

**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 систем и технологий


КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ стоимости белого риса в Краснодарском крае»

Выполнил студент группы: ИТ2141 Соломко Дмитрий Сергеевич

Допущен к защите _____

Руководитель проекта д.э.н., к.т.н., профессор Луценко Е.В. ()
(подпись, расшифровка подписи)

Защищен _____

(дата)

Оценка _____

Краснодар

2023

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

Факультет прикладной информатики

**РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу**

Студента: Соломко Дмитрия Сергеевича
курса 2 очной формы обучения группы ИТ2141
направления подготовки: 09.04.02 «Информационные системы и технологии»
Наименование темы: «АСК-анализ стоимости белого риса в Краснодарском крае» Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, доктор экономических наук, кандидат технических наук, профессор

Оценка качества выполнения курсовой работы

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия заданию (по 5-и балльной шкале)
1.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
2.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	5
3.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
4.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	5
5.	Применение современных технологий обработки информации	5
6.	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	5
7.	Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта)	5
8.	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы:

Недостатки работы:

Итоговая оценка при защите: _____

Рецензент _____

(Луценко Е.В..)

«» _____ 2023 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 36 страниц, 31 рисунок, 10 литературных источников.

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

Целью данной работы является разработка интеллектуальных моделей, которые в полной мере отражают существующие причинно-следственные взаимосвязи между определенными фактами внешнего мира и ценой на белый рис в Краснодарском крае. Повышение эффективности процесса выбора портфеля наиболее прибыльных сельскохозяйственных культур для выращивания достигается путем выявления зависимостей между наблюдаемыми данными и динамикой роста уровня цен. Для достижения поставленной цели применяется Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	6
1.1 Описание решения.....	6
1.2 Поиск и объединение исходных данных	8
1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X.....	9
1.4 Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	12
1.5 Виды моделей Aidos-X	13
1.6 Результаты верификации моделей.....	14
2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	19
2.1 Решение задач идентификации.....	19
2.2 SWOT и PEST матрицы и диаграммы	23
2.3 Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.....	24
2.3.1 Когнитивные диаграммы классов.....	25
2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов	25
2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов.....	27
2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов 27	
2.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	29
2.3.6 3D-интегральные когнитивные карты.....	30
2.3.7 Когнитивные функции.....	31
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	34
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	35

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 стоимости белого риса в Краснодарском крае по некоторым статистическим характеристикам внешнего мира. Выявление зависимостей между наблюдаемыми данными и уровнем цен позволит облегчить процесс выбора портфеля наиболее прибыльных с/х культур для выращивания.

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

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 270, 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 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 (развития 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 и объединены в единый массив статистических измерений за период с 01.01.1999 г. по 01.07.2021 г. с интервалом в 1 месяц.

Итоговый файл содержит следующие данные:

- N – порядковый номер наблюдения;
- Year – год наблюдения;
- Month – месяц наблюдения;
- Min t – минимальная температура за месяц;
- Max t – максимальная температура за месяц;
- Sum t – сумма температур за месяц;
- Humidity – средняя влажность воздуха;
- Rainfall – количество осадков;
- oil_Cost – цена на нефть Brent;
- usd_Cost – курс доллара;
- Yield – урожайность;
- veg – входит ли текущий месяц в вегетативный период с/х культуры;
- Price – цена с/х культуры.

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	N
1	N	Year	Month	Min t	Max t	Sum t	Humidity	Rainfall	oil Cost	usd Cost	Yield	veg	Price	Соломка
2	0	1999	1	-4	16	212	79	26,4	11,35	23,1	9,1	0	1301,69	
3	1	1999	2	-9	18	206	77	131,6	10,88	23,1	9,1	0	1981,67	
4	2	1999	3	2	22	584	72	28	15,24	25,005	9,1	0	1610,79	
5	3	1999	4	0	25	865	64	19,7	16,57	24,75	9,1	0	2042,57	
6	4	1999	5	5	25	973	67	72,1	15,2	24,72	9,1	0	3022,69	
7	5	1999	6	17	32	1426	63	118,2	17,51	24,255	9,1	1	4005,77	
8	6	1999	7	19	35	1694	58	48,1	19,37	24,245	9,1	1	3462,59	
9	7	1999	8	14	35	1568	68	133,2	21,33	25,085	9,1	1	3305,46	
10	8	1999	9	11	32	1179	65	18,6	23,58	25,235	9,1	0	3883,83	
11	9	1999	10	1	30	798	80	120,3	21,69	26,105	9,1	0	5928,12	
12	10	1999	11	-11	17	253	81	76,5	23,64	26,695	9,1	0	5677,12	
13	11	1999	12	-2	17	377	75	38,4	25,08	27,55	9,1	0	5453,8	
14	12	2000	1	-11	7	-23	86	108	25,97	28,64	6,9	0	5255,79	
15	13	2000	2	-5	18	210	77	64,9	28,09	28,705	6,9	0	5631,84	
16	14	2000	3	-1	16	327	71	67,6	24,77	28,66	6,9	0	5800,19	
17	15	2000	4	6	27	1013	67	37,1	23,89	28,445	6,9	0	6289,19	
18	16	2000	5	7	28	1066	63	61,2	28,31	28,252	6,9	0	5954,39	
19	17	2000	6	13	31	1303	68	137,7	30,57	28,075	6,9	1	5881,52	
20	18	2000	7	19	39	1511	63	15,5	26,93	27,86	6,9	1	5573,59	
21	19	2000	8	16	35	1625	59	69,1	31,72	27,775	6,9	1	5220,56	
22	20	2000	9	9	31	1166	70	20,3	29,84	27,782	6,9	0	4581,49	
23	21	2000	10	4	23	783	74	27	30,76	27,883	6,9	0	4025,31	
24	22	2000	11	-5	16	353	82	6,6	31,88	27,935	6,9	0	3883,99	
25	23	2000	12	-9	17	216	78	23,2	23,87	28,541	6,9	0	3341,97	
26	24	2001	1	-7	15	163	74	17,7	26,66	28,474	5,4	0	3456,22	
27	25	2001	2	-3	15	161	82	110,8	25,57	28,672	5,4	0	3376,1	
28	26	2001	3	0	21	609	63	80,8	24,74	28,783	5,4	0	3528,71	
29	27	2001	4	8	21	831	70	60,9	27,89	28,944	5,4	0	3700,8	
30	28	2001	5	10	24	1002	73	143,7	29,34	29,154	5,4	0	3499,87	
31	29	2001	6	14	34	1300	66	5,9	26,08	29,15	5,4	1	3415,56	
32	30	2001	7	19	37	1835	51	9,5	24,69	29,353	5,4	1	3802,03	
33	31	2001	8	22	36	1179	50	37,5	26,41	29,425	5,4	1	3238,98	
34	32	2001	9	9	32	1249	68	77,8	23,26	29,462	5,4	0	3157,89	
35	33	2001	10	-2	25	747	76	43,6	20,37	29,728	5,4	0	2870,34	
36	34	2001	11	-2	19	450	79	96,5	19,14	29,94	5,4	0	2656,93	
37	35	2001	12	-11	9	-34	82	179,4	19,9	30,495	5,4	0	2392,11	
38	36	2002	1	-19	9	-118	79	96,4	19,18	30,71	5,4	0	2780,17	
39	37	2002	2	0	19	398	71	39,5	21,33	30,962	5,4	0	2789,88	
40	38	2002	3	0	19	554	69	66,5	25,92	31,212	5,4	0	2535,93	
41	39	2002	4	4	23	721	66	32,6	26,47	31,24	5,4	0	2885,27	
42	40	2002	5	11	29	1168	54	27,6	24,45	31,337	5,4	0	3112,12	
43	41	2002	6	15	30	1345	70	158	25,58	31,52	5,4	1	3729,69	
44	42	2002	7	21	36	1732	62	107,3	25,44	31,533	5,4	1	2905,46	

Рисунок 1 – Фрагмент обучающей выборки

1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X

Далее обучающая выборка в формате xls, импортирована в систему Aidos-X: скопирована в папку Inp_data и переименована в Inp_data.

Далее был использован универсальный программный интерфейс импорта данных в систему Aidos-X (режим 2.3.2.2).

В форме задания размерности модели системы указываем диапазоны столбцов и желаемое количество градаций описательных и классификационных шкал (Рисунок 2).

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-X++"

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Задайте параметры:

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

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал: 13

Конечный столбец классификационных шкал: 13

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал: 2

Конечный столбец описательных шкал: 12

Задайте режим:

- Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
- Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_gasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

- Равные интервалы с разным числом наблюдений
- Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

- Не применять сценарный метод АСК-анализа
- Применить сценарный метод АСК-анализа
- Применить спец. интерпретацию текстовых полей классов
- Применить спец. интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

В качестве классов рассматриваются:

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

В качестве признаков рассматриваются:

- Значения полей целиком
- Элементы значений полей - слова > символов: 0
- Элементы значений полей - символы

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

- Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")
- Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
- И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok Cancel

Соломко

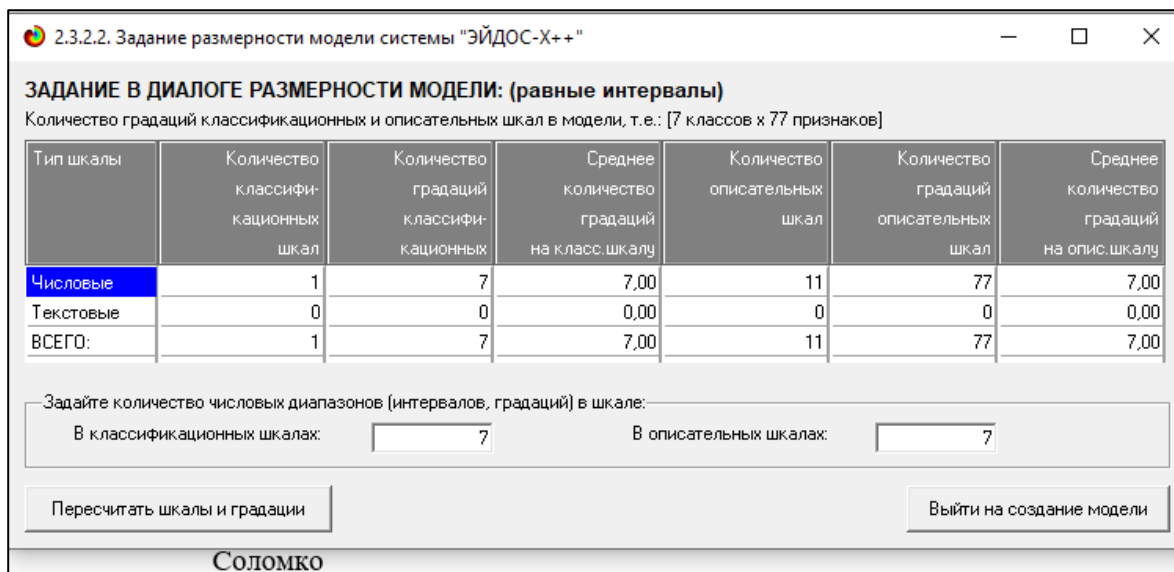


Рисунок 2 - Задание размерности модели системы Aidos-X

Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему Aidos-X представлен на рисунке 3.

