



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ  
ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»  
(ФГБОУ ВО «КубГУ»)**

**Кафедра вычислительных технологий**

**ОТЧЕТ**

**по лабораторной работе по дисциплине  
«СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ»  
на тему: «АСК-анализ зависимости одобрения кредитной карты от  
параметров клиента»**

Отчет подготовил  
студент 65 группы: Д. И. Кожухарь

Отчет принял  
д.э.н., к.т.н., профессор: Е. В. Луценко

(подпись, дата)

Краснодар, 2020

## Оглавление

<b>ВВЕДЕНИЕ .....</b>	<b>3</b>
<b>1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ .....</b>	<b>7</b>
<b>2. ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....</b>	<b>8</b>
<b>3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ .....</b>	<b>12</b>
<b>4. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ .....</b>	<b>18</b>
<b>4.1. Решение задачи прогнозирования .....</b>	<b>18</b>
<b>4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ) .....</b>	<b>18</b>
<b>4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели .....</b>	<b>21</b>
4.3.1. Агломеративная когнитивная кластеризация факторов .....	22
4.3.2. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети .....	23
4.3.3. 3d-интегральные когнитивные карты .....	25
4.3.4. Когнитивные функции .....	25
4.3.5. Сила и направление влияния параметров клиента на результат его заявки .....	30
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>	<b>35</b>

## ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем.

В данной лабораторной работе рассмотрено решение задачи автоматического системно-когнитивного (АСК) анализа зависимости одобрения кредитной карты от параметров клиента.

Для достижения поставленной цели будут использоваться открытые исходные данные, собранные в одном из австралийских банков. Данные о конкретных людях не раскрываются с целью сохранения их анонимности и их банковской тайны.

Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Excel, а также систему искусственного интеллекта "Эйдос- X++".

АСК-анализ предполагает, что для достижения поставленной 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 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 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-X++» (система «Эйдос»).

**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>), в которых не требуется автоматического, т.е. без непосредственного участия человека в реальном времени решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области;

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

- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения 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;

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 208, соответственно) ([http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation\\_Aidos-online.pdf](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf));

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

- обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- 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 (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);

- 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](http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf));

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

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос? В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже на теоретическом уровне познания в теоретических научных законах.

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

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

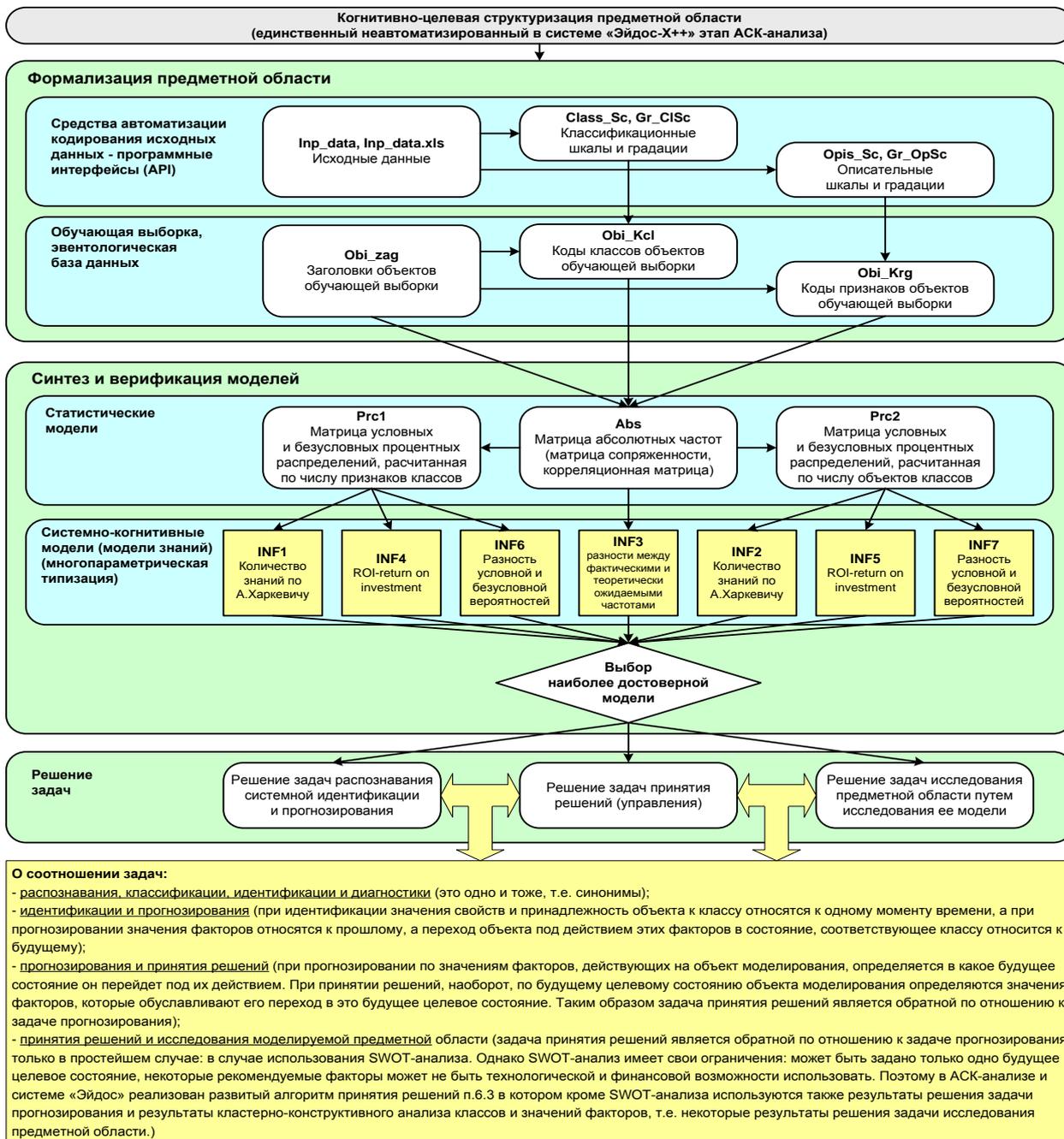


Рисунок 1. Последовательность решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Рассмотрим решение поставленных задач в подробном численном примере.

# 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:

– во-первых, 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;

– во-вторых, даже если содержательной интерпретации не разработано, то в принципе это не исключает возможности пользоваться ими на практике для достижения заданных результатов и поставленных целей, т.е. для управления.

В данной работе в качестве классификационной шкалы выберем результат заявки на кредитную карту (таблица 1), а в качестве факторов, влияющих на эти результаты – следующие параметры клиента: его пол, возраст, наличие недвижимости/съемной квартиры, профессию, стаж работы (на последнем месте работы), наличие инвестиций, то, является ли он уже клиентом данного банка, время взаимодействия с банком, среднемесячный расход, наличие накоплений (таблица 2):

Таблица 1 – Классификационная шкала

Код	Наименование
1	Approval

Таблица 2 – Описательные шкалы

Код	Наименование
1	Sex
2	Age
3	Home
4	Job
5	Job exp (years)
6	Investment
7	Bank client
8	Time with bank
9	Monthly spendings

## 2. ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Исходные данные для данной статьи (рисунок 2) получены в интернете в свободном хранилище датасетов.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	ID	Approval	Sex	Age	Home	Job	Job exp	Investment	Bank client	Time wi	Monthly sp	Savings ba
2	1	Approved	W	30	Own house	Marketing	1	True	True	1	202	0
3	2	Approved	M	58	Own house	Design	3	True	True	6	43	560
4	3	Approved	M	24	Own house	Design	1	True	False	0	280	824
5	4	Approved	W	27	Own house	Marketing	3	True	True	5	100	3
6	5	Approved	W	20	Own house	Marketing	1	True	False	0	120	0
7	6	Approved	W	32	Own house	Medicine	2	True	False	0	360	0
8	7	Approved	W	33	Own house	Education	6	True	False	0	164	31285
9	8	Approved	M	22	Own house	Management	0	True	False	0	80	1349
10	9	Approved	W	54	Rental house	Science	3	True	False	0	180	314
11	10	Approved	W	42	Rental house	Marketing	3	True	False	0	52	1442
12	11	Approved	W	22	Own house	Economy	2	False	False	0	128	0
13	12	Approved	W	29	Own house	Economy	4	True	False	0	260	200
14	13	Approved	M	38	Own house	Science	1	True	False	0	0	0
15	14	Approved	W	48	Own house	Science	0	False	False	0	0	2690
16	15	Approved	M	45	Own house	Design	5	True	True	7	0	0
17	16	Approved	W	36	Rental house	Science	0	True	True	10	320	0
18	17	Approved	W	28	Own house	Medicine	0	True	True	3	396	0
19	18	Approved	M	23	Own house	Design	3	True	True	10	120	245
20	19	Approved	W	21	Own house	Jurisprudence	0	True	False	0	0	0
21	20	Approved	M	19	Own house	Management	0	True	True	7	96	0
22	21	Approved	W	25	Own house	Economy	2	True	True	17	200	1208
23	22	Approved	W	23	Own house	Economy	0	True	False	0	300	0
24	23	Approved	M	47	Own house	Economy	7	True	True	6	0	1260
25	24	Approved	M	27	Own house	Service	3	True	True	1	120	11
26	25	Approved	M	41	Own house	Design	0	True	True	3	145	0
27	26	Approved	M	15	Own house	Economy	1	True	True	2	100	0
28	27	Approved	M	47	Own house	Business	5	True	True	9	0	0
29	28	Approved	W	56	Own house	Jurisprudence	15	True	True	17	0	0
30	29	Approved	W	57	Own house	Engineering	7	True	True	3	0	0
31	30	Approved	W	42	Own house	Marketing	5	True	True	6	500	10000
32	31	Approved	W	29	Own house	Trade	5	True	True	5	168	0
33	32	Approved	W	42	Own house	Service	7	True	True	8	0	0
34	33	Approved	W	49	Own house	Business	7	True	True	15	0	5000
35	34	Approved	M	36	Own house	Engineering	5	True	False	0	0	4000
36	35	Approved	M	22	Own house	Design	0	True	True	5	0	560

Рисунок 2 – Исходные данные для ввода в систему «Эйдос»

Затем с параметрами, показанными на рисунке 3, запустим режим 2.3.2.2 системы «Эйдос», представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) с внешними данными табличного типа.

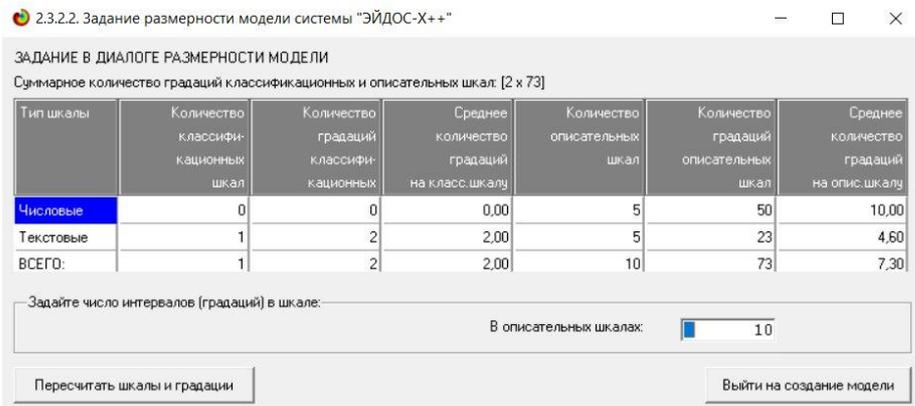


Рисунок 3. Экранные форма программного интерфейса (API) 2.3.2.2 системы «Эйдос» с внешними данными табличного типа

Обратим внимание на то, что заданы адаптивные интервалы, учитывающее неравномерность распределения данных по диапазону значений, что важно при относительно небольшом числе наблюдений. Если бы интервалы были заданы равными по величине, то в них бы учитывалось сильно отличающееся число наблюдений, а в некоторых интервалах их бы могло не оказаться вовсе. В описательных шкалах задано 3 числовых интервальных значения.

На рисунке 4 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 значения параметров могут быть представлены как числовыми, так и текстовыми значениями.

