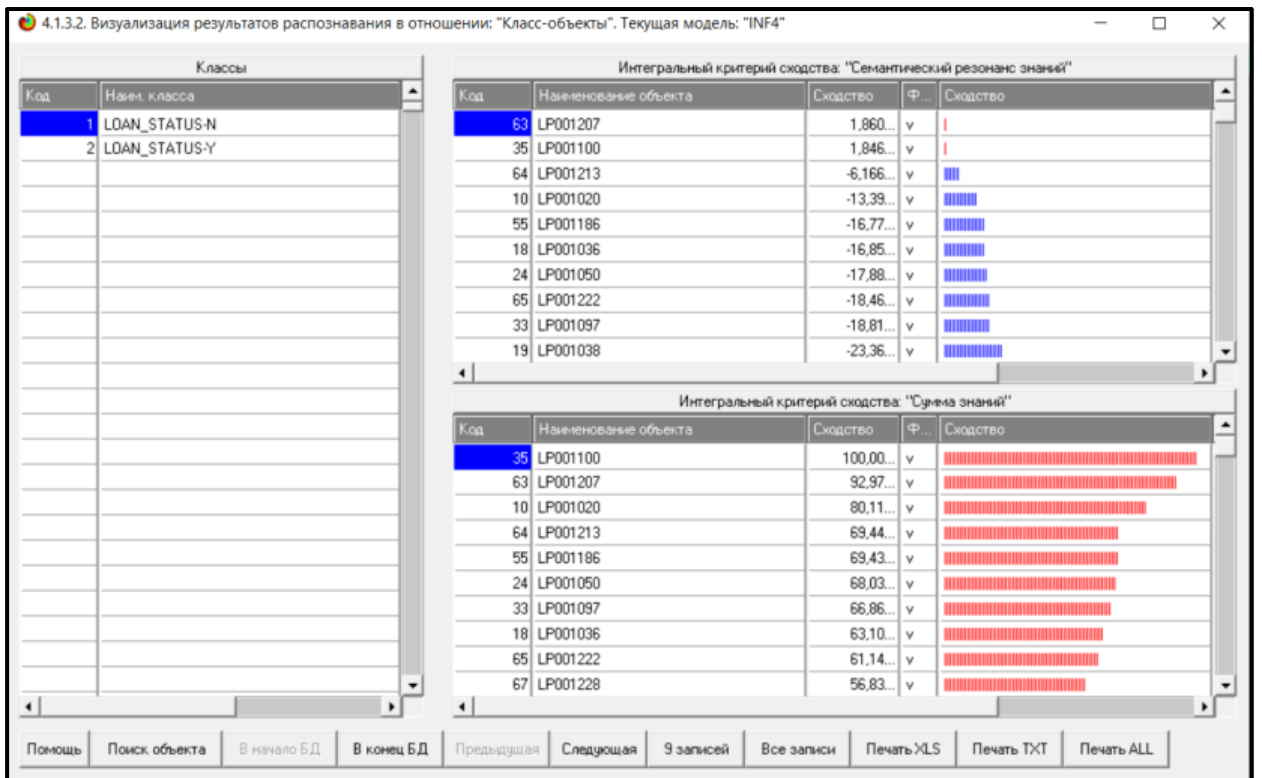


Рисунок 20 – Визуализация «Класс-объекты»