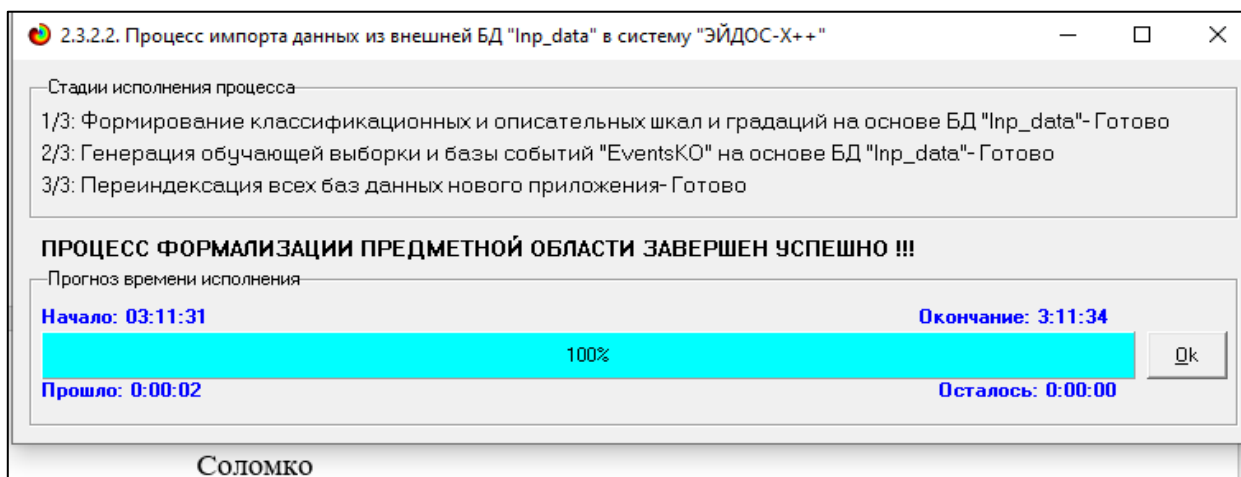


Рисунок 3 – Процесс импорта данных

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 статистических и интеллектуальных 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 4).

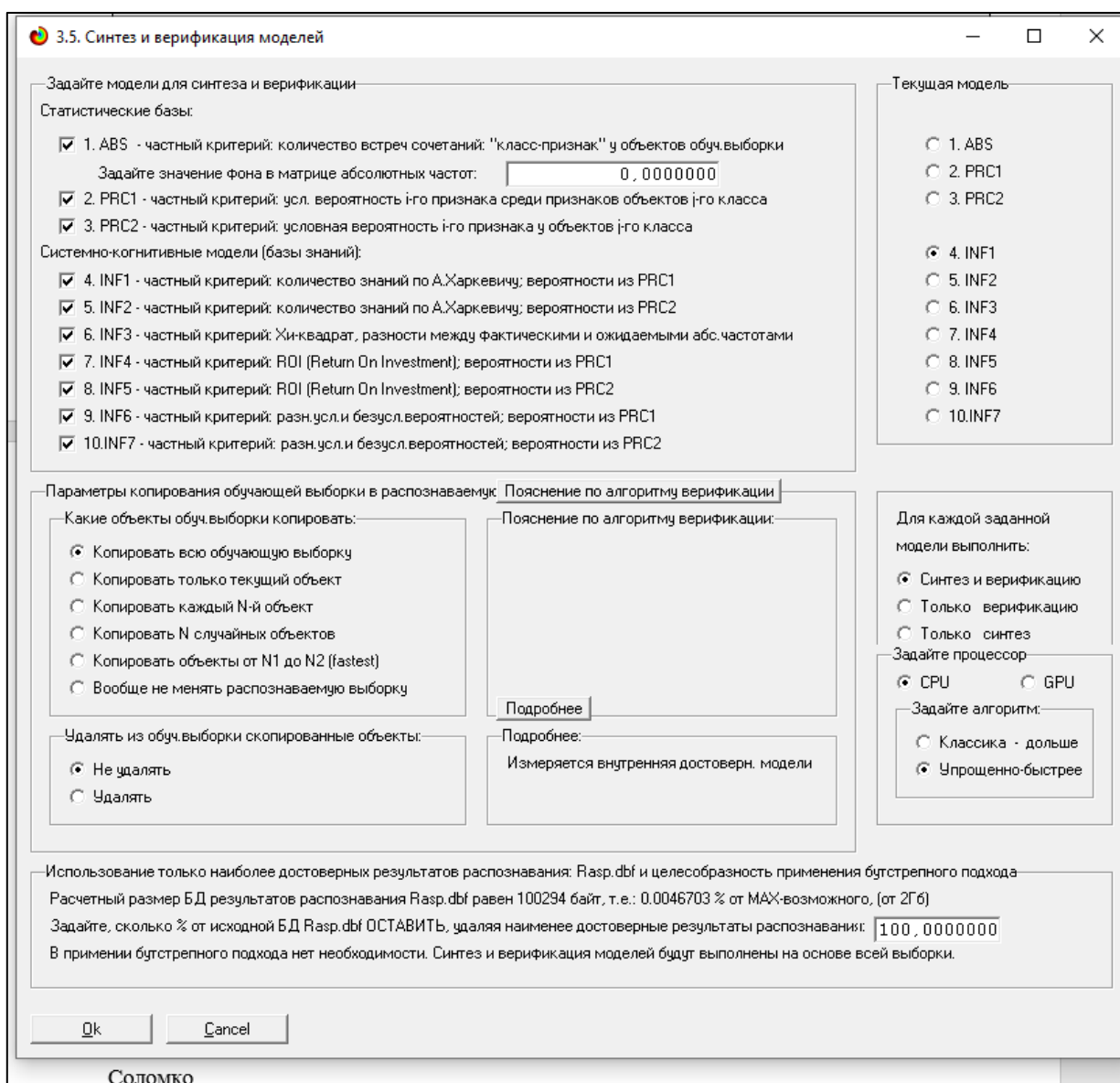


Рисунок 4 – Выбор моделей для синтеза и верификации

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 5.

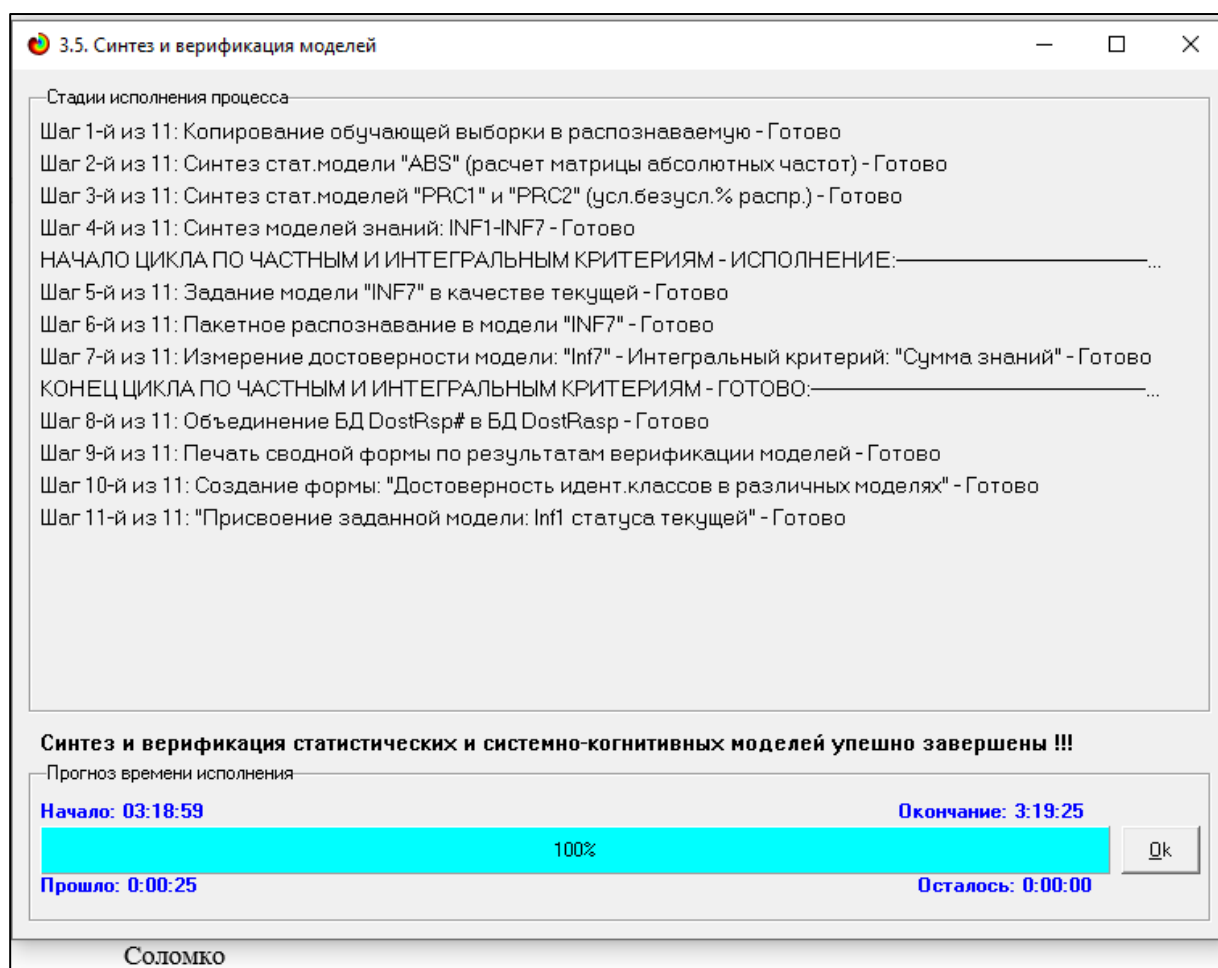


Рисунок 5 – Процесс исполнения режима 3.5

Стоит отметить, что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 26 секунду. Далее перейдем непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

1.5 Виды моделей Aidos-X

На рисунках 6 и 7 приведены фрагменты созданных статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели).