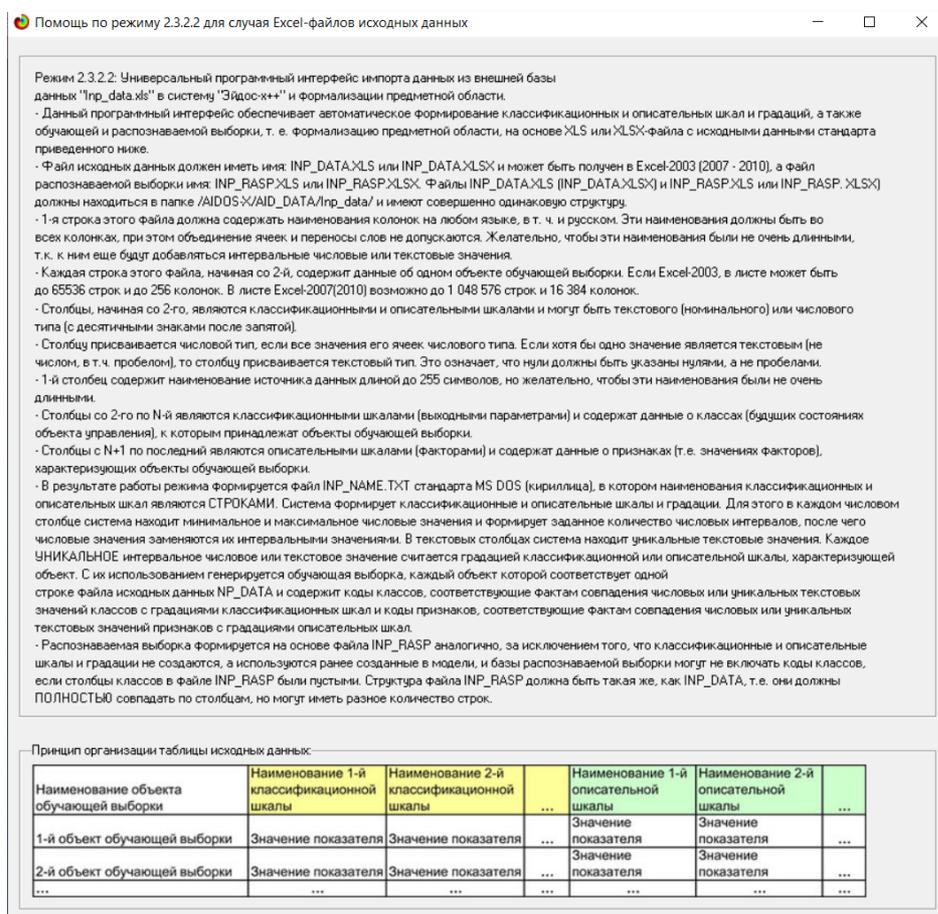


Рисунок 4. Экранная форма HELP программного интерфейса (API) 2.3.2.2

В результате работы режима сформирована 1 классификационная шкала с суммарным количеством градаций (классов) 2 и 10 описательных шкал с суммарным числом градаций 73.

Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1. В данном случае модель характеризуется только одной классификационной шкалой с двумя градациями: «Approved» (Одобрено) и «Rejected» (отклонено) (рисунок 5).

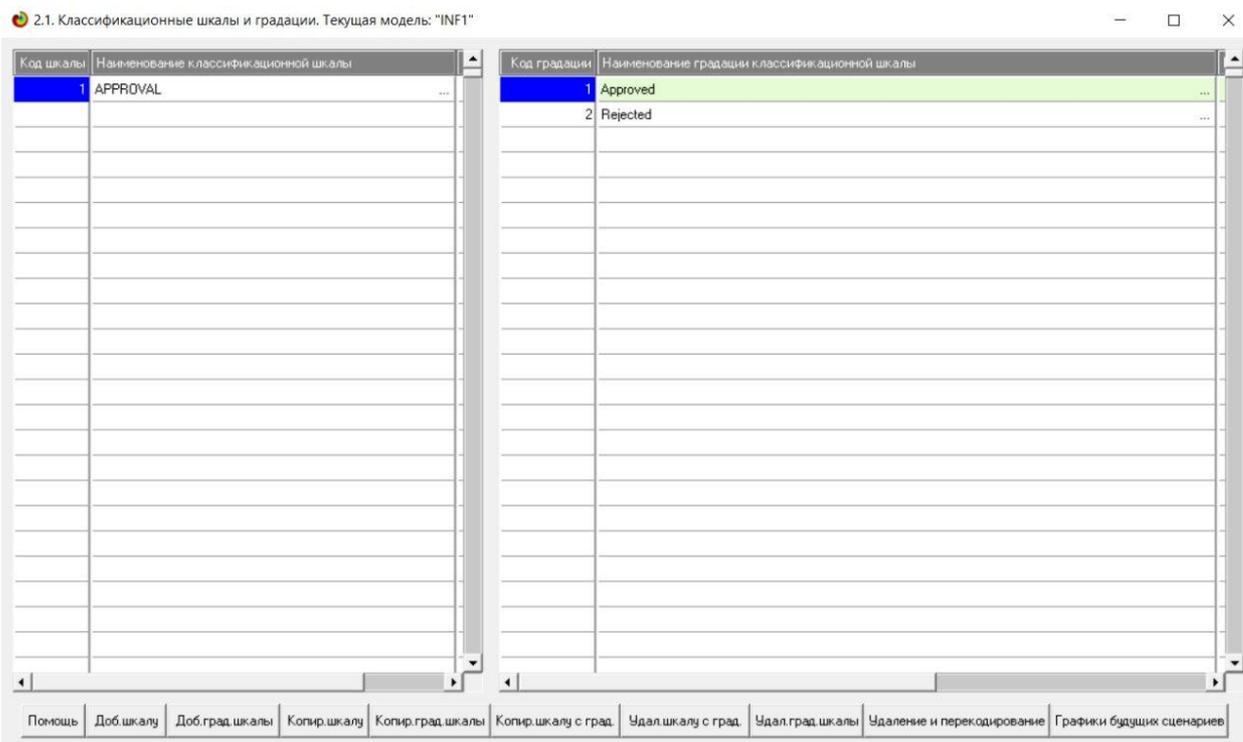


Рисунок 5 – Классификационные шкалы и градации

Посмотреть описательные шкалы и градации можно в режиме 2.2.

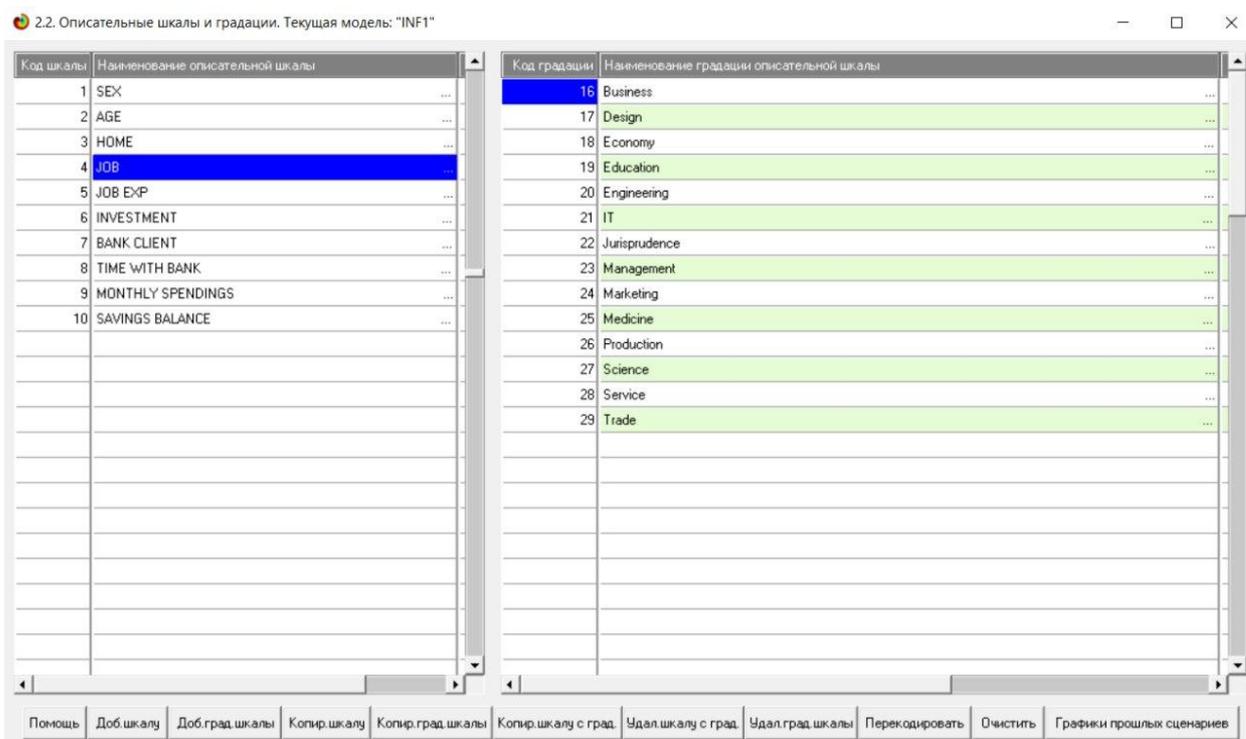


Рисунок 6 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

С использованием классификационных и описательных шкал и градаций исходные данные (рисунок 2) были закодированы и в результате получена обучающая выборка (таблица 3):

Таблица 3 – Таблица (фрагмент) с обучающей выборкой

№	Наименование объекта	2. APPROVAL	3. SEX	4. AGE	5. HOME	6. JOB	7. JOB EXP	8. INVESTMENT	9. BANK CLIENT	10. TIME WITH BANK	11. MONTHLY SPENDINGS	12. SAVINGS BALANCE
1	1	1	2	5	14	24	30	41	43	44	54	
2	2	1	1	10	14	17	30	41	43	44	54	64
3	3	1	1	4	14	17	30	41	42		55	64
4	4	1	2	5	14	24	30	41	43	44	54	64
5	5	1	2	4	14	24	30	41	42		54	
6	6	1	2	6	14	25	30	41	42		55	
7	7	1	2	6	14	19	31	41	42		54	67
8	8	1	1	4	14	23		41	42		54	64
9	9	1	2	9	15	27	30	41	42		54	64
10	10	1	2	7	15	24	30	41	42		54	64
11	11	1	2	4	14	18	30	40	42		54	
12	12	1	2	5	14	18	31	41	42		55	64
13	13	1	1	6	14	27	30	41	42			
14	14	1	2	8	14	27		40	42			64
15	15	1	1	8	14	17	31	41	43	44		
16	16	1	2	6	15	27		41	43	45	55	
17	17	1	2	5	14	25		41	43	44	55	

Обучающая выборка (таблица 3), по сути, представляет собой нормализованные исходные данные, т.е. таблицу исходных данных (рисунок 2), закодированную с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 3 и 4). Таким образом, созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

### 3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

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

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

Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-моделей) моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 7).