## 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 21).

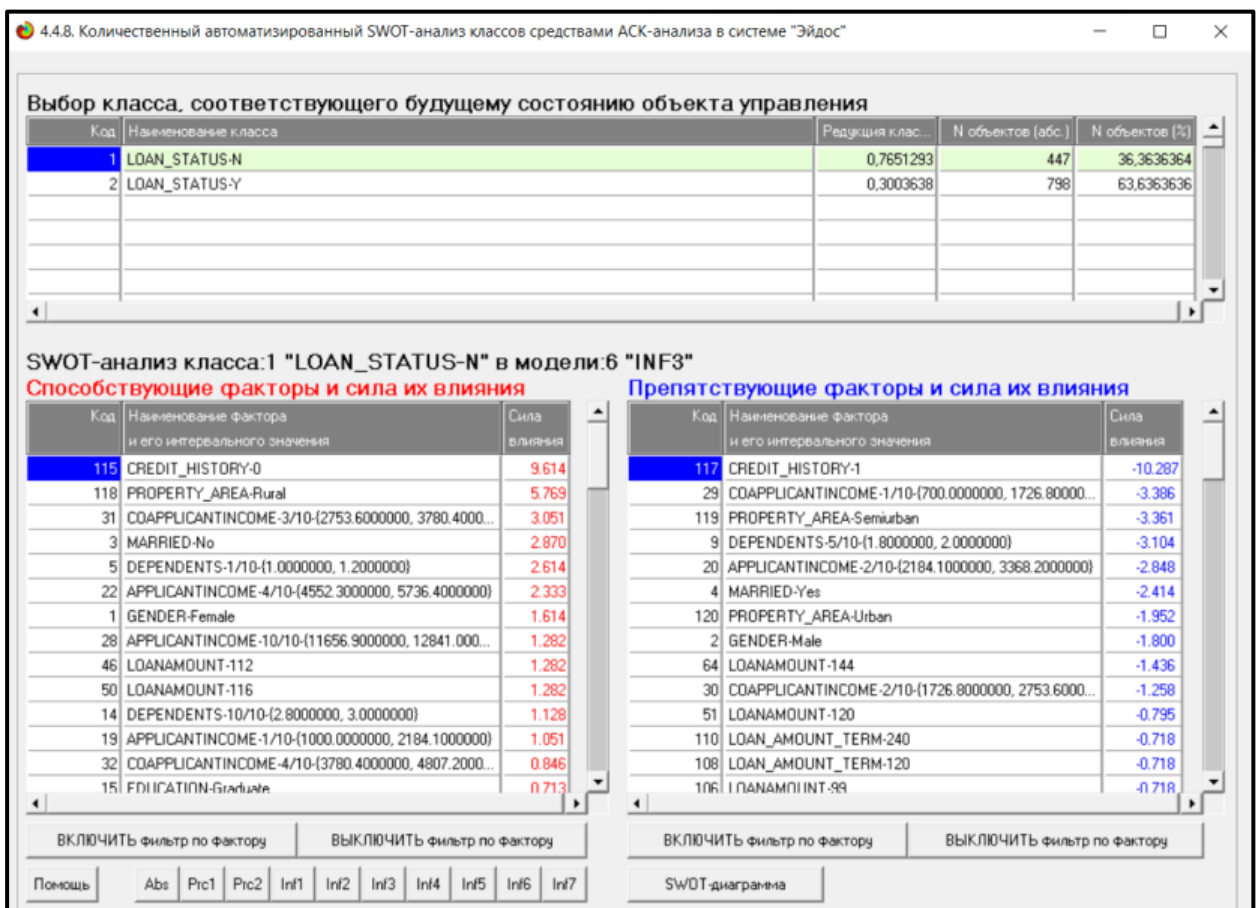


Рисунок 21 – SWOT-матрица

На рисунке 22 приведен пример табличной выходной формы количественного автоматизированного SWOT-анализа и PEST-анализа средствами системы Aidos-X.