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере нескольких моделей, в которой 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 обучающей"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRICE 1/7 (1491.6300000, 8392.0628571)	2. PRICE 2/7 (8392.0628571, 15292.4357143)	3. PRICE 3/7 (15292.4357143, 22192.8085714)	4. PRICE 4/7 (22192.8085714, 29093.1814286)	5. PRICE 5/7 (29093.1814286, 35993.5542857)	6. PRICE 6/7 (35993.5542857, 42893.9271429)	7. PRICE 7/7 (42893.9271429, 49794.3000000)	Сумма	Среднее	Средн. кв.ад. откл.
1.0	YEAR-1/7-(1999.0000000, 2002.2857143)	48.0							48.0	6.86	18.14
2.0	YEAR-2/7-(2002.2857143, 2005.5714286)	36.0							36.0	5.14	13.61
3.0	YEAR-3/7-(2005.5714286, 2008.8571429)	36.0							36.0	5.14	13.61
4.0	YEAR-4/7-(2008.8571429, 2012.1428571)	20.0	21.0	2.0	1.0	3.0	1.0		48.0	6.86	9.37
5.0	YEAR-5/7-(2012.1428571, 2015.4285714)	19.0	5.0	12.0					36.0	5.14	7.59
6.0	YEAR-6/7-(2015.4285714, 2018.7142857)	12.0	7.0	5.0	7.0	2.0	3.0		36.0	5.14	3.98
7.0	YEAR-7/7-(2018.7142857, 2022.0000000)	3.0	10.0	5.0	3.0	11.0	7.0	7.0	46.0	6.57	3.15
8.0	MONTH-1/7-(1.0000000, 2.5714286)	29.0	5.0	6.0	4.0	2.0			48.0	6.86	9.97
9.0	MONTH-2/7-(2.5714286, 4.1428571)	28.0	6.0	6.0	2.0	3.0	1.0	2.0	48.0	6.86	9.53
10.0	MONTH-3/7-(4.1428571, 5.7142857)	15.0	2.0	2.0					24.0	3.43	5.16
11.0	MONTH-4/7-(5.7142857, 7.2857143)	30.0	6.0	2.0	1.0	3.0	5.0	1.0	48.0	6.86	10.38
12.0	MONTH-5/7-(7.2857143, 8.8571429)	16.0	5.0		1.0	1.0	1.0		24.0	3.43	5.80
13.0	MONTH-6/7-(8.8571429, 10.4285714)	30.0	10.0	3.0	1.0	3.0	1.0		48.0	6.86	10.73
14.0	MONTH-7/7-(10.4285714, 12.0000000)	26.0	9.0	5.0	2.0	2.0	1.0	1.0	46.0	6.57	9.03
15.0	MIN T-1/7-(-27.0000000, -20.0000000)	2.0		1.0					3.0	0.43	0.79
16.0	MIN T-2/7-(-20.0000000, -13.0000000)	9.0	2.0	1.0	2.0	1.0			15.0	2.14	3.13
17.0	MIN T-3/7-(-13.0000000, -6.0000000)	17.0	2.0	5.0	2.0	2.0		2.0	30.0	4.29	5.79
18.0	MIN T-4/7-(-6.0000000, 1.0000000)	46.0	12.0	5.0	2.0	2.0	1.0	2.0	70.0	10.00	16.32
19.0	MIN T-5/7-(1.0000000, 8.0000000)	28.0	9.0	7.0	2.0	3.0	2.0	1.0	52.0	7.43	9.54
20.0	MIN T-6/7-(8.0000000, 15.0000000)	34.0	6.0	2.0	1.0	4.0	3.0	1.0	51.0	7.29	11.91
21.0	MIN T-7/7-(15.0000000, 22.0000000)	38.0	12.0	3.0	2.0	4.0	5.0	1.0	65.0	9.29	13.16
22.0	MAX T-1/7-(7.0000000, 11.5714286)	9.0	4.0	1.0	1.0				15.0	2.14	3.34
23.0	MAX T-2/7-(11.5714286, 16.1428571)	26.0	4.0	6.0	2.0	2.0		1.0	41.0	5.86	9.10
24.0	MAX T-3/7-(16.1428571, 20.7142857)	26.0	5.0	2.0	1.0	3.0		3.0	40.0	5.71	9.09
25.0	MAX T-4/7-(20.7142857, 25.2857143)	23.0	5.0	6.0	3.0	1.0	3.0		41.0	5.86	7.84

Соломко

Рисунок 6 – Матрица абсолютных частот (фрагмент)

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. PRICE 1/7 (1491.6300000, 8392.0628571)	2. PRICE 2/7 (8392.0628571, 15292.4357143)	3. PRICE 3/7 (15292.4357143, 22192.8085714)	4. PRICE 4/7 (22192.8085714, 29093.1814286)	5. PRICE 5/7 (29093.1814286, 35993.5542857)	6. PRICE 6/7 (35993.5542857, 42893.9271429)	7. PRICE 7/7 (42893.9271429, 49794.3000000)	Сумма	Среднее	Средн. кв.ад. откл.
1.0	YEAR-1/7-(1999.0000000, 2002.2857143)	18.783	-7.224	-4.032	-1.848	-2.671	-1.848	-1.159			8.530
2.0	YEAR-2/7-(2002.2857143, 2005.5714286)	14.088	-5.418	-3.024	-1.386	-2.004	-1.386	-0.869			6.398
3.0	YEAR-3/7-(2005.5714286, 2008.8571429)	14.088	-5.418	-3.024	-1.386	-2.004	-1.386	-0.869			6.398
4.0	YEAR-4/7-(2008.8571429, 2012.1428571)	-9.217	13.776	-2.032	-0.848	0.329	-0.848	-1.159			6.852
5.0	YEAR-5/7-(2012.1428571, 2015.4285714)	-2.912	-0.418	8.976	-1.386	-2.004	-1.386	-0.869			4.038
6.0	YEAR-6/7-(2015.4285714, 2018.7142857)	-9.912	1.582	1.976	5.614	-0.004	1.614	-0.869			4.823
7.0	YEAR-7/7-(2018.7142857, 2022.0000000)	-24.999	3.077	1.136	1.229	8.440	5.229	5.889			11.332
8.0	MONTH-1/7-(1.0000000, 2.5714286)	-0.217	-2.224	1.968	2.152	-0.671	-1.848	0.841			1.735
9.0	MONTH-2/7-(2.5714286, 4.1428571)	-1.217	-1.224	1.968	0.152	0.329	-0.848	0.841			1.184
10.0	MONTH-3/7-(4.1428571, 5.7142857)	0.392	-1.612	-0.016	-0.924	0.664	1.076	0.420			0.947
11.0	MONTH-4/7-(5.7142857, 7.2857143)	0.783	-1.224	-2.032	-0.848	0.329	3.152	-0.159			1.685
12.0	MONTH-5/7-(7.2857143, 8.8571429)	1.392	1.388	-2.016	0.076	-0.336	0.076	-0.580			1.182
13.0	MONTH-6/7-(8.8571429, 10.4285714)	0.783	2.776	-1.032	-0.848	0.329	-0.848	-1.159			1.430
14.0	MONTH-7/7-(10.4285714, 12.0000000)	-1.999	2.077	1.136	0.229	-0.560	-0.771	-0.111			1.327
15.0	MIN T-1/7-(-27.0000000, -20.0000000)	0.174	-0.452	0.748	-0.116	-0.167	-0.116	-0.072			0.377
16.0	MIN T-2/7-(-20.0000000, -13.0000000)	-0.130	-0.258	-0.260	1.422	0.165	-0.578	-0.362			0.667
17.0	MIN T-3/7-(-13.0000000, -6.0000000)	-1.260	-2.515	2.480	0.845	0.330	-1.155	1.275			1.725
18.0	MIN T-4/7-(-6.0000000, 1.0000000)	3.392	1.464	-0.880	-0.695	-1.896	-1.695	0.309			1.892
19.0	MIN T-5/7-(1.0000000, 8.0000000)	-3.651	1.174	2.632	-0.002	0.106	-0.002	-0.256			1.902
20.0	MIN T-6/7-(8.0000000, 15.0000000)	2.957	-1.676	-2.284	-0.964	1.162	1.036	-0.232			1.834
21.0	MIN T-7/7-(15.0000000, 22.0000000)	-1.564	2.217	-2.460	-0.503	0.383	2.497	-0.570			1.843
22.0	MAX T-1/7-(7.0000000, 11.5714286)	-0.130	1.742	-0.260	0.422	-0.835	-0.578	-0.362			0.862
23.0	MAX T-2/7-(11.5714286, 16.1428571)	1.044	-2.171	2.556	0.422	-0.282	-1.579	0.010			1.586
24.0	MAX T-3/7-(16.1428571, 20.7142857)	1.653	-1.020	-1.360	-0.540	0.774	-1.540	2.034			1.473
25.0	MAX T-4/7-(20.7142857, 25.2857143)	-1.956	-1.171	2.556	1.421	-1.282	1.421	-0.990			1.751

Соломко

Рисунок 7 – Модель INF3 (фрагмент)

1.6 Результаты верификации моделей

Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями, были отражены на рисунке 8.