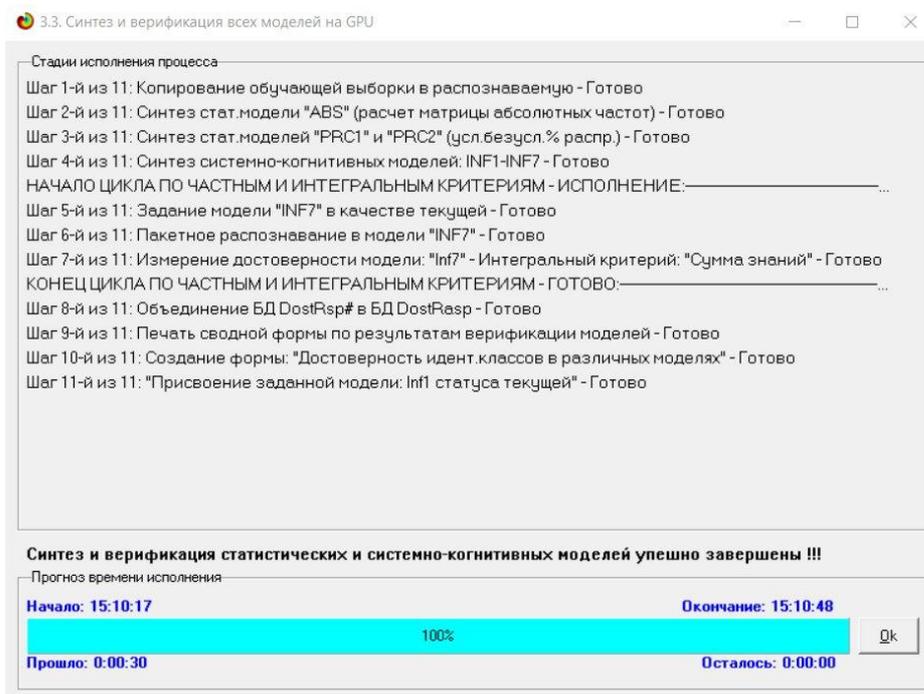


Рисунок 7 – Экранные формы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

Из рисунка 7 видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 30 секунд. Отметим, что при синтезе и верификации моделей не использовался графический процессор (GPU) видеокарты. На центральном процессоре (CPU) выполнение этих операций занимает значительно большее время (на некоторых задачах это происходит в десятки, сотни и даже тысячи

раз дольше). 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 в таблицах 4, 5 и 6:

Таблица 4 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. APPROVAL APPROVED	2. APPROVAL REJECTED	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	SEX-M	95	108	203	101.50	9.19
2	SEX-W	201	249	450	225.00	33.94
3	AGE-1/10-(13.000000, 19.300000)	24	59	83	41.50	24.75
4	AGE-2/10-(19.300000, 25.600000)	81	109	190	95.00	19.80
5	AGE-3/10-(25.600000, 31.900000)	48	68	116	58.00	14.14
6	AGE-4/10-(31.900000, 38.200000)	47	63	110	55.00	11.31
7	AGE-5/10-(38.200000, 44.500000)	38	25	63	31.50	9.19
8	AGE-6/10-(44.500000, 50.800000)	24	13	37	18.50	7.78
9	AGE-7/10-(50.800000, 57.100000)	18	13	31	15.50	3.54
10	AGE-8/10-(57.100000, 63.400000)	8	4	12	6.00	2.83
11	AGE-9/10-(63.400000, 69.700000)	6	2	8	4.00	2.83
12	AGE-10/10-(69.700000, 76.000000)	2	1	3	1.50	0.71
13	HOME-Homeless					
14	HOME-Own house	249	250	499	249.50	0.71
15	HOME-Rental house	45	107	152	76.00	43.84
16	JOB-Business	14	41	55	27.50	19.09
17	JOB-Design	49	26	75	37.50	16.26
18	JOB-Economy	60	73	133	66.50	9.19
19	JOB-Education	2	1	3	1.50	0.71
20	JOB-Engineering	14	10	24	12.00	2.83
21	JOB-IT	3	7	10	5.00	2.83
22	JOB-Jurisprudence	7	19	26	13.00	8.49
23	JOB-Management	29	11	40	20.00	12.73

Таблица 5 – Матрица информативностей (модель INF2) (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. APPROVAL APPROVED	2. APPROVAL REJECTED	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	SEX-M	0.005	-0.004	0.001	0.000	0.006
2	SEX-W	-0.002	0.002	0.000	0.000	0.003
3	AGE-1/10-(13.000000, 19.300000)	-0.069	0.041	-0.029	-0.014	0.078
4	AGE-2/10-(19.300000, 25.600000)	-0.009	0.007	-0.002	-0.001	0.012
5	AGE-3/10-(25.600000, 31.900000)	-0.014	0.011	-0.003	-0.002	0.018
6	AGE-4/10-(31.900000, 38.200000)	-0.009	0.007	-0.002	-0.001	0.012
7	AGE-5/10-(38.200000, 44.500000)	0.044	-0.049	-0.005	-0.003	0.066
8	AGE-6/10-(44.500000, 50.800000)	0.055	-0.068	-0.013	-0.006	0.087
9	AGE-7/10-(50.800000, 57.100000)	0.038	-0.041	-0.003	-0.001	0.056
10	AGE-8/10-(57.100000, 63.400000)	0.060	-0.076	-0.017	-0.008	0.096
11	AGE-9/10-(63.400000, 69.700000)	0.078	-0.121	-0.043	-0.022	0.140
12	AGE-10/10-(69.700000, 76.000000)	0.060	-0.076	-0.017	-0.008	0.096
13	HOME-Homeless					
14	HOME-Own house	0.015	-0.013	0.001	0.001	0.020
15	HOME-Rental house	-0.066	0.039	-0.027	-0.013	0.074
16	JOB-Business	-0.089	0.048	-0.041	-0.021	0.097
17	JOB-Design	0.056	-0.070	-0.014	-0.007	0.090
18	JOB-Economy	-0.001	0.001	0.000	0.000	0.001
19	JOB-Education	0.060	-0.076	-0.017	-0.008	0.096
20	JOB-Engineering	0.039	-0.042	-0.003	-0.001	0.057
21	JOB-IT	-0.064	0.038	-0.026	-0.013	0.072
22	JOB-Jurisprudence	-0.080	0.045	-0.036	-0.018	0.088
23	JOB-Management	0.072	-0.106	-0.034	-0.017	0.126

Таблица 6 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. APPROVAL APPROVED	2. APPROVAL REJECTED	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	SEX-M	-1.640	1.640			2.319
2	SEX-W	-13.227	13.227			18.705
3	AGE-1/10-(13.0000000, 19.3000000)	-15.513	15.513			21.939
4	AGE-2/10-(19.3000000, 25.6000000)	-9.451	9.451			13.366
5	AGE-3/10-(25.6000000, 31.9000000)	-7.223	7.223			10.215
6	AGE-4/10-(31.9000000, 38.2000000)	-5.367	5.367			7.589
7	AGE-5/10-(38.2000000, 44.5000000)	8.008	-8.008			11.325
8	AGE-6/10-(44.5000000, 50.8000000)	6.386	-6.386			9.031
9	AGE-7/10-(50.8000000, 57.1000000)	3.242	-3.242			4.585
10	AGE-8/10-(57.1000000, 63.4000000)	2.287	-2.287			3.235
11	AGE-9/10-(63.4000000, 69.7000000)	2.192	-2.192			3.099
12	AGE-10/10-(69.7000000, 76.0000000)	0.572	-0.572			0.809
13	HOME-Homeless					
14	HOME-Own house	11.446	-11.446			16.188
15	HOME-Rental house	-27.361	27.361			38.694
16	JOB-Business	-12.183	12.183			17.230
17	JOB-Design	13.296	-13.296			18.803
18	JOB-Economy	-3.316	3.316			4.689
19	JOB-Education	0.572	-0.572			0.809
20	JOB-Engineering	2.575	-2.575			3.641
21	JOB-IT	-1.761	1.761			2.490
22	JOB-Jurisprudence	-5.378	5.378			7.605
23	JOB-Management	9.958	-9.958			14.082

Отметим, что в АСК-анализе и СК-моделях степень выраженности различных свойств объектов наблюдения рассматривается с единственной точки зрения: с точки зрения того, какое **количество информации** содержится в них о том, к каким обобщающим категориям (классам) будут принадлежать или не принадлежать эти объекты. Поэтому не играет никакой роли, в каких единицах измерения измеряются те или иные свойства объектов наблюдения, а также в каких единицах измеряются результаты влияния этих свойств, натуральных, в процентах или стоимостных. 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, которые предложены для того, чтобы смягчить или полностью преодолеть некоторые недостатки F-меры. В режиме 4.1.3 системы «Эйдос» изучается достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности (рисунок 8).

4.1.3.6. Обобщенная форма по доствамоделям 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 ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-критерий Ван Ризбергена	Сумма модул. уровней сход. истинно-полож. решений (STR)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма времен. затратности решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Улас...	Корреляция абс. частот с обр...	653	653		653		0.500	1.000	0.667	480.222		333
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Улас...	Сумма абс. частот по признак...	653	653		653		0.500	1.000	0.667	479.663		367
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	653	653		653		0.500	1.000	0.667	480.222		333
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Сумма усл. частот по призна...	653	653		653		0.500	1.000	0.667	473.058		364
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	653	653		653		0.500	1.000	0.667	480.222		333
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Сумма усл.отн. частот по призна...	653	653		653		0.500	1.000	0.667	450.832		349
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	653	481	576	77	172	0.862	0.737	0.794	126.620	264.896	11
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	653	487	606	47	166	0.912	0.746	0.821	104.483	269.206	6
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	653	488	584	69	165	0.876	0.747	0.807	122.897	268.983	10
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	653	484	600	53	169	0.901	0.741	0.813	103.191	250.520	7
6. INF3 - частный критерий: Унклардаг; разности между фактил...	Семантический резонанс: зна...	653	574	574	79	79	0.879	0.879	0.879	308.696	308.696	26
6. INF3 - частный критерий: Унклардаг; разности между фактил...	Сумма знаний	653	574	574	79	79	0.879	0.879	0.879	327.389	327.389	28
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	653	408	595	58	245	0.876	0.625	0.729	170.296	308.657	14
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	653	558	557	96	96	0.853	0.855	0.854	187.010	181.878	14
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	653	417	596	57	236	0.880	0.639	0.740	158.046	309.473	12
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	653	532	532	121	121	0.815	0.815	0.815	168.574	156.754	17
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	653	573	573	80	80	0.877	0.877	0.877	307.333	309.783	26
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Сумма знаний	653	574	573	80	79	0.878	0.879	0.878	310.161	314.556	26
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	653	544	549	104	109	0.840	0.833	0.836	335.314	337.986	33
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	653	530	530	123	123	0.812	0.812	0.812	305.444	298.252	34

Поиск по меркам достоверности | Поиск по частотным распределениям | TP, TN, FP, FN | (TP, FP), (TN, FN) | (T-F)/(T+FP)+100 | Задать интервал сг. логикования

Рисунок 8 – Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергена и L1-критерию проф. Е.В.Луценко

Наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF3 при интегральных критериях «Семантический резонанс знаний» и «Сумма знаний». При этом точность модели составляет 0.879 и полнота модели – 0.879, что является хорошими показателями. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена, а также его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф. Е.В.Луценко.

*Это подтверждает наличие и адекватное отражение в СК-модели INF3 сильной причинно-следственной зависимости между результатом одобрения заявки на кредитную карту и параметрами клиента.*

На рисунке 9 приведено частотное распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений по результатам идентификации характеристик оружия в СК-модели INF3 по данным обучающей выборки:

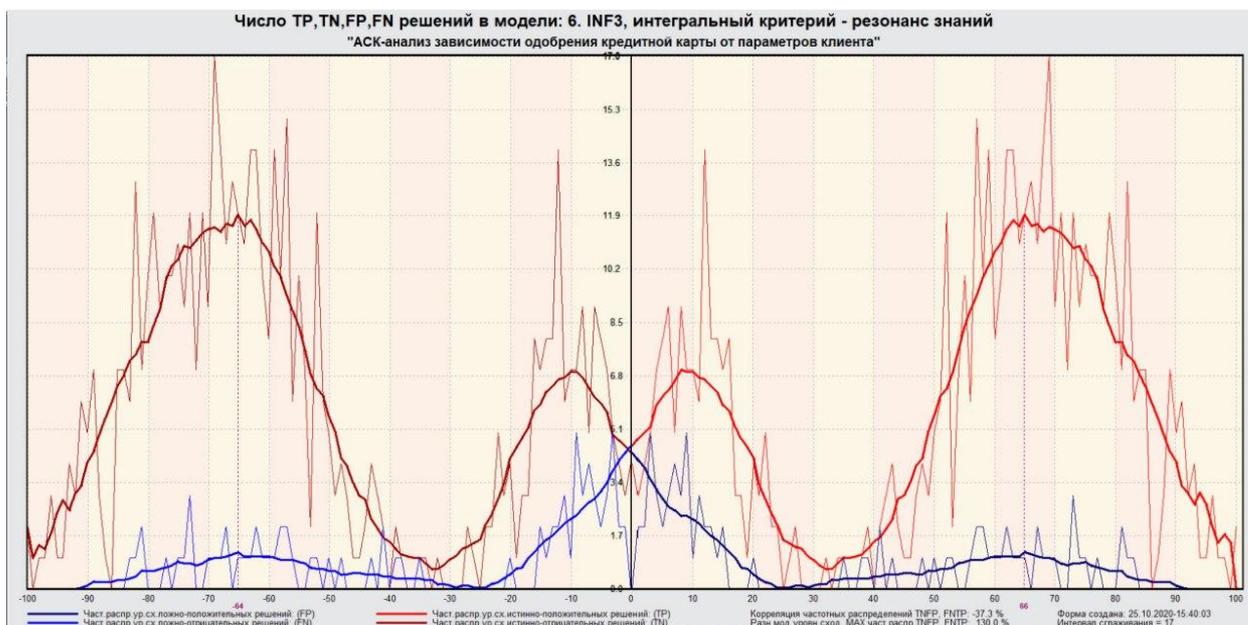


Рисунок 9 – Частотные распределения числа истинных и ложных положительных и отрицательных решений и их разности в СК-модели INF3

Из рисунка 9 видно следующее:

1) Наиболее достоверная модель INF3 лучше определяет принадлежность объекта к классу, чем непринадлежность;

2) Модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF3 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно для всего диапазона уровней сходства-различия. Для больших же значений уровней сходства-различия (более 40%) различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями очень велико.