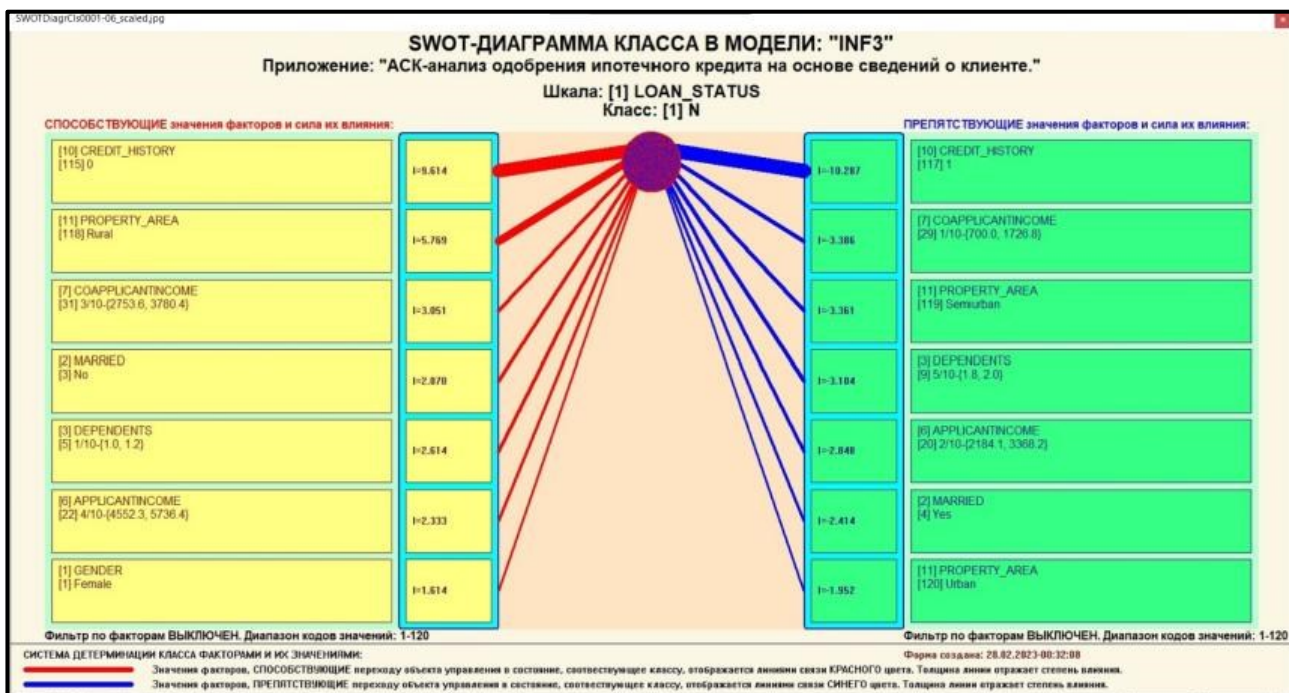


Рисунок 22 – SWOT-диаграмма

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 23, 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 23 – Когнитивная диаграмма классов

### 2.3.2 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 26).



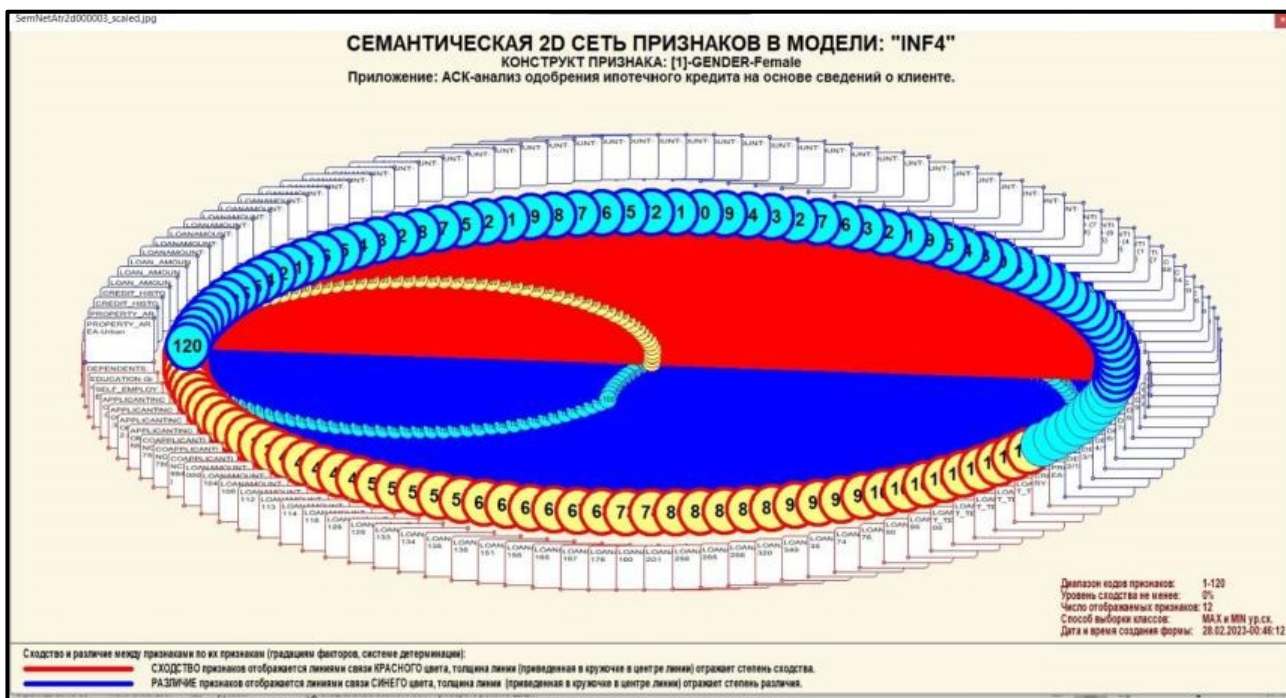


Рисунок 26 – График изменения межкластерных расстояний

### 2.3.3 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунках 27-28 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 27 – Дендрограмма когнитивной кластеризации признаков