34. Обобщенная форма достоверности моделей при разн. крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма мод. уровней истинно-полож. решений (STP)	Сумма мод. уровней истинно-отриц. решений (STN)	Сумма мод. уровней ложно-полож. решений (STFP)	Сумма мод. уровней ложно-отриц. решений (STFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с обр...	286	278	649	1067	8	0.207	0.972	0.341	129.728	71.332	212	212
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по призна...	286	286	1716	0.143	1.000	0.250	152.706	155				
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...	286	278	649	1067	8	0.207	0.972	0.341	129.728	71.332	212	212
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Сумма усл.отн частот по приз...	286	286	1716	0.143	1.000	0.250	124.969	483				
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Корреляция усл.отн частот с о...	286	278	649	1067	8	0.207	0.972	0.341	129.725	71.331	212	212
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Сумма усл.отн частот по приз...	286	286	1716	0.143	1.000	0.250	126.605	488				
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	286	259	1269	447	27	0.367	0.906	0.522	75.493	344.535	76	76
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	286	254	1004	712	32	0.263	0.888	0.406	53.669	212.244	120	120
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	286	259	1270	446	27	0.367	0.906	0.523	75.697	345.808	76	76
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	286	254	1007	709	32	0.264	0.888	0.407	54.294	215.048	120	120
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	286	261	1183	533	25	0.329	0.913	0.493	106.396	298.269	108	108
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Сумма знаний	286	261	1183	533	25	0.329	0.913	0.493	121.236	165.957	51	51
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	286	253	1309	407	33	0.383	0.885	0.535	95.217	317.120	82	82
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	286	267	683	1033	19	0.205	0.934	0.337	43.754	37.322	140	140
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	286	253	1309	407	33	0.383	0.885	0.535	95.203	317.158	81	81
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	286	268	685	1031	18	0.206	0.937	0.338	44.489	38.110	141	141
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	286	258	1187	529	28	0.328	0.902	0.481	96.024	271.653	96	96
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Сумма знаний	286	261	915	801	25	0.246	0.913	0.387	45.450	96.134	121	121
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	286	258	1191	525	28	0.330	0.902	0.483	96.213	272.159	96	96
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Сумма знаний	286	261	914	802	25	0.246	0.913	0.387	46.278	98.190	122	122

Соломко

Рисунок 8 – Оценка достоверности моделей(первая часть)

34. Обобщенная форма достоверности моделей при разн. крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	онога дели	L1-мера проф. Е.В.Луцкино	Средний модуль уровней склад. истинно-полож. решений	Средний модуль уровней склад. истинно-отриц. решений	Средний модуль уровней склад. ложно-полож. решений	Средний модуль уровней склад. ложно-отриц. решений	A-Точность модели Айзенштайн =ATP/ATP*	A-Полнота модели Айзенштайн =ATP/ATP*	L2-мера проф. Е.В.Луцкино	Процент правильной категоризац.	Процент правильн-на идент
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с обр...	0.997	0.549	0.467	0.110	0.200	0.052	0.700	0.900	0.788	97.203	40
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по призна...	1.000	0.663	0.534	0.091	0.855	1.000	0.922	100.000			
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Корреляция усл.отн частот с о...	0.997	0.549	0.467	0.110	0.200	0.052	0.700	0.900	0.788	97.203	40.
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред.	Сумма усл.отн частот по приз...	1.000	0.341	0.437	0.282	0.608	1.000	0.756	100.000			
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Корреляция усл.отн частот с о...	0.997	0.549	0.467	0.110	0.200	0.052	0.700	0.900	0.788	97.203	40.
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака.	Сумма усл.отн частот по приз...	1.000	0.341	0.443	0.285	0.609	1.000	0.757	100.000			
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	0.938	0.651	0.291	0.272	0.170	0.186	0.631	0.611	0.621	90.559	78.
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	0.921	0.462	0.211	0.211	0.169	0.144	0.556	0.595	0.574	88.811	79.
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	0.938	0.651	0.292	0.272	0.171	0.186	0.631	0.611	0.621	90.559	78.
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	0.921	0.465	0.214	0.214	0.169	0.145	0.558	0.595	0.576	88.811	79.
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0.962	0.653	0.408	0.252	0.204	0.169	0.666	0.707	0.686	91.259	75.
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факти...	Сумма знаний	0.948	0.807	0.465	0.140	0.096	0.264	0.637	0.607	0.720	91.259	75.
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.931	0.681	0.376	0.242	0.202	0.215	0.651	0.636	0.644	88.462	84.
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	0.980	0.383	0.164	0.055	0.136	0.047	0.547	0.778	0.642	93.357	68.
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.931	0.681	0.376	0.242	0.201	0.215	0.651	0.636	0.644	88.462	84.
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятно...	Сумма знаний	0.980	0.385	0.166	0.056	0.137	0.050	0.548	0.768	0.639	93.706	68.
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	0.948	0.654	0.372	0.229	0.182	0.188	0.671	0.665	0.668	90.210	76.
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, вер...	Сумма знаний	0.974	0.425	0.174	0.105	0.152	0.048	0.534	0.785	0.636	91.259	69.
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	0.948	0.654	0.373	0.229	0.184	0.188	0.670	0.665	0.667	90.210	76.
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей, ве...	Сумма знаний	0.974	0.428	0.177	0.107	0.153	0.048	0.537	0.785	0.638	91.259	69.

Соломко

Рисунок 9 – Оценка достоверности моделей(вторая часть)

Из рисунков 8-9 можно сделать вывод о том, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверными моделями являются INF4 и INF5 с интегральным критерием «Семантический резонанс знаний» (F=0,535 максимуме 1,000), по критерию

L1 проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» ($L1=0,807$ при максимуме 1,000), а по критерию L2 проф.Е.В.Луценко наиболее достоверной является СК-модель ABS с интегральным критерием «Сумма абс.частот по признакам» ($L2=0,922$ 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 10).

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.

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++"

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
 Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: и 1, и 2, и 3, и 4, и 5, и 6. Понятно, что из всего этого выпадет лишь что-то одно. В этом случае модель не предскажет, что не выпадет, но зато она обязательно предскажет, что выпадет. Однако при этом очень много объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся. Тогда вероятность истинно-положительных решений у модели будет 1/6, а вероятность ложно-положительных решений - 5/6. Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
 Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что ничего не выпадет, т.е. не выпадет ни 1, ни 2, ни 3, ни 4, ни 5, ни 6, но что-то из этого, естественно, обязательно выпадет. Конечно, модель не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо предсказала, что не выпадет. Вероятность истинно-отрицательных решений у модели будет 5/6, а вероятность ложно-отрицательных решений - 1/6. Такой прогноз гораздо достовернее, чем положительный псевдопрогноз, но тоже бесполезен.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
 Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
 На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществится один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалась моделью. Теперь представьте себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1,+1} и {0,1}:

$$L_a = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN} \quad (\text{нормировка: } \{-1,+1\})$$

$$L_b = \frac{1 + (TP + TN - FP - FN)}{1 + (TP + TN + FP + FN)} \quad (\text{нормировка: } \{0,1\})$$

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):
 $F\text{-мера} = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall)$ - достоверность модели
 Precision = TP / (TP + FP) - точность модели;
 Recall = TP / (TP + FN) - полнота модели;

L1-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):
 $L1\text{-мера} = 2 * (SPrecision * SRecall) / (SPrecision + SRecall)$
 SPrecision = STP / (STP + SFP) - точность с учетом сумм уровней сходства;
 SRecall = STP / (STP + SFN) - полнота с учетом сумм уровней сходства;
 STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):
 $L2\text{-мера} = 2 * (APrecision * ARecall) / (APrecision + ARecall)$
 APrecision = ATP / (ATP + AFP) - точность с учетом средних уровней сходства;
 ARecall = ATP / (ATP + AFN) - полнота с учетом средних уровней сходства;
 ATP = STP / TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
 AFP = SFP / FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модель уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модель уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и степени уверенности системы в этом решении. Поэтому система "Эйдос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отфильтровать заведомо ложные решения.

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.

Рисунок 10 – Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

На рисунках 11-13 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.