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

### Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статус текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 1), присвоим СК-модели INF3 статус текущей модели. Для этого запустим режим 5.6 с необходимыми параметрами.

## 4. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 4.1. Решение задачи прогнозирования

Решим задачу системной идентификации, т.е. определение класса оружия на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3.

Запустим пакетное распознавание в текущей модели.

Отметим, что 99% этого времени при пакетном распознавании занимает не сама идентификация, а создание 10 выходных форм на основе результатов этого прогнозирования. Эти формы отражают результаты прогнозирования в различных разрезах и обобщениях.

Приведем одну из этих 10 форм: 4.1.3.2 (рисунок 10).

4.1.3.2. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Класс-объекты". Текущая модель: "INF3"

Классы		
Код	Наим. класса	Дата
1	APPROVAL-Approved	...
2	APPROVAL-Rejected	...

Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"						
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф.	Сходство	Дата	Время
15	15	96,77	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
119	119	94,08	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
185	185	93,79	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
64	64	93,01	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
476	476	91,89	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
243	243	91,61	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
196	196	91,28	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
135	135	91,01	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
147	147	90,82	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
493	493	90,16	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"						
Код	Наименование объекта	Сходство	Ф.	Сходство	Дата	Время
466	466	100,00	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
30	30	97,33	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
243	243	97,31	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
15	15	97,09	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
196	196	96,98	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
225	225	96,80	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
70	70	96,78	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
233	233	96,78	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
135	135	96,70	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55
147	147	96,51	v	[Progress Bar]	25.10.2020	15:50:55

Помощь Поиск объекта В начало БД В конец БД Предыдущая Следующая 9 записей Все записи Печать XLS Печать TXT Печать ALL

Рисунок 10. Выходная форма по результатам идентификации результата заявки на кредитную карту

### 4.2. Поддержка принятия решений (SWOT-анализ)

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 задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает степень влияния различных значений характеристик оружия на его вид.

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, а также препятствующих этому переходу.

На рисунках 11 приведены SWOT-диаграммы наглядно отражающие силу и направление влияния различных значений параметров клиента на результат одобрения его заявки на кредитную карту.

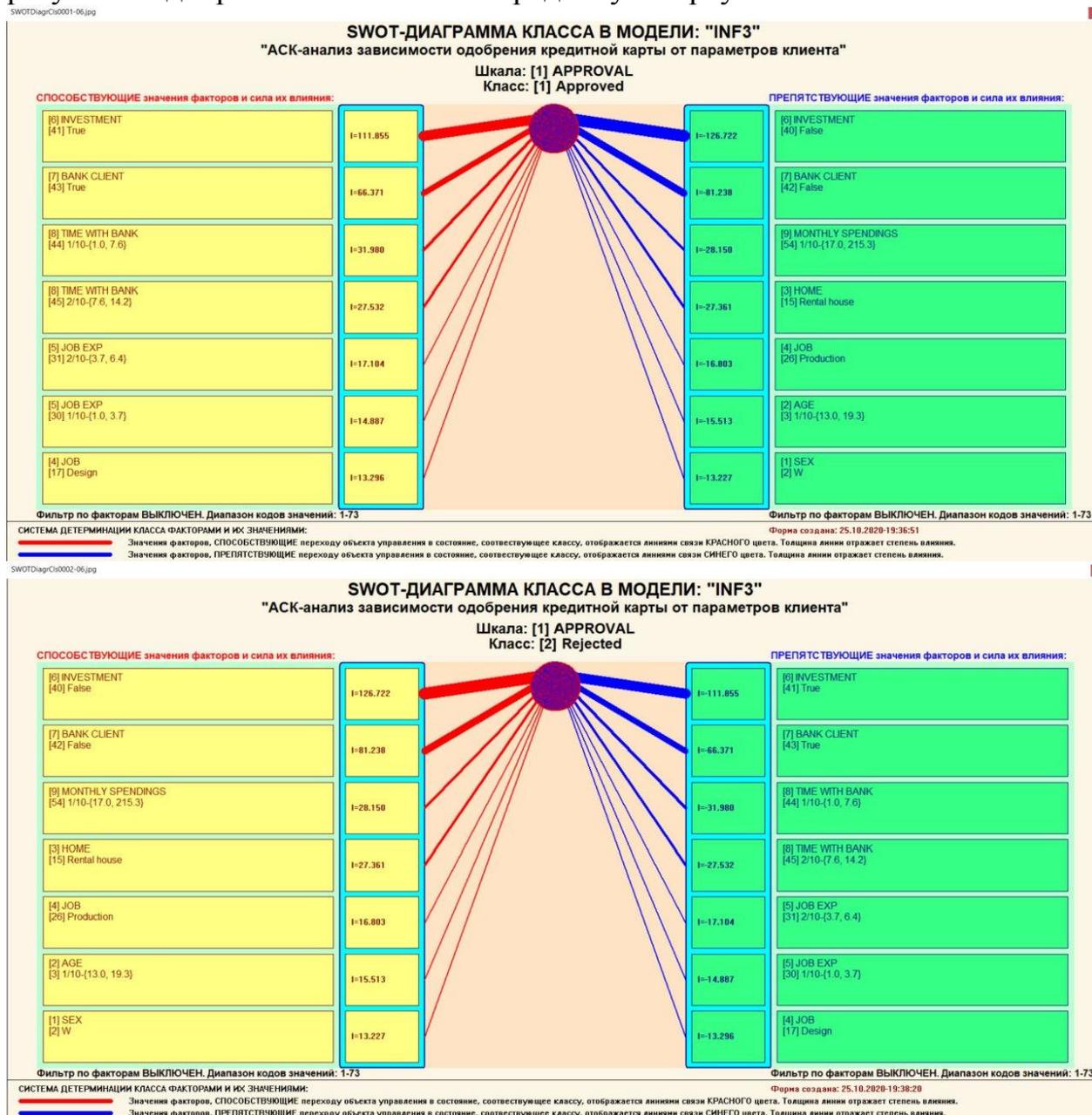


Рисунок 12. SWOT-диаграммы детерминации результата заявки

Эти SWOT-диаграммы наглядно отражают силу и направление влияния различных значений параметров клиента на результат одобрения его заявки.

Отметим также, что система «Эйдос» обеспечивала решение этой задачи *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.

У Т В Е Р Ж Д А Ю

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

У Т В Е Р Ж Д А Ю

Директор Северо-Кавказского филиала ВНИЦ "АИУС-агроресурсы", 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 ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" и Краснодарским сектором Института социологических исследований АН СССР Северо-Кавказским филиалом ВНИЦ "АИУС-агроресурсы" 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 ВЕГА-М;
- на профессиональной персональной ЭВМ "Искра-226" осуществлены расчеты по задаче в объеме:

Входная информация составила 425 анкет по 9-ти предприятиям.  
Выходная информация - 4 вида выходных форм объемом 90 листов формата А3 и 20 листов формата А4 содержит:

- процентное распределение ответов в разрезе по социальным типам корреспондентов;
- распределение информативностей признаков (в битах) для распознавания социальных типов корреспондентов;
- позитивные и негативные информационные портреты 30-ти социальных типов на языке 212 признаков;
- обобщенная характеристика информативности признаков для выбора такого минимального набора признаков, который содержит максимум информации о распознаваемых объектах (оптимизация анкет).

Работы выполнены на высоком научно-методическом уровне и в срок.

От ИСИ АН СССР:

Мл. научный сотрудник

Кириченко М.М. Кириченко  
19.05. 1987г.

Мл. научный сотрудник

Ляшко Г.А. Ляшко  
18.05. 1987г.

От СКФ ВНИЦ "АИУС-агроресурсы":

Зав. отделом аэрокосмических и тематических изысканий №4, к.э.н.  
Самсонов Г.А. Самсонов  
19.05. 1987г.

Главный конструктор проекта  
Коренец В.И. Коренец  
19.05.87. 1987г.

Главный конструктор проекта  
Луценко Е.В. Луценко  
19.05.87. 1987г.

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

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: \Aidos-X\AID\_DATA\A0000001\System\SWOTCls####Inf3.DBF, где: «####» – код класса с ведущими нулями. Эти базы открываются в MS Excel.

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».

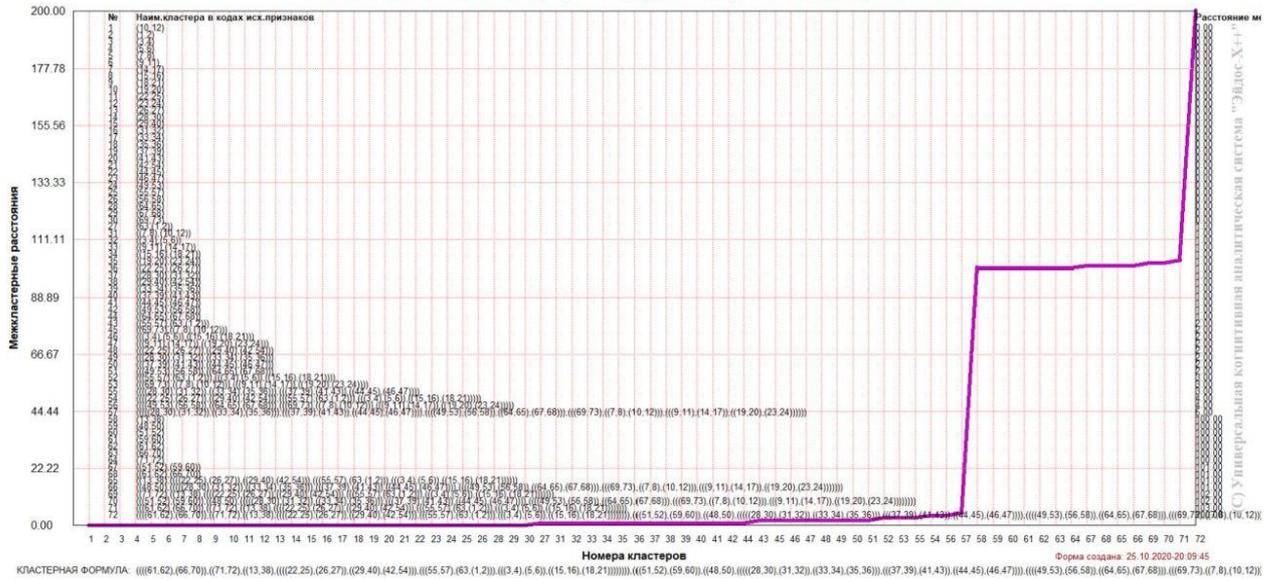
#### **4.3. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели**

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.