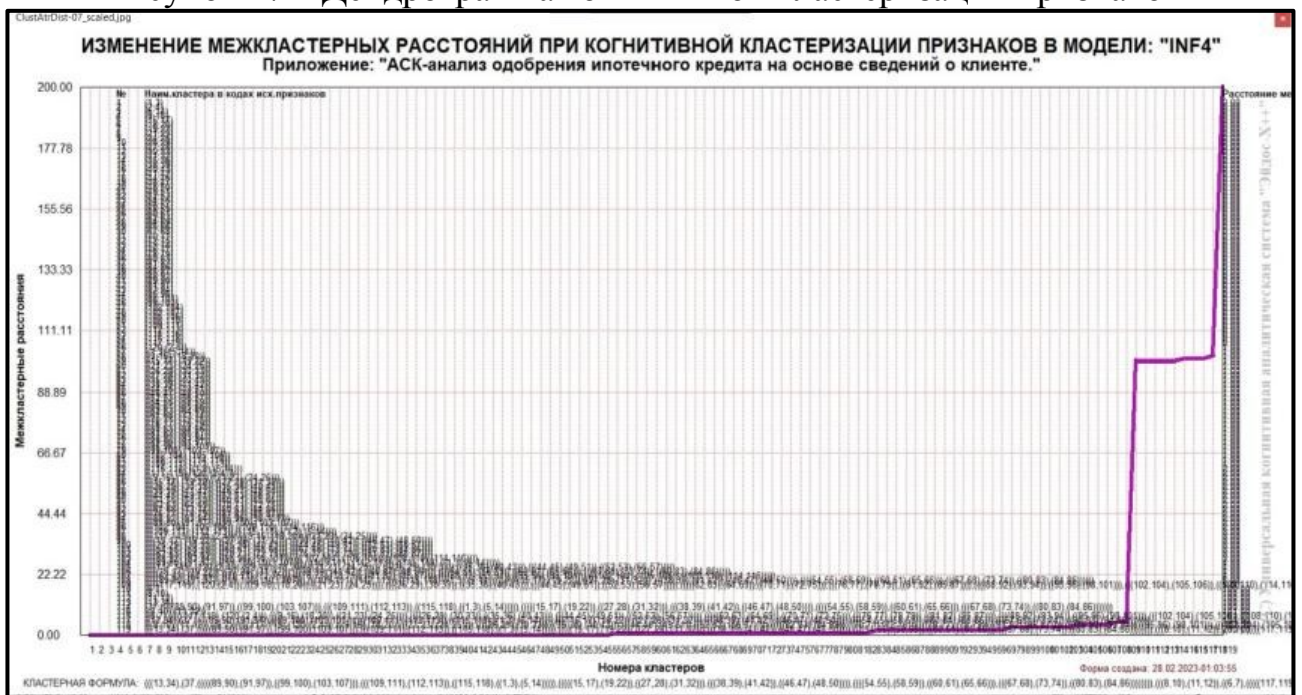


Рисунок 28 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации признаков

Из дендрограммы 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.

### 2.3.4 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 29 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 30 – фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети, отражающий 87% наиболее значимых синаптических 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 29 – Пример нелокального нейрона