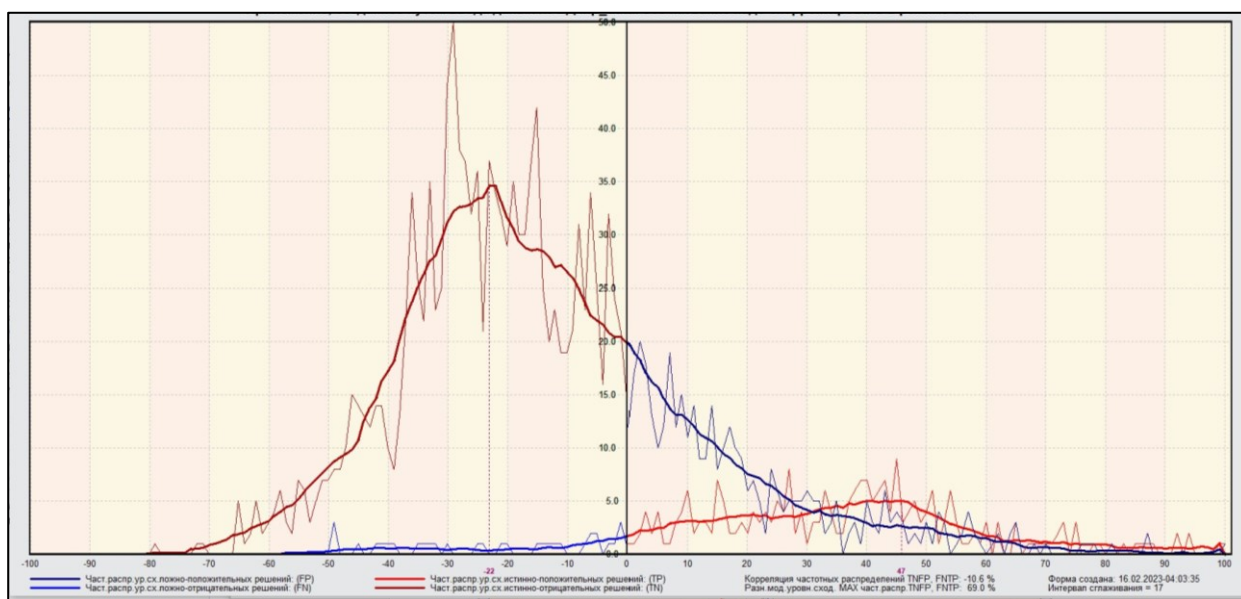


Рисунок 11 – Частотные распределения модели INF4

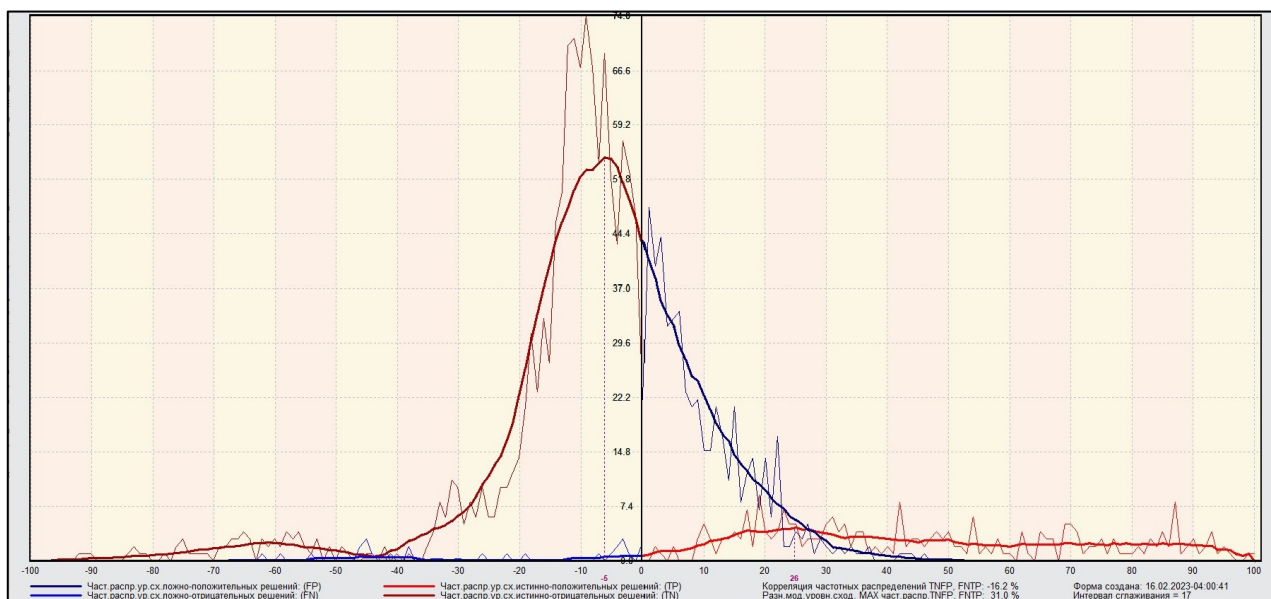


Рисунок 12 – Частотные распределения модели INF3

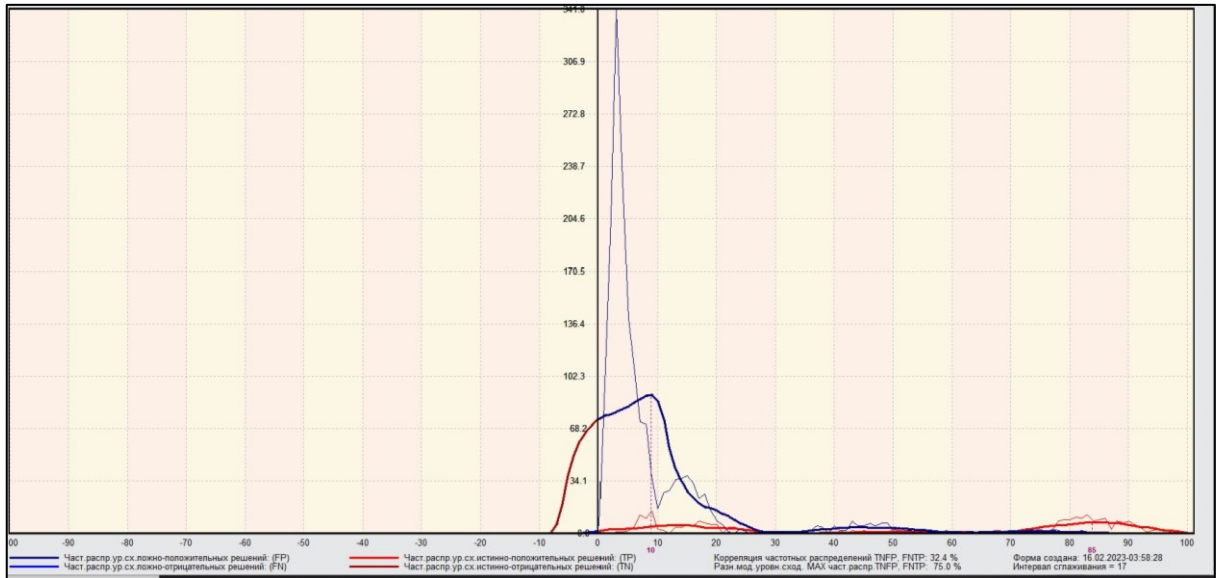


Рисунок 13 – Частотные распределения модели ABS

Видно, что все модели практически не дают ложноотрицательных решений. Также видно, что при проценте схожести меньше примерно 30% модели дают больше ложноположительных, чем истинно-положительных решений. При проценте схожести более 30% ложноположительные решения практически отсутствуют. Из этого можно сделать вывод о том, что система лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность.

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 INF3 (режим 5.6) (рисунок 14, 15).

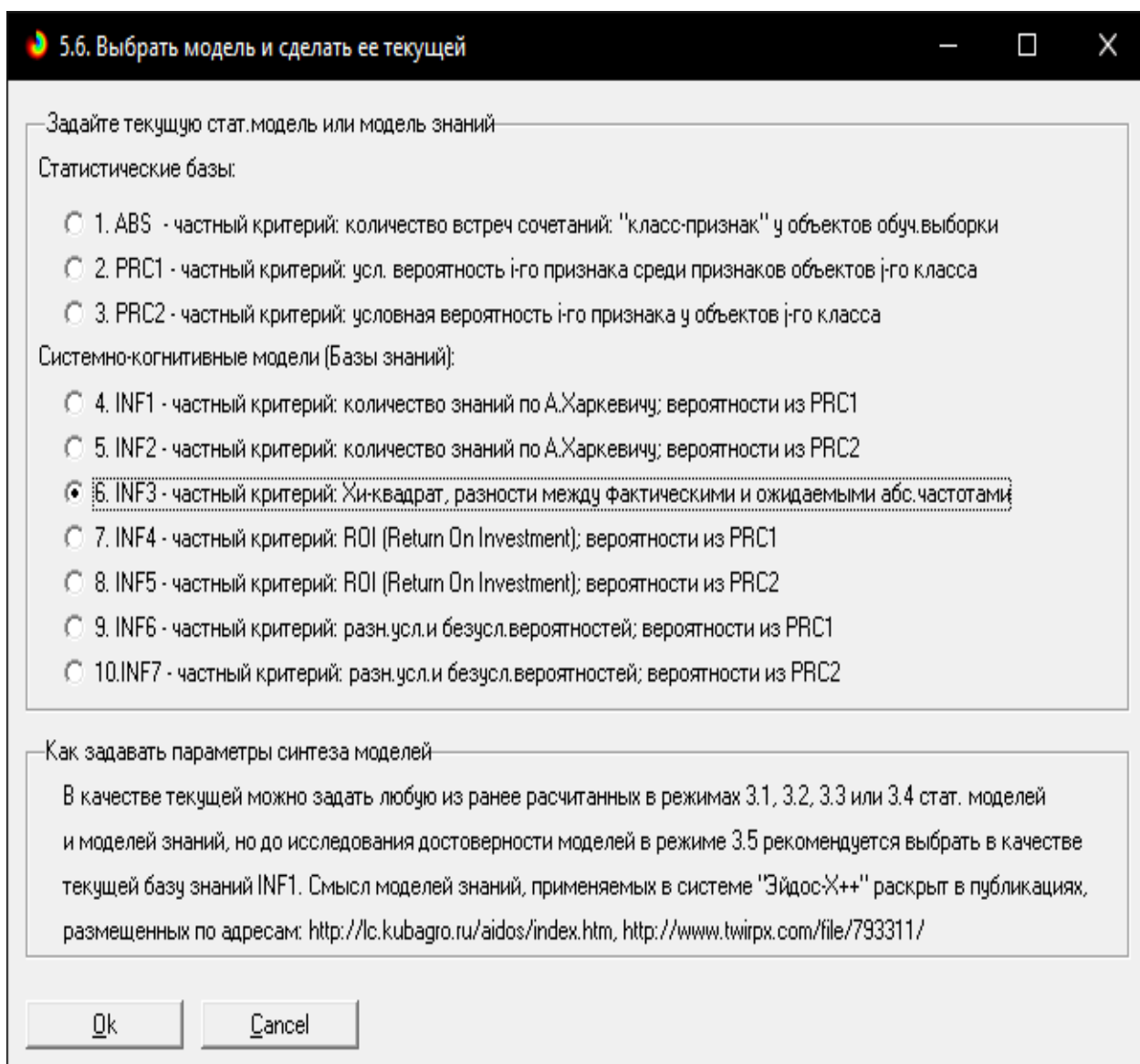


Рисунок 14 – Экранная форма режима задания модели в качестве текущей

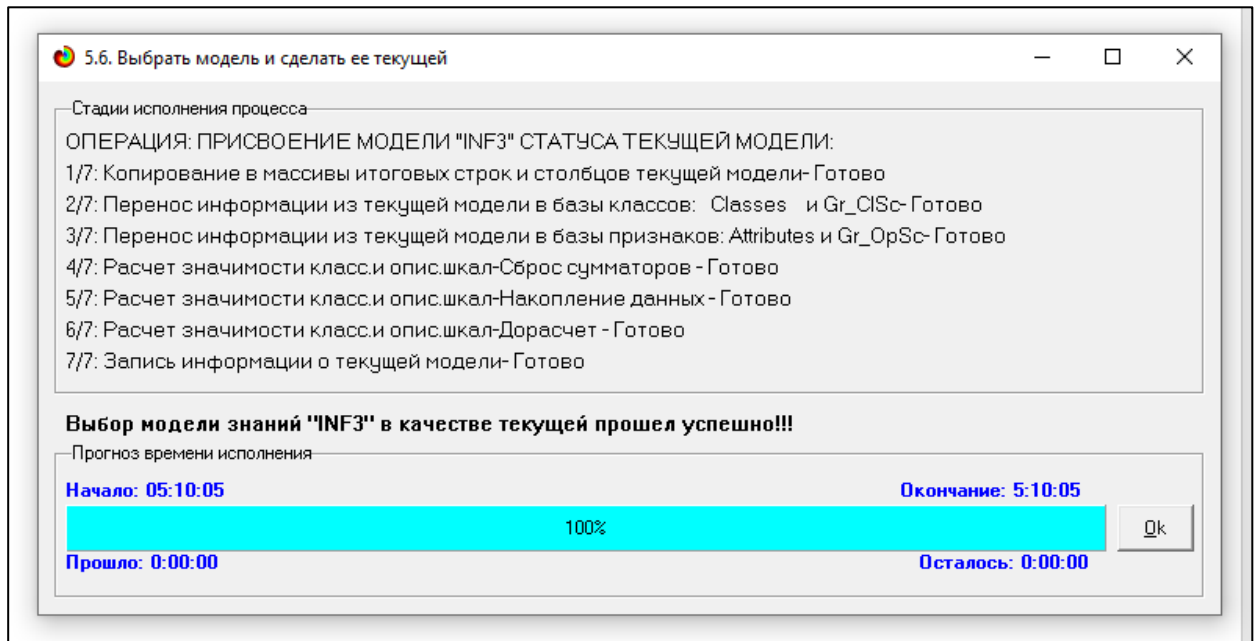


Рисунок 15 – Экранная форма режима задания модели в качестве текущей

Проведем пакетное распознавание в режиме 4.1.2. (рисунок 16).