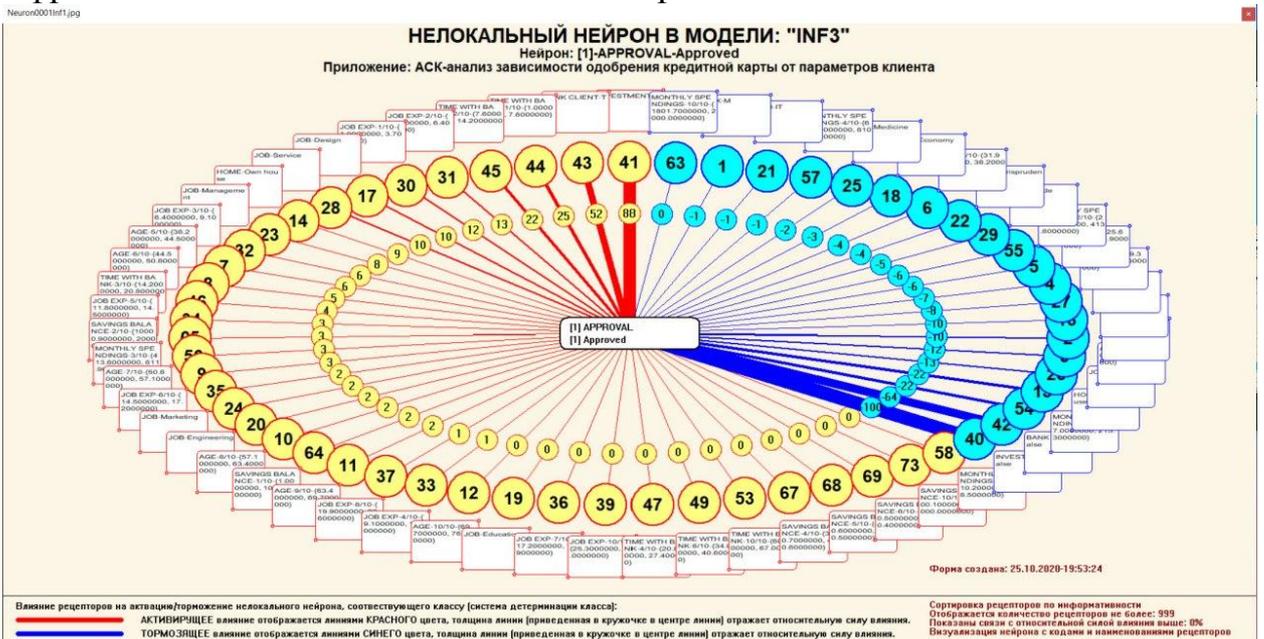
**ИЗМЕНЕНИЕ МЕЖКЛАСТЕРНЫХ РАССТОЯНИЙ ПРИ КОГНИТИВНОЙ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИЗНАКОВ В МОДЕЛИ: "INF3"  
"АСК-анализ зависимости одобрения кредитной карты от параметров клиента"**



**Рисунок 16 – График изменения межкластерных расстояний**

### 4.3.2. Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 17 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 18 - фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети:



**Рисунок 17 – Нелокальный нейрон**

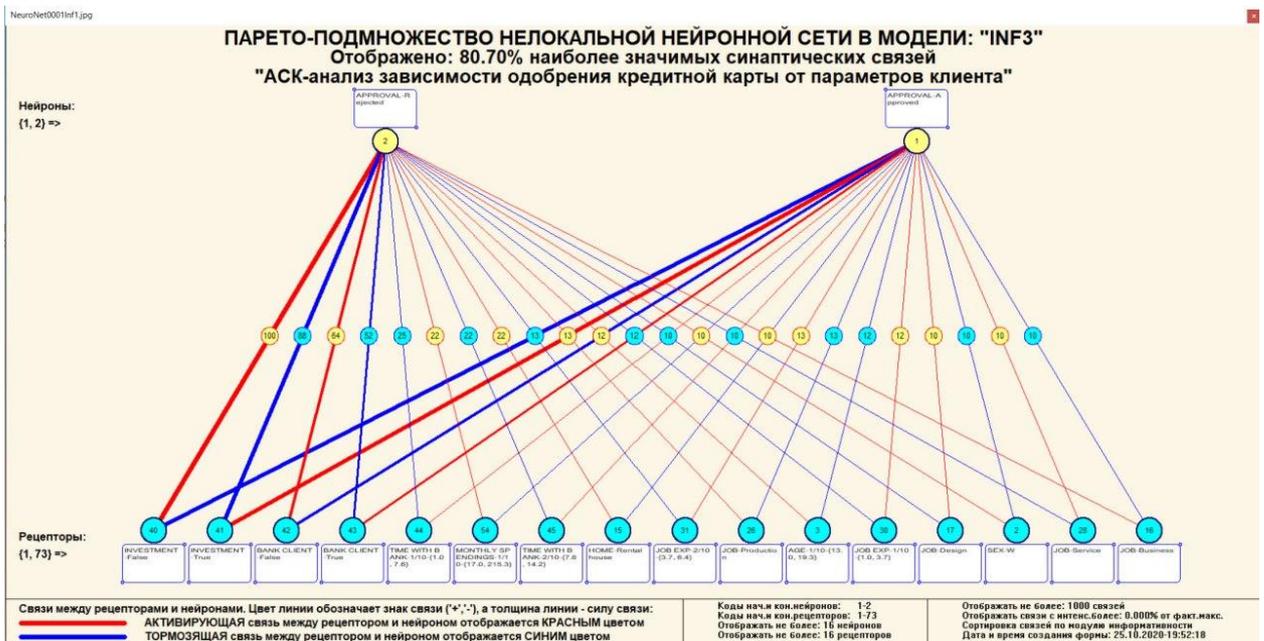


Рисунок 18 – Нелокальная нейронная сеть

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют результату заявки, а рецепторы – параметрам клиента. 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.

Модель знаний системы «Эйдос» относится к **нечетким декларативным** гибридным моделям и объединяет в себе некоторые особенности нейросетевой и фреймовой моделей представления знаний. 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:

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».

### 4.3.3. 3d-интегральные когнитивные карты

На рисунке 19 приведен фрагмент 3d-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент СК-модели Inf3.

3d-интегральная когнитивная карта является отображением на одном рисунке когнитивных диаграмм классов и значений факторов и одного слоя нейронной сети, приведенного на рисунке 18.

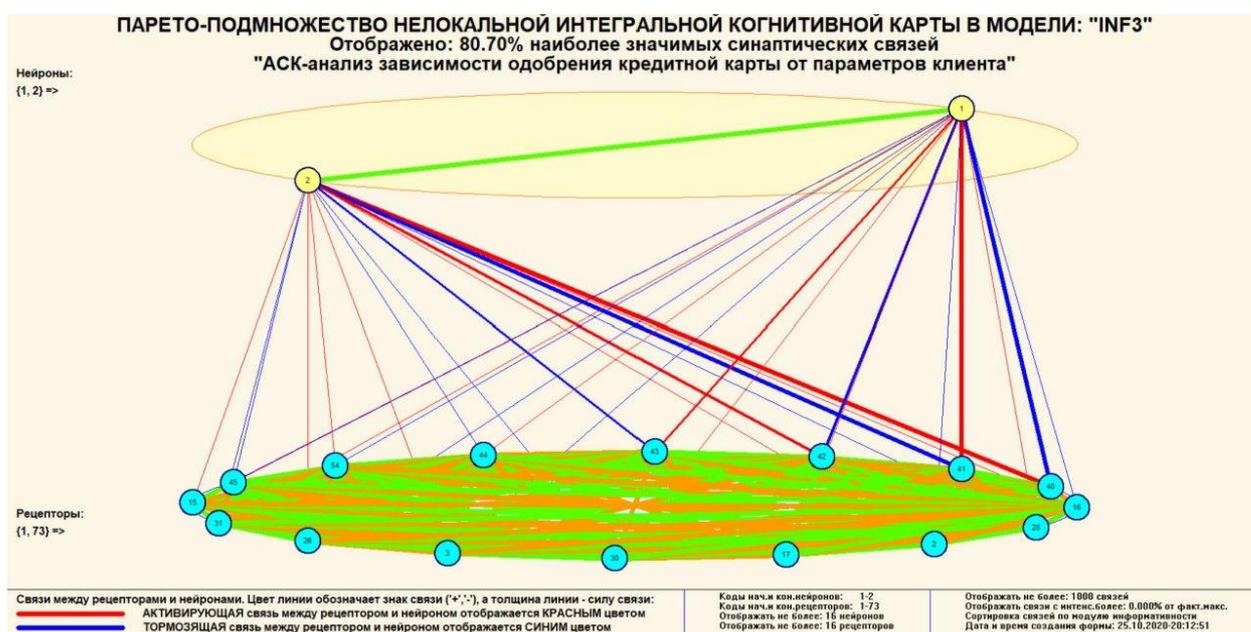


Рисунок 18 – 3d-интегральная когнитивная карта в СК-модели Inf3

### 4.3.4. Когнитивные функции

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора (признаков) на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Классы являются градациями классификационных шкал.

Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации эмпирических закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной