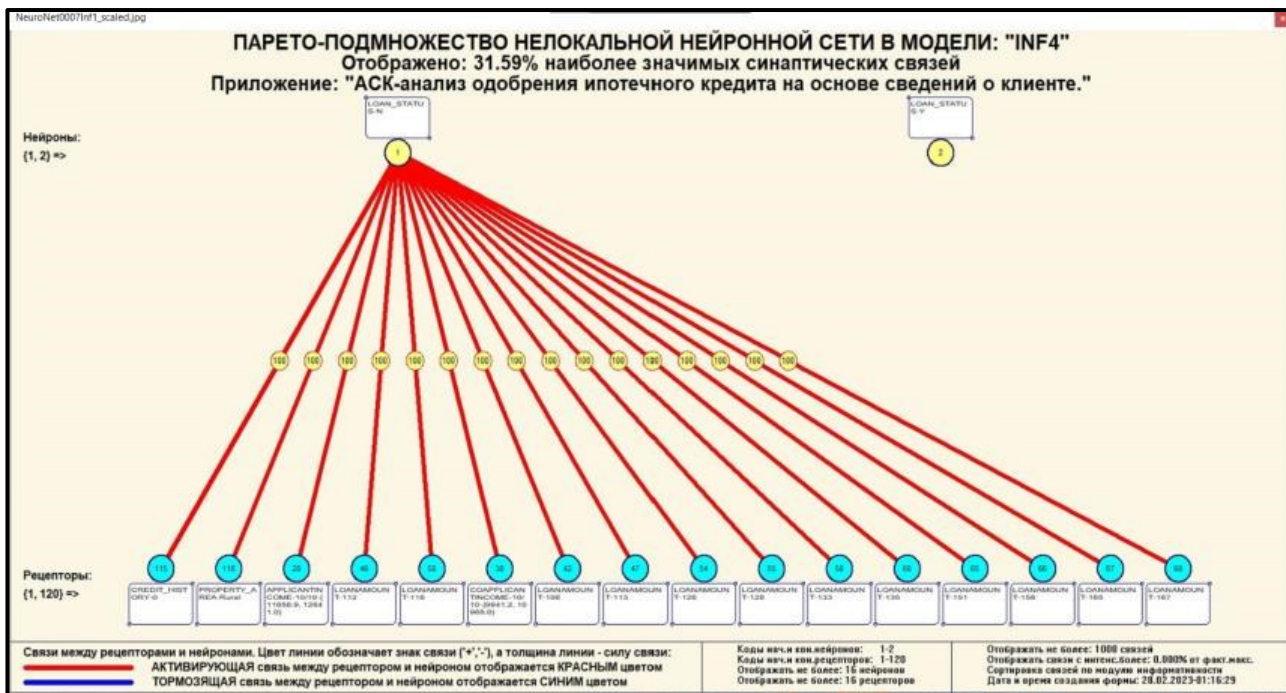


Рисунок 30 – Один слой нелокальной нейронной сети

### 2.3.5 3D-интегральные когнитивные карты

На рисунке 31 приведен фрагмент 3D-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент СК-модели INF4.