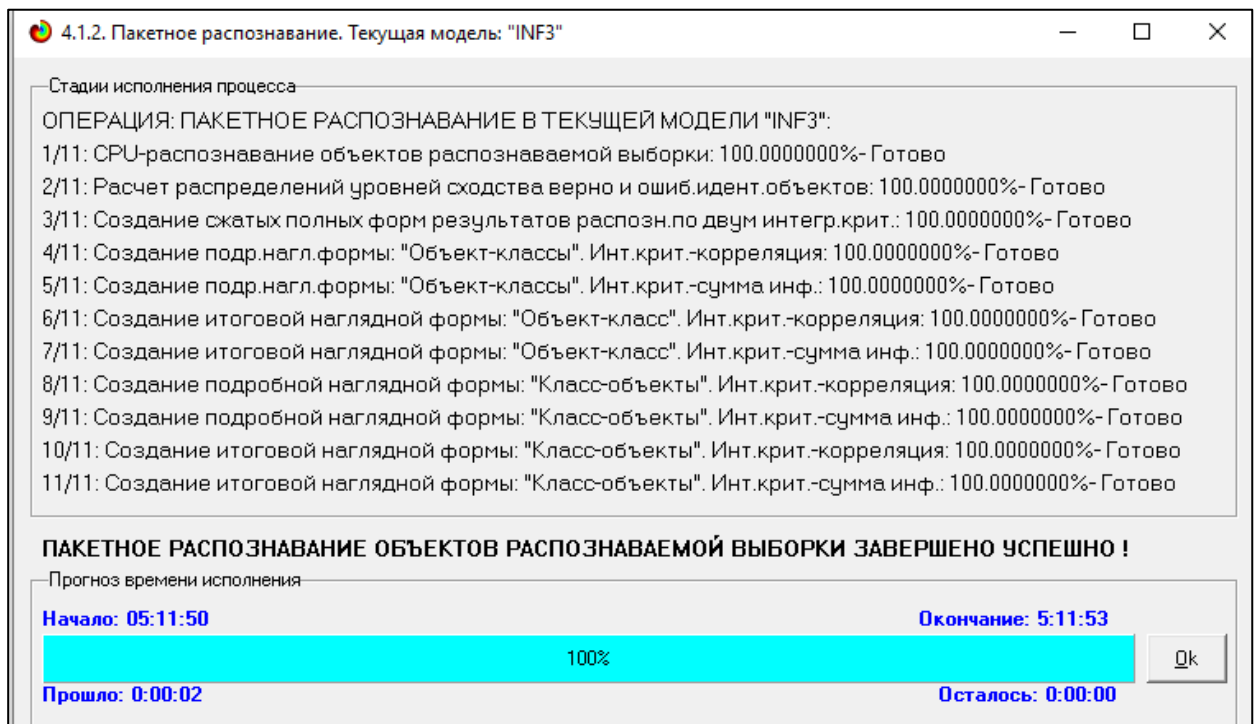


Рисунок 16 – Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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 17 и 18 приведен пример прогноза высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели INF3 на основе наблюдения предыстории их развития. Визуализация результатов распознавания представлена в соотношении: «Объект-классы» и «Класс-объекты».

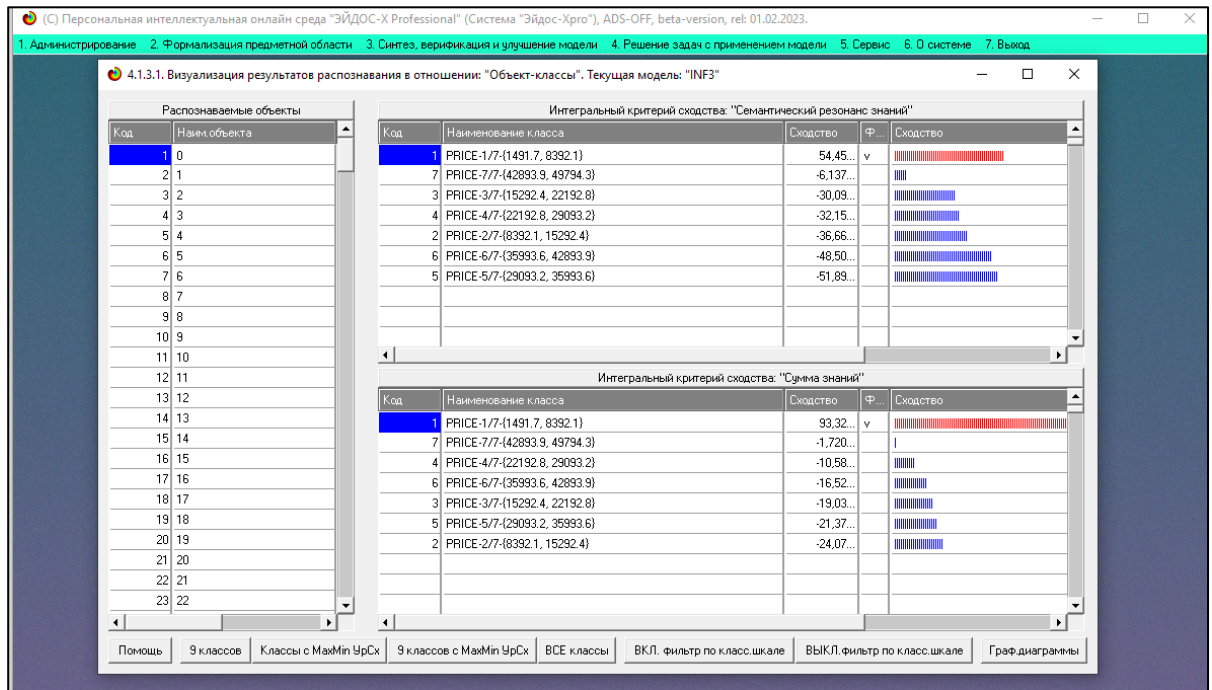


Рисунок 17 – Пример идентификации объектов в модели INF3

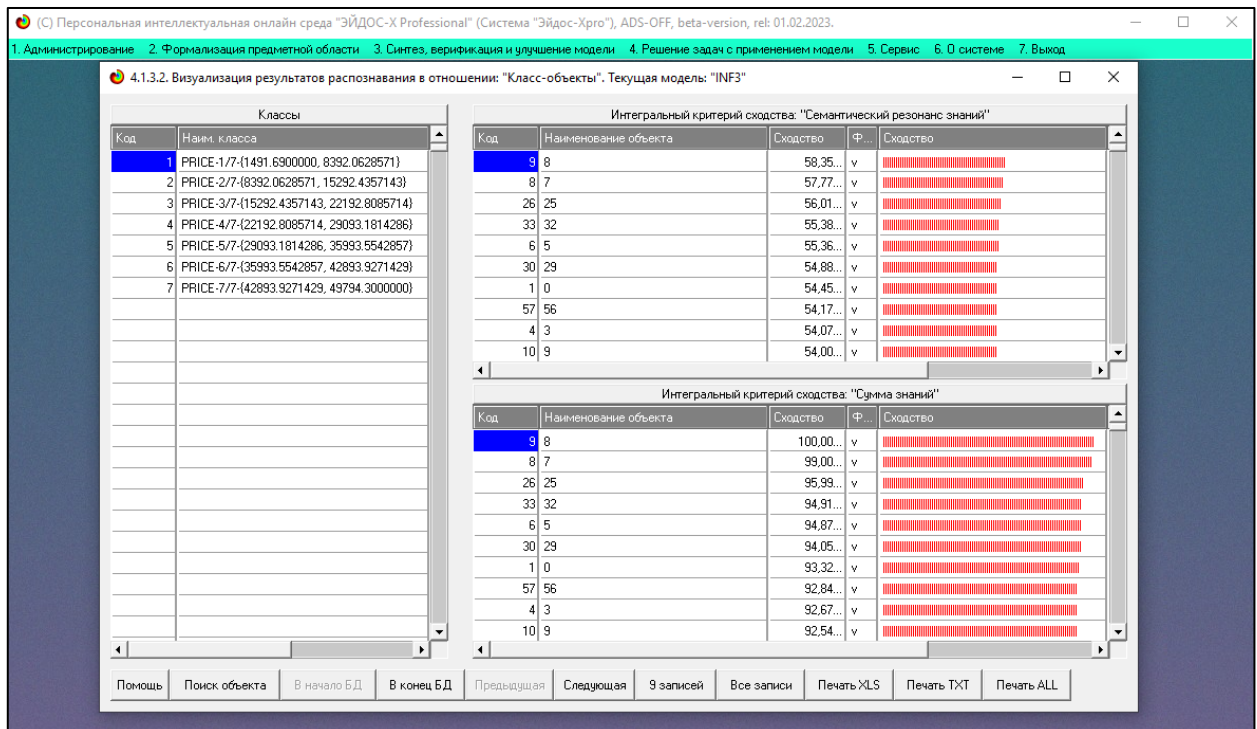


Рисунок 18 – Пример идентификации объектов в модели INF3

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 задаче, решаемой в данной работе, SWOT-анализ показывает, как различные критерии влияют на статус кредита (рисунок 18).