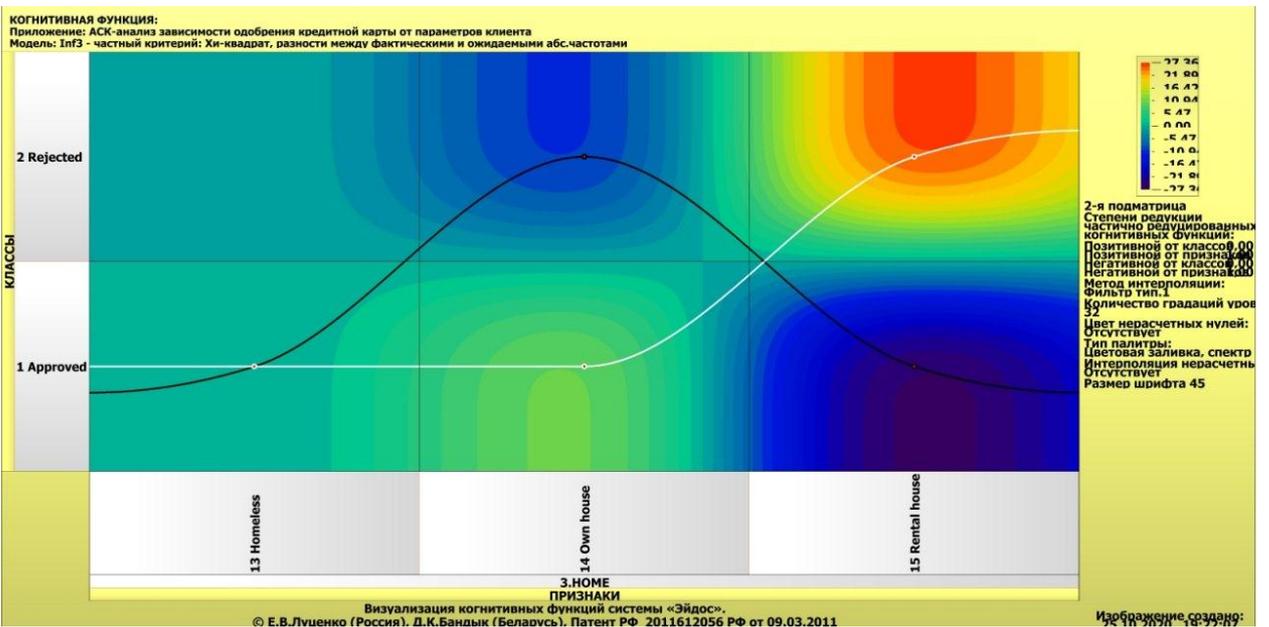
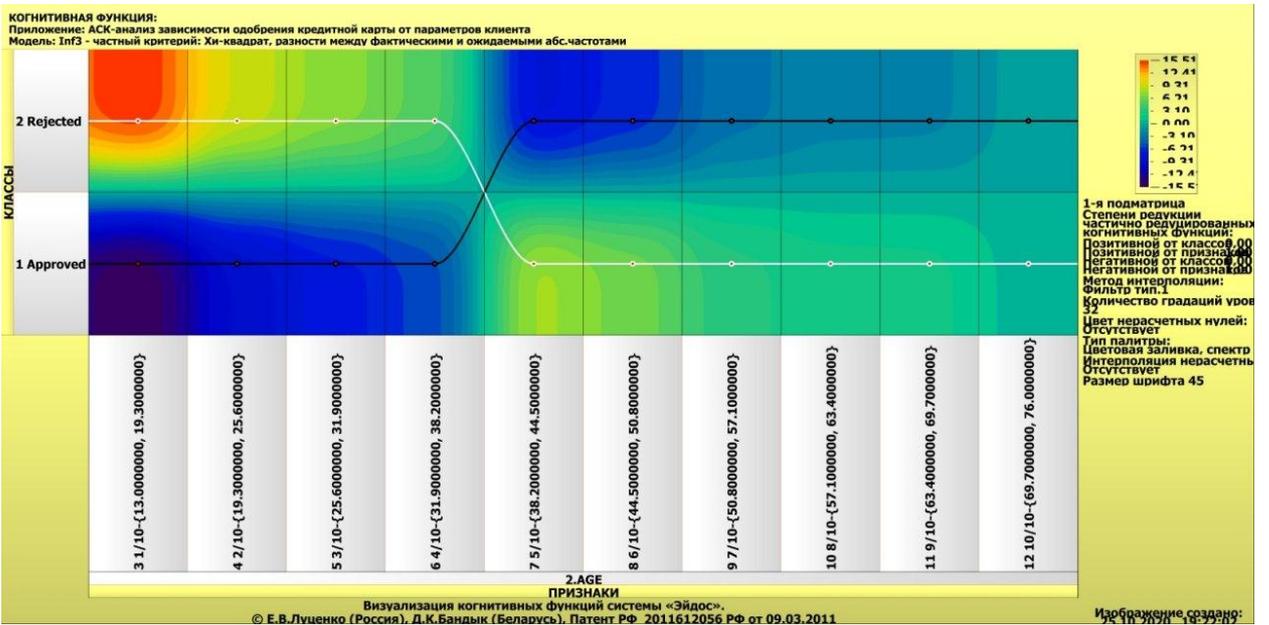
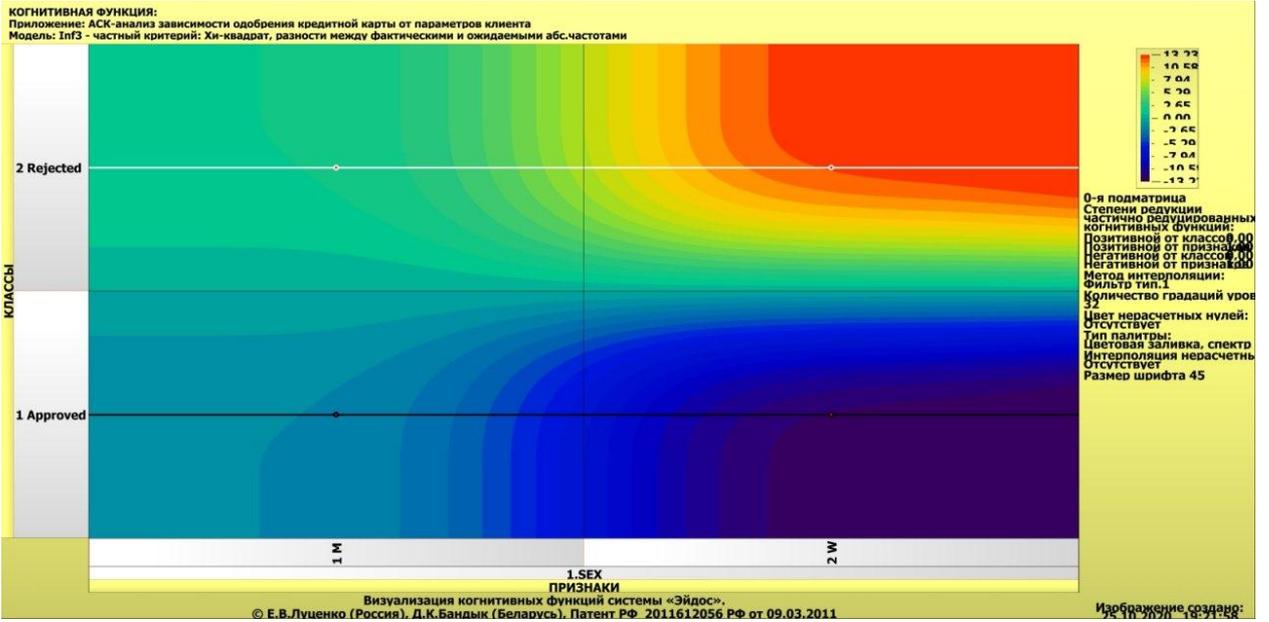
научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека.

Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации (обозначены белой линией); негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации (обозначены черной линией); средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы разной толщины) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала.

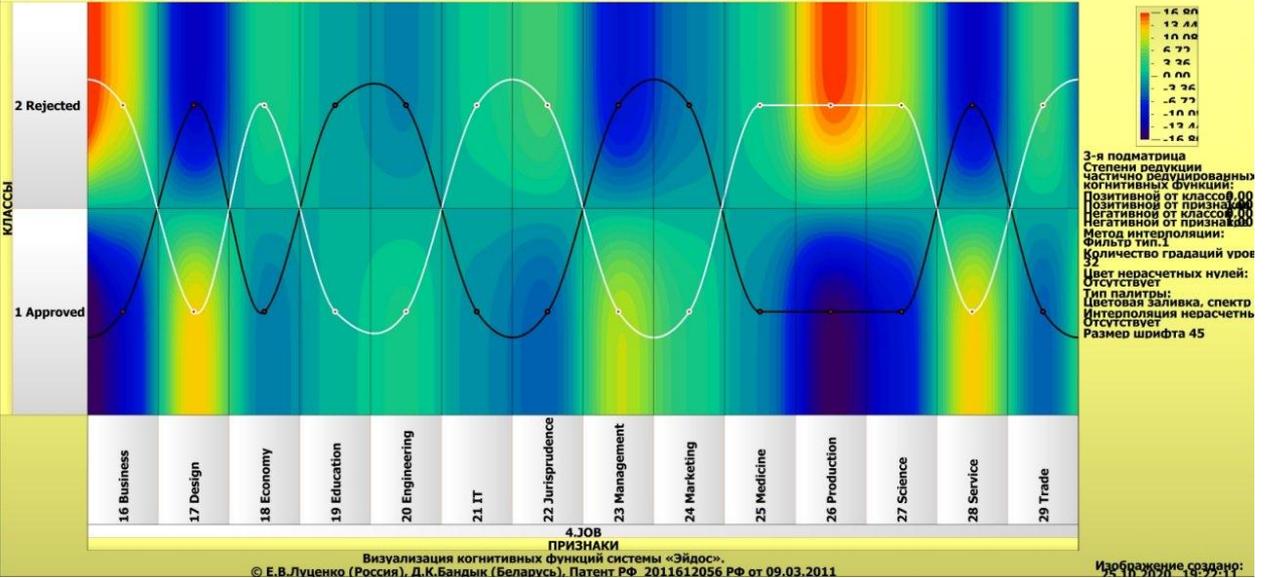
Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию.

Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос".

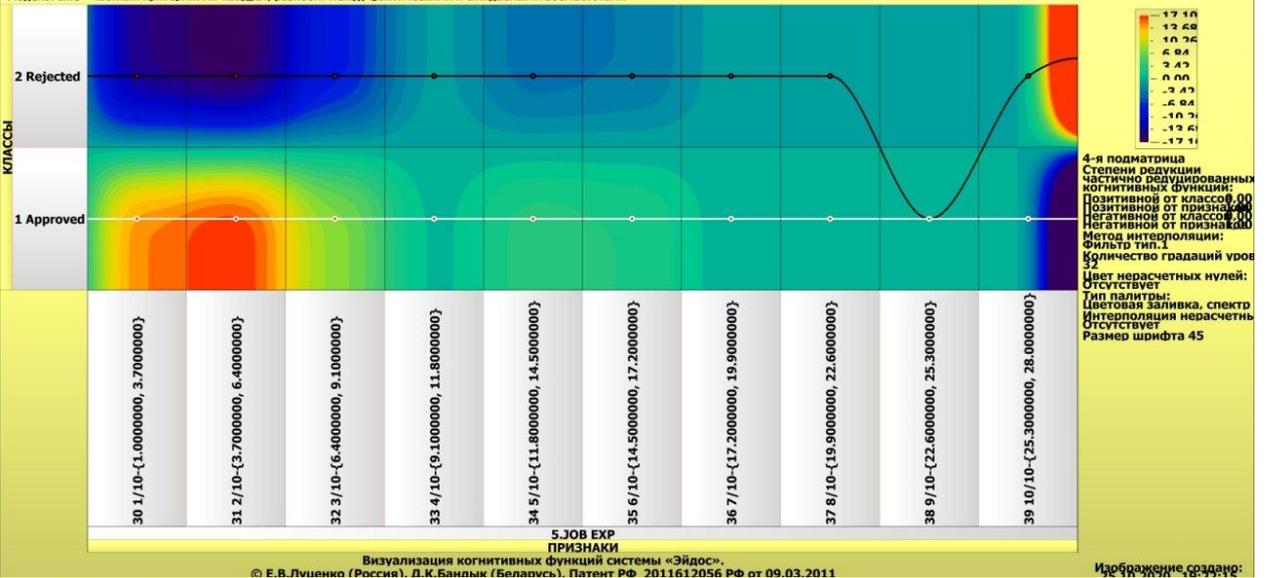
Необходимо отметить, что *на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений*, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.



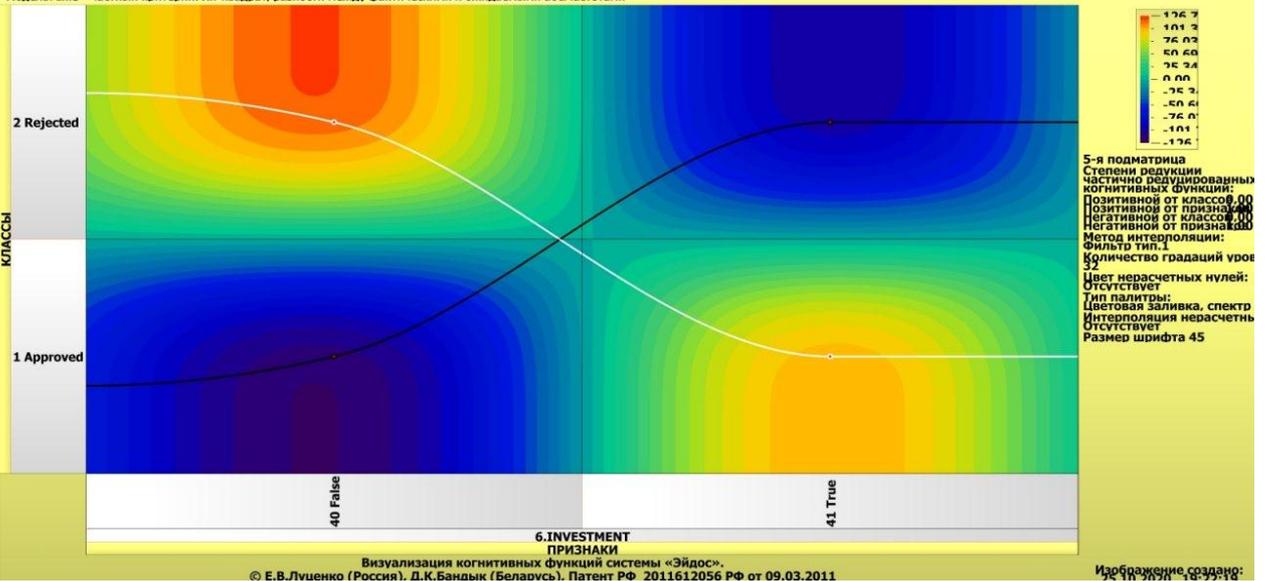
КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:  
 Приложение: АСК-анализ зависимости одобрения кредитной карты от параметров клиента  
 Модель: Inf3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами