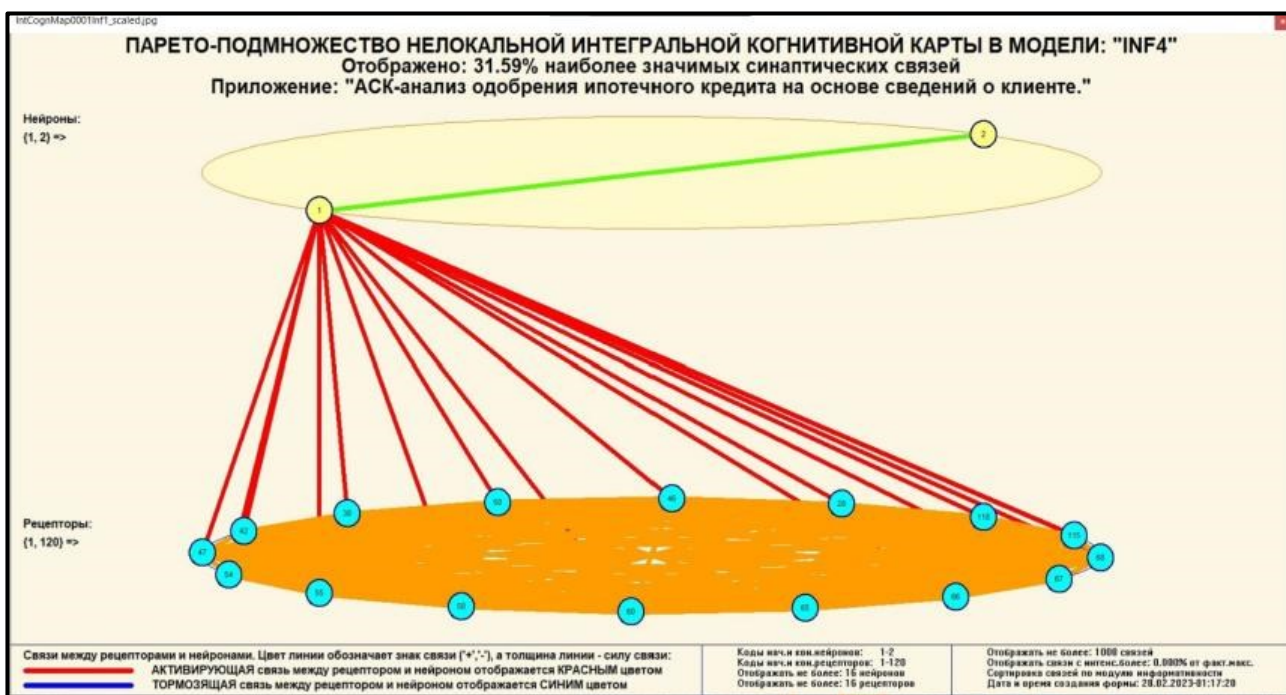


Рисунок 31 – 3D-интегральная когнитивная карта

### 2.3.6 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 32.

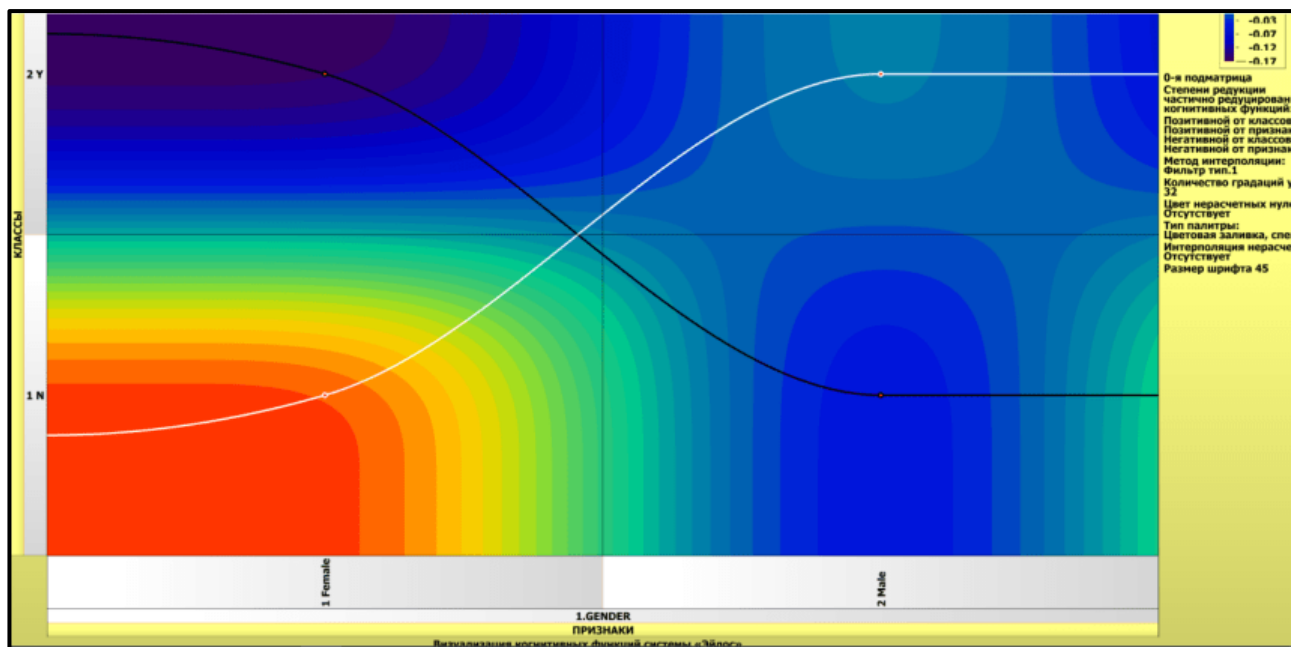


Рисунок 32 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 1 Female и 2 Male

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 предполагаемый уровень заработной платы, 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. 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.

2. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / 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.

3. 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.

4. 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.

5. 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.

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. 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.

8. 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.

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. 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.