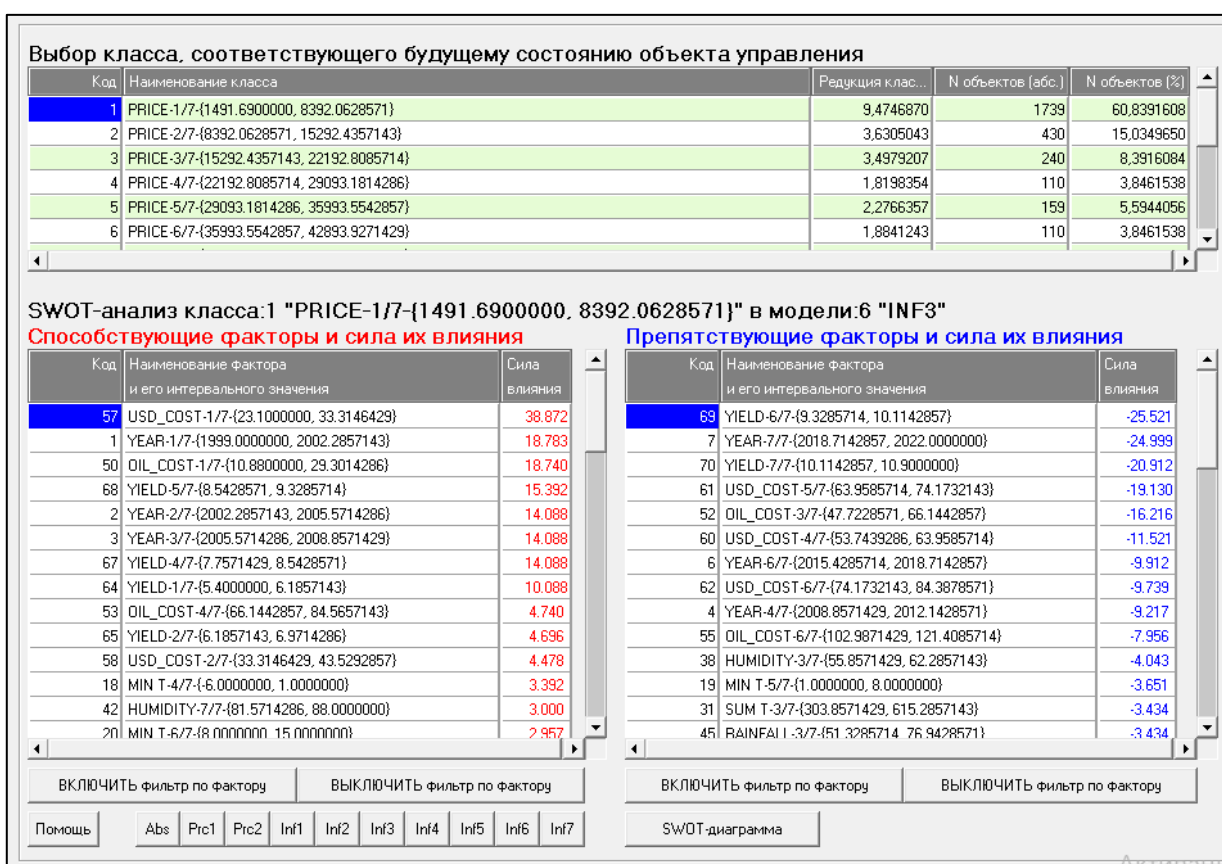


Рисунок 19 – Автоматизированное построение SWOT-матрицы

На рисунке 20 приведен пример табличной выходной формы количественного автоматизированного SWOT-анализа и PEST-анализа средствами системы Aidos.

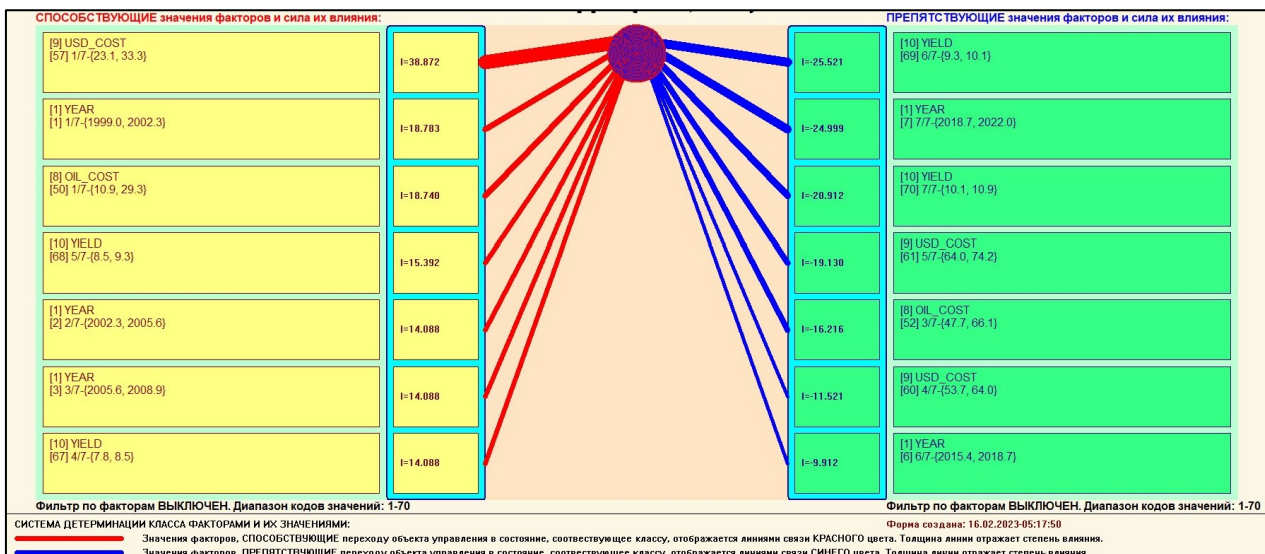


Рисунок 20 - Пример SWOT-матрицы в модели INF3

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 (рисунок 21).

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 20, показаны количественные оценки сходства/различия таких показателей уровня игры как звание и счёт, по связанным с ними значениям параметров собранной статистики игрока. 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.

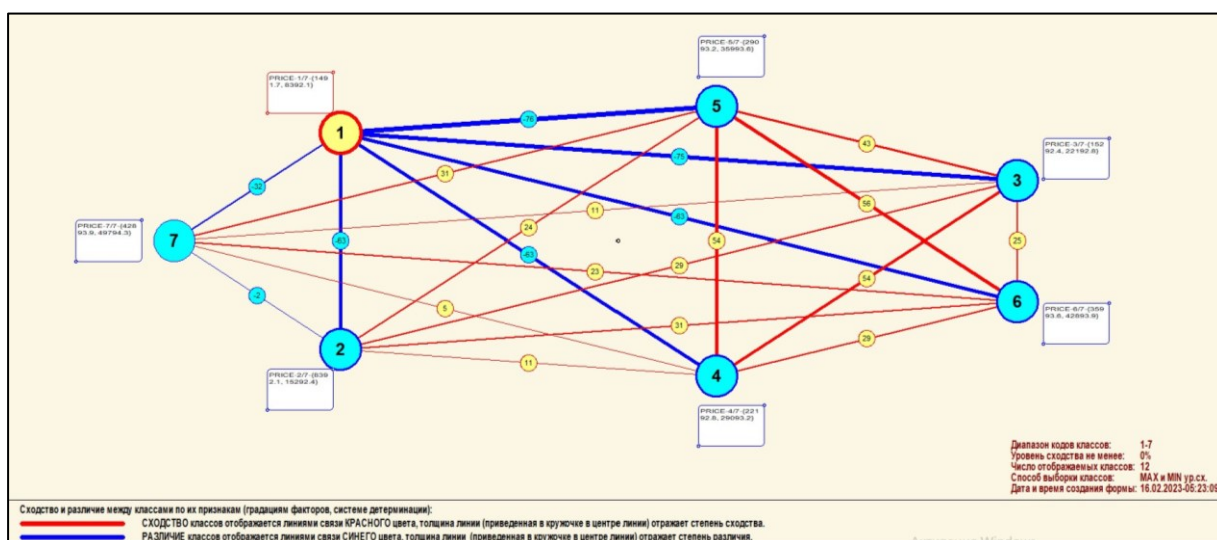


Рисунок 21 – Когнитивная диаграмма классов

2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, но и в форме агломеративных дендрограмм, полученных в результате когнитивной кластеризации (рисунок 22):

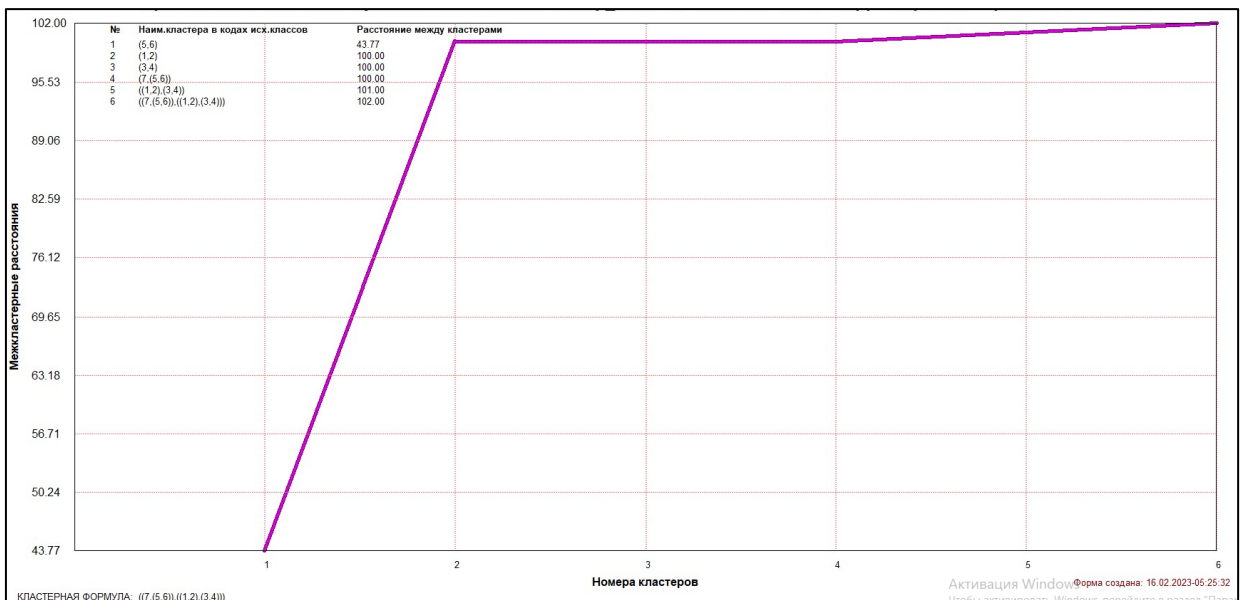
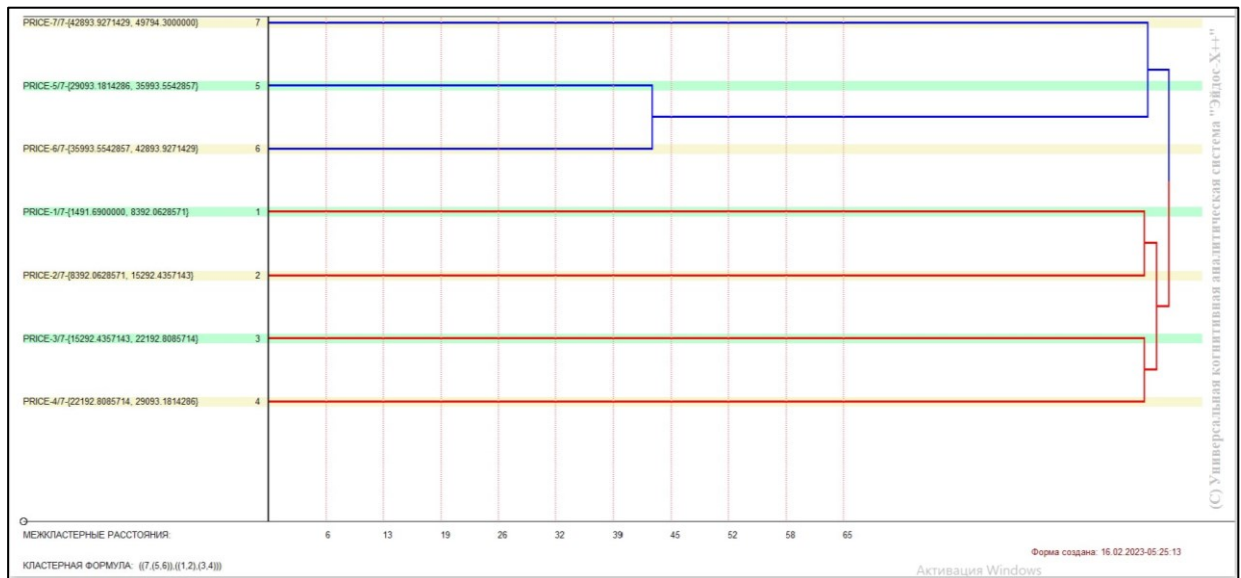


Рисунок 22 – Дендрограмма когнитивной агломеративной кластеризации классов и график изменения межкластерных расстояний

Из рисунка 22 мы видим, что некоторые характеристики сходны по системе детерминирующих их факторов, и, следовательно, могут наблюдаться одновременно, а другие по этой системе обуславливающих факторов сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. являются альтернативными. Из дендрограммы когнитивной агломеративной кластеризации классов, приведенной на рисунке 22, мы видим, что все приведенные характеристики образуют два противоположных по системе детерминации кластера, являющихся

полюсами конструкта: в верхнем кластере собраны явления, связанные с высокой стоимостью, а в нижнем – с низкой.

2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов

Подобные диаграммы отражают зависимость параметров. Эти диаграммы мы получаем в режимах 4.3.2.1 и 4.3.2.2 (рисунок 23).

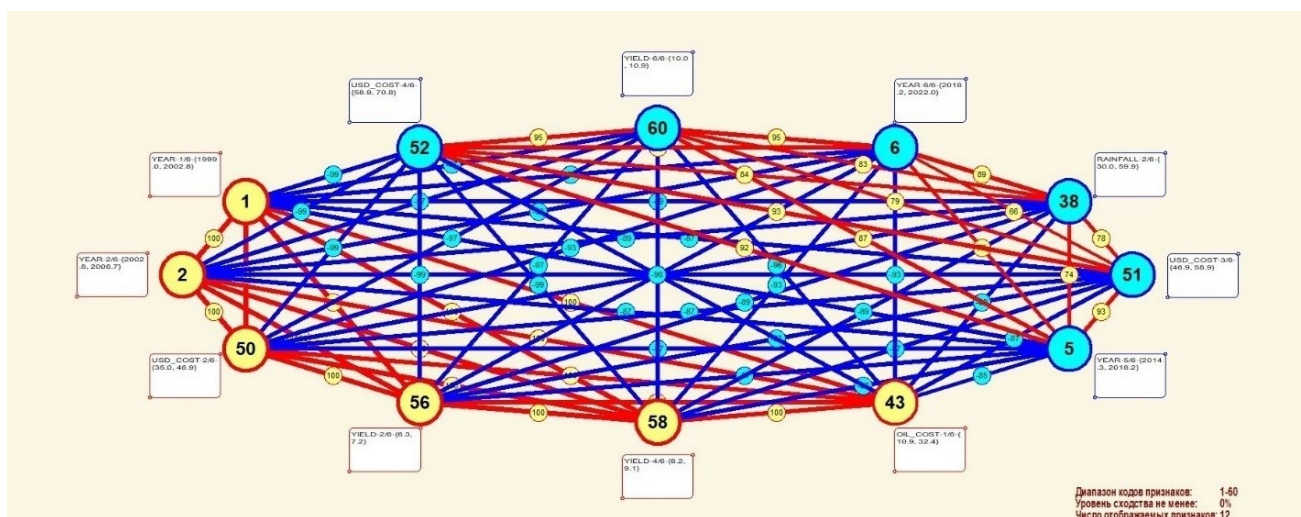


Рисунок 23 – Критерии, от которых зависит стоимость белого риса

2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунке 23 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах, пример приведен на рисунке 22.

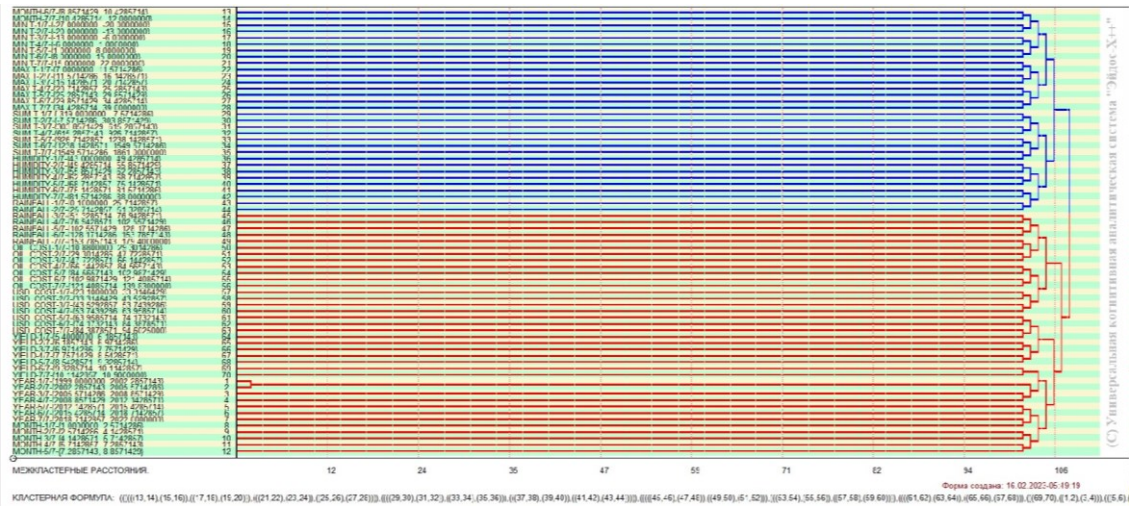


Рисунок 24 – Дендрограмма когнитивной кластеризации признаков

Из дендрограммы на рисунке 24 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.

На рисунке 25 приведен график межкластерных расстояний значений признаков.

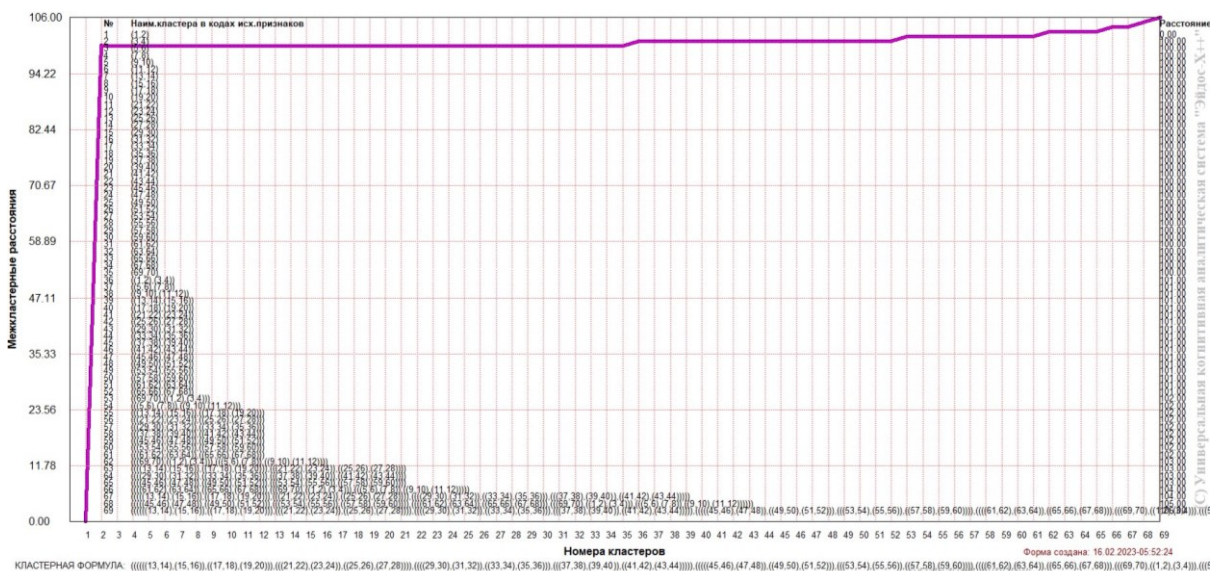


Рисунок 25 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации значений факторов

2.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 25 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 26 – фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети, отражающий 60,04% наиболее значимых синаптических связей.

В приведенном фрагменте слоя нейронной сети нейроны соответствуют статусу кредита (оплачен или нет), а рецепторы – параметрам, влияющим на его выбор. 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.

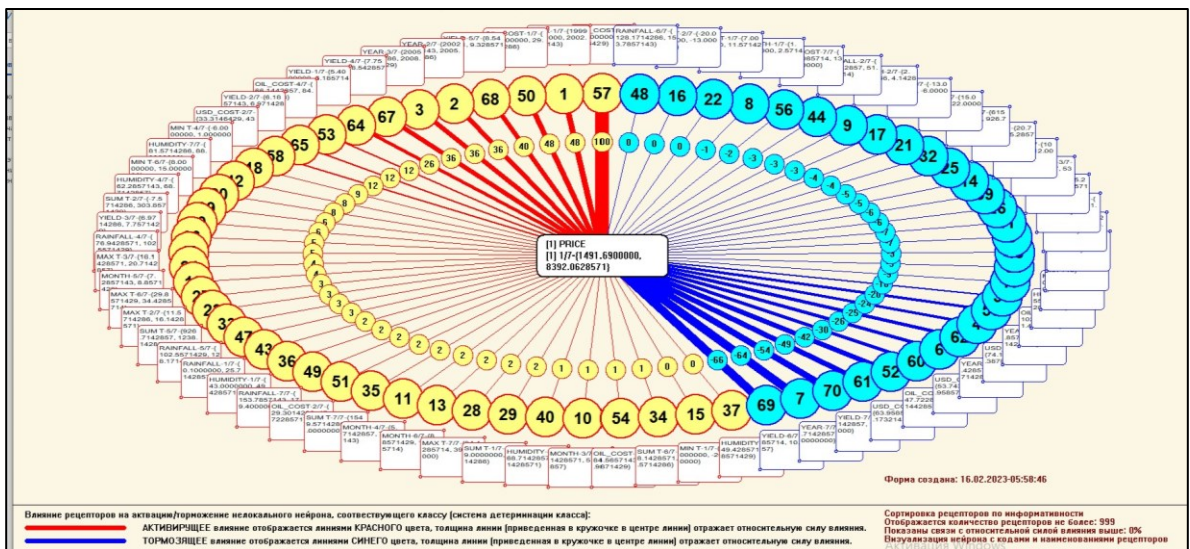


Рисунок 26 – Пример нелокального нейрона