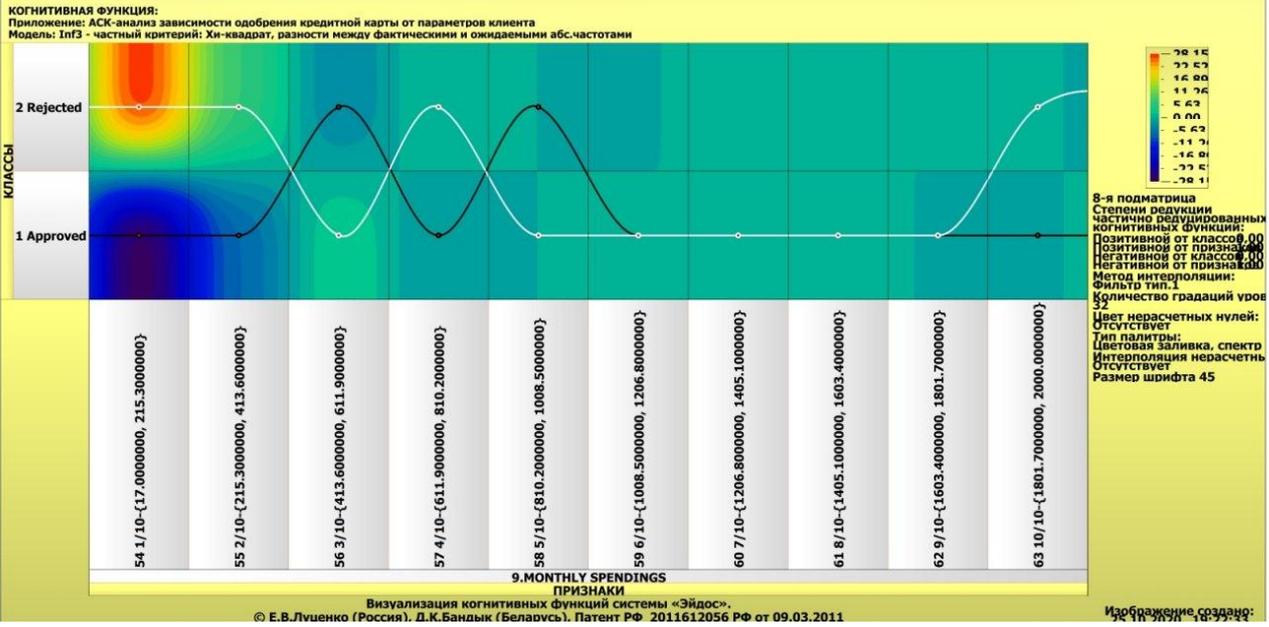
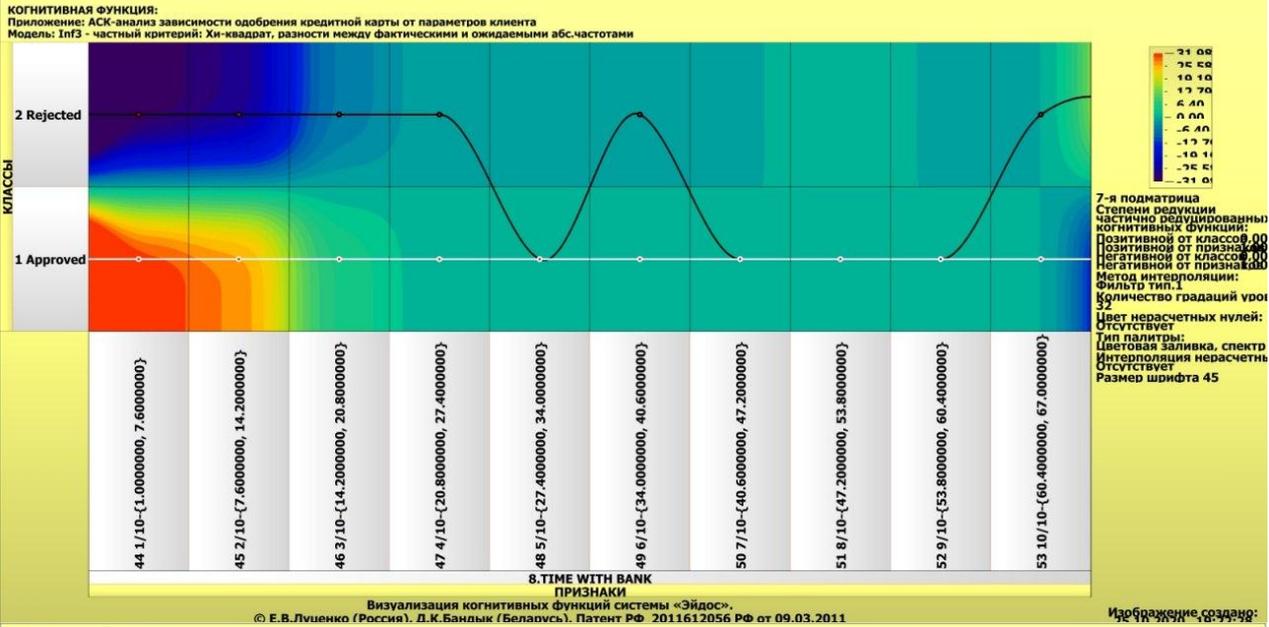
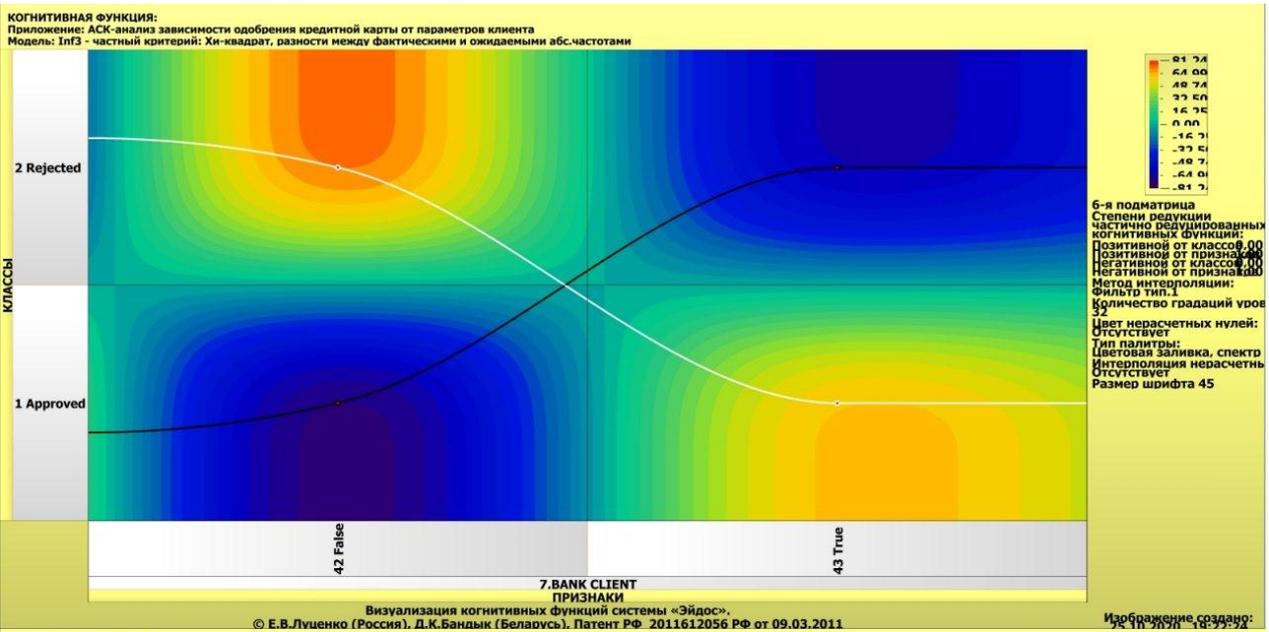


КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:  
 Приложение: АСК-анализ зависимости одобрения кредитной карты от параметров клиента  
 Модель: Inf3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами



КОГНИТИВНАЯ ФУНКЦИЯ:  
 Приложение: АСК-анализ зависимости одобрения кредитной карты от параметров клиента  
 Модель: Inf3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс.частотами





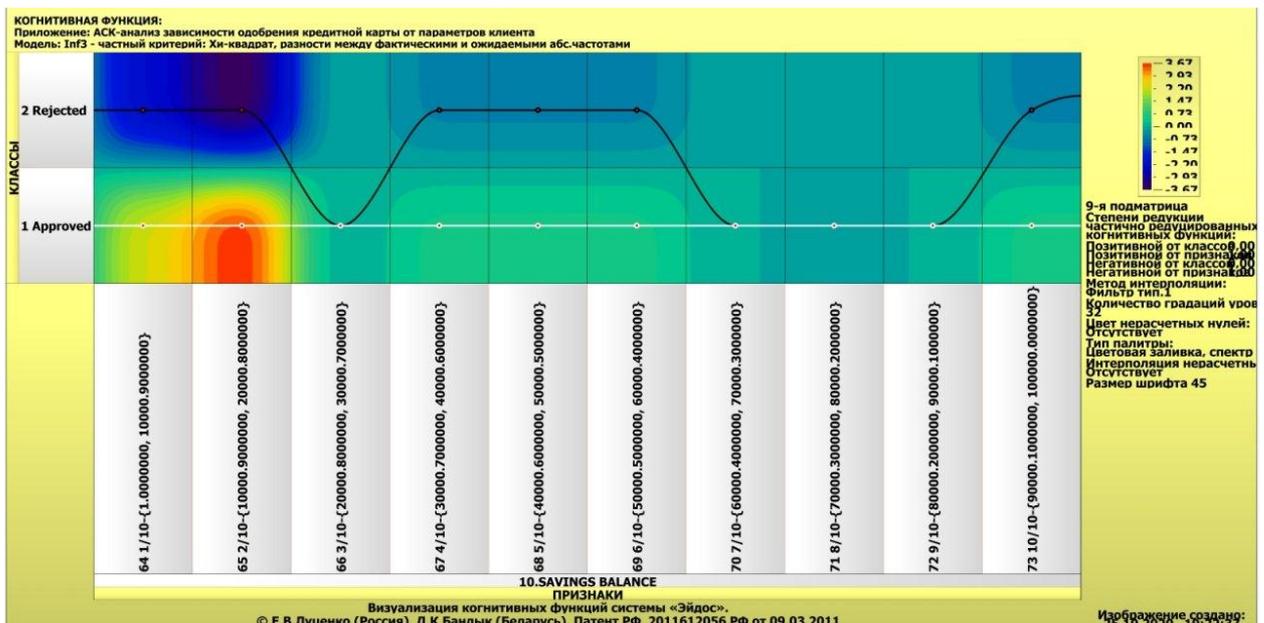


Рисунок 19 – Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и описательных шкал в модели INF3

#### 4.3.5. Сила и направление влияния параметров клиента на результат его заявки

В таблицах 4, 5 и 6 приведены фрагменты некоторых статистических и системно-когнитивных моделей, отражающих моделируемую предметную область.

Строки матриц моделей соответствуют значениям факторов, т.е. параметрам клиента (градации описательных шкал).

Колонки матриц моделей соответствуют различным классам, отражающим результат заявки (градации классификационных шкал).

Числовые значения в ячейках матриц моделей, находящихся на пересечении строк и колонок, отражают направление (знак) и силу влияния конкретного значения параметра клиента, соответствующего строке, на конкретное значение его класса (результата заявки).

Если какое-то значение характеристики слабо влияет на результат заявки, 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 какой-либо характеристики способствует получению положительного результата, то в соответствующей этому результату ячейке матрицы модели будут положительные значения, если же понижает – то и значения будут отрицательные.

Из этого следует, что суммарную силу влияния того или иного значения параметра клиента на результат его заявки (т.е. ценность данного значения характеристики для решения задачи квалиметрии и других задач) можно количественно оценивать **степенью вариабельности значений** в строке матрицы модели, соответствующей этом параметру клиента.

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 6, 7 содержит количественную оценку вариабельности значений строки модели (среднеквадратичное отклонение), которая и представляет собой ценность значения параметра клиента, соответствующего строке, для решения задачи квалиметрии и 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 20).

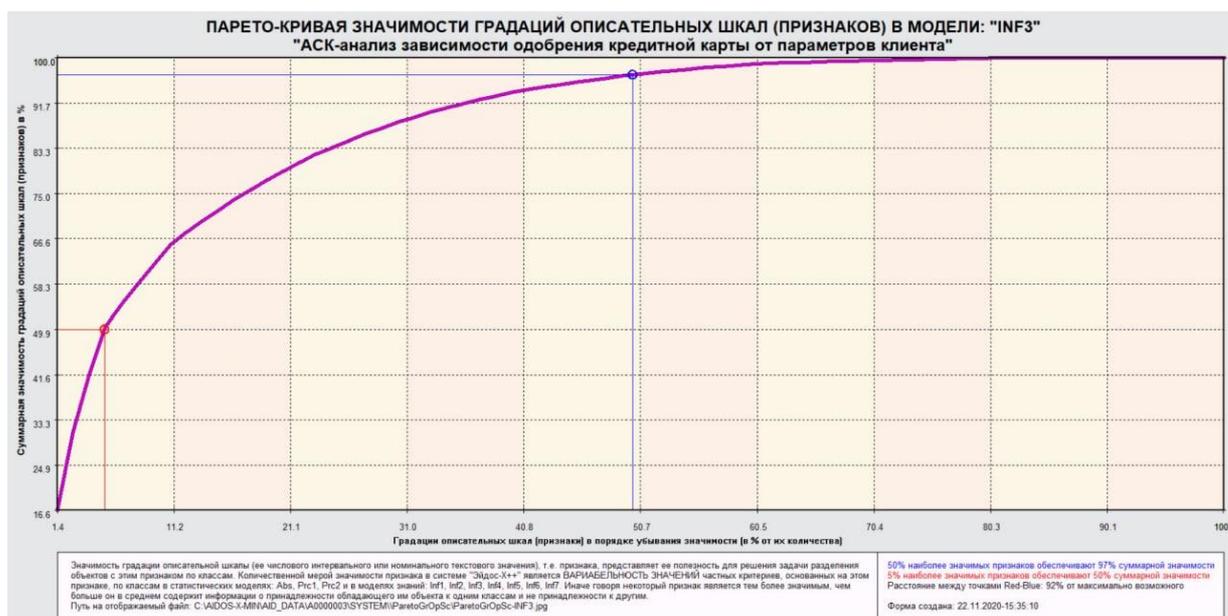


Рисунок 20. Парето-кривая значимости градаций описательных шкал

Таблица 7 – Парето-таблица значимости градаций описательных шкал

№	Код	Наименование	Код шкалы	Значимость, %	Значимость нараст. итогом, %
1	40	INVESTMENT-False	6	16,5719747	16,5719747
2	41	INVESTMENT-True	6	14,6277793	31,1997540
3	42	BANK CLIENT-False	7	10,6238008	41,8235548
4	43	BANK CLIENT-True	7	8,6796054	50,5031602
5	44	TIME WITH BANK-1/10-{1.0000000, 7.6000000}	8	4,1821108	54,6852710
6	54	MONTHLY SPENDINGS-1/10-{17.0000000, 215.3000000}	9	3,6813256	58,3665966
7	45	TIME WITH BANK-2/10-{7.6000000, 14.2000000}	8	3,6005004	61,9670970
8	15	HOME-Rental house	3	3,5781168	65,5452138
9	31	JOB EXP-2/10-{3.7000000, 6.4000000}	5	2,2367638	67,7819776
10	26	JOB-Production	4	2,1973950	69,9793726
11	3	AGE-1/10-{13.0000000, 19.3000000}	2	2,0286912	72,0080638
12	30	JOB EXP-1/10-{1.0000000, 3.7000000}	5	1,9467863	73,9548502
13	17	JOB-Design	4	1,7387136	75,6935638
14	2	SEX-W	1	1,7297171	77,4232808
15	28	JOB-Service	4	1,6819992	79,1052800
16	16	JOB-Business	4	1,5932571	80,6985371
17	14	HOME-Own house	3	1,4968858	82,1954229
18	23	JOB-Management	4	1,3021999	83,4976229
19	27	JOB-Science	4	1,2882372	84,7858601
20	4	AGE-2/10-{19.3000000, 25.6000000}	2	1,2359851	86,0218452
21	32	JOB EXP-3/10-{6.4000000, 9.1000000}	5	1,0528149	87,0746600
22	7	AGE-5/10-{38.2000000, 44.5000000}	2	1,0472730	88,1219330
23	5	AGE-3/10-{25.6000000, 31.9000000}	2	0,9445681	89,0665012
24	55	MONTHLY SPENDINGS-2/10-{215.3000000, 413.6000000}	9	0,9125404	89,9790415
25	8	AGE-6/10-{44.5000000, 50.8000000}	2	0,8350979	90,8141394
26	29	JOB-Trade	4	0,7526173	91,5667567
27	22	JOB-Jurisprudence	4	0,7032441	92,2700008
28	6	AGE-4/10-{31.9000000, 38.2000000}	2	0,7018046	92,9718054
29	46	TIME WITH BANK-3/10-{14.2000000, 20.8000000}	8	0,6914406	93,6632460
30	34	JOB EXP-5/10-{11.8000000, 14.5000000}	5	0,4921485	94,1553945
31	65	SAVINGS BALANCE-2/10-{10000.9000000, 20000.8000000}	10	0,4796253	94,6350198
32	56	MONTHLY SPENDINGS-3/10-{413.6000000, 611.9000000}	9	0,4552986	95,0903183
33	18	JOB-Economy	4	0,4336348	95,5239531
34	9	AGE-7/10-{50.8000000, 57.1000000}	2	0,4239905	95,9479436
35	35	JOB EXP-6/10-{14.5000000, 17.2000000}	5	0,4111074	96,3590510
36	24	JOB-Marketing	4	0,3934021	96,7524531
37	20	JOB-Engineering	4	0,3366877	97,0891409
38	10	AGE-8/10-{57.1000000, 63.4000000}	2	0,2991181	97,3882589
39	64	SAVINGS BALANCE-1/10-{1.0000000, 10000.9000000}	10	0,2989741	97,6872330
40	11	AGE-9/10-{63.4000000, 69.7000000}	2	0,2865948	97,9738279
41	25	JOB-Medicine	4	0,2733519	98,2471797
42	57	MONTHLY SPENDINGS-4/10-{611.9000000, 810.2000000}	9	0,2427635	98,4899432
43	21	JOB-IT	4	0,2302403	98,7201835
44	1	SEX-M	1	0,2144783	98,9346618
45	37	JOB EXP-8/10-{19.9000000, 22.6000000}	5	0,1370358	99,0716976
46	33	JOB EXP-4/10-{9.1000000, 11.8000000}	5	0,0935644	99,1652620
47	12	AGE-10/10-{69.7000000, 76.0000000}	2	0,0747795	99,2400415

48	19	JOB-Education	4	0,0747795	99,3148210
49	36	JOB EXP-7/10- {17.2000000, 19.9000000}	5	0,0685179	99,3833389
50	39	JOB EXP-10/10- {25.3000000, 28.0000000}	5	0,0685179	99,4518568
51	47	TIME WITH BANK-4/10- {20.8000000, 27.4000000}	8	0,0685179	99,5203747
52	49	TIME WITH BANK-6/10- {34.0000000, 40.6000000}	8	0,0685179	99,5888926
53	53	TIME WITH BANK-10/10- {60.4000000, 67.0000000}	8	0,0685179	99,6574105
54	67	SAVINGS BALANCE-4/10- {30000.7000000, 40000.6000000}	10	0,0685179	99,7259284
55	68	SAVINGS BALANCE-5/10- {40000.6000000, 50000.5000000}	10	0,0685179	99,7944463
56	69	SAVINGS BALANCE-6/10- {50000.5000000, 60000.4000000}	10	0,0685179	99,8629642
57	73	SAVINGS BALANCE-10/10- {90000.1000000, 100000.0000000}	10	0,0685179	99,9314821
58	63	MONTHLY SPENDING-10/10- {1801.7000000, 2000.0000000}	9	0,0622563	99,9937384
59	58	MONTHLY SPENDING-5/10- {810.2000000, 1008.5000000}	9	0,0062616	100,0000000
60	13	HOME-Homeless	3	0,0000000	100,0000000
61	38	JOB EXP-9/10- {22.6000000, 25.3000000}	5	0,0000000	100,0000000
62	48	TIME WITH BANK-5/10- {27.4000000, 34.0000000}	8	0,0000000	100,0000000
63	50	TIME WITH BANK-7/10- {40.6000000, 47.2000000}	8	0,0000000	100,0000000
64	51	TIME WITH BANK-8/10- {47.2000000, 53.8000000}	8	0,0000000	100,0000000
65	52	TIME WITH BANK-9/10- {53.8000000, 60.4000000}	8	0,0000000	100,0000000
66	59	MONTHLY SPENDING-6/10- {1008.5000000, 1206.8000000}	9	0,0000000	100,0000000
67	60	MONTHLY SPENDING-7/10- {1206.8000000, 1405.1000000}	9	0,0000000	100,0000000
68	61	MONTHLY SPENDING-8/10- {1405.1000000, 1603.4000000}	9	0,0000000	100,0000000
69	62	MONTHLY SPENDING-9/10- {1603.4000000, 1801.7000000}	9	0,0000000	100,0000000
70	66	SAVINGS BALANCE-3/10- {20000.8000000, 30000.7000000}	10	0,0000000	100,0000000
71	70	SAVINGS BALANCE-7/10- {60000.4000000, 70000.3000000}	10	0,0000000	100,0000000
72	71	SAVINGS BALANCE-8/10- {70000.3000000, 80000.2000000}	10	0,0000000	100,0000000
73	72	SAVINGS BALANCE-9/10- {80000.2000000, 90000.1000000}	10	0,0000000	100,0000000

Из рисунка 20 и таблицы 7 видно, что 50% наиболее ценных для решения данной задачи характеристик обуславливают 97% суммарной ценности, а 50% суммарной ценности обеспечиваются 5% наиболее ценных характеристик.

Обращаем внимание, что наиболее ценным является наличие или отсутствие инвестиций, а наименее ценными – высокие накопления в банке, причем наименее ценные факторы являются бессмысленными.

Ценность же отдельных параметров клиента (всей описательной шкалы или фактора), для решения этой задачи можно количественно оценивать как среднее от ценности значений этого параметра (таблица 8).

Таблица 8 – Парето-таблица значимости описательных шкал в СК-модели INF3

№	Код	Название описательной шкалы	Значимость, %	Значимость нарастающим итогом
1	6	INVESTMENT	49,0690431	49,0690431
2	7	BANK CLIENT	30,3592032	79,4282463
3	3	HOME	5,3211002	84,7493465
4	1	SEX	3,0577102	87,8070567
5	4	JOB	2,9207454	90,7278021
6	8	TIME WITH BANK	2,7301493	93,4579514
7	2	AGE	2,4779756	95,9359271
8	5	JOB EXP	2,0468422	97,9827693
9	9	MONTHLY SPENDINGS	1,6861155	99,6688848
10	10	SAVINGS BALANCE	0,3311152	100,0000000

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

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, поставленная 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 различным результатам одобрения заявки на кредитную карту, изучено влияние параметров клиентов на эти классы, и, на основе этого, решены задачи идентификации, классификации и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Лойко В.И. Подходы к автоматизации процессов управления производством продукции растениеводства / В.И. Лойко, С.А. Курносов, В.В. Ткаченко, Н.А. Ткаченко // Экономико-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.

2. 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>

3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.  
<http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

4. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергера в АСКанализе 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.

5. 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.

6. 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.

7. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системнокогнитивном 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.

8. 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-X++» / 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.

9. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online 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](http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf)

10. 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.

11. 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.

12. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная online 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.

13. 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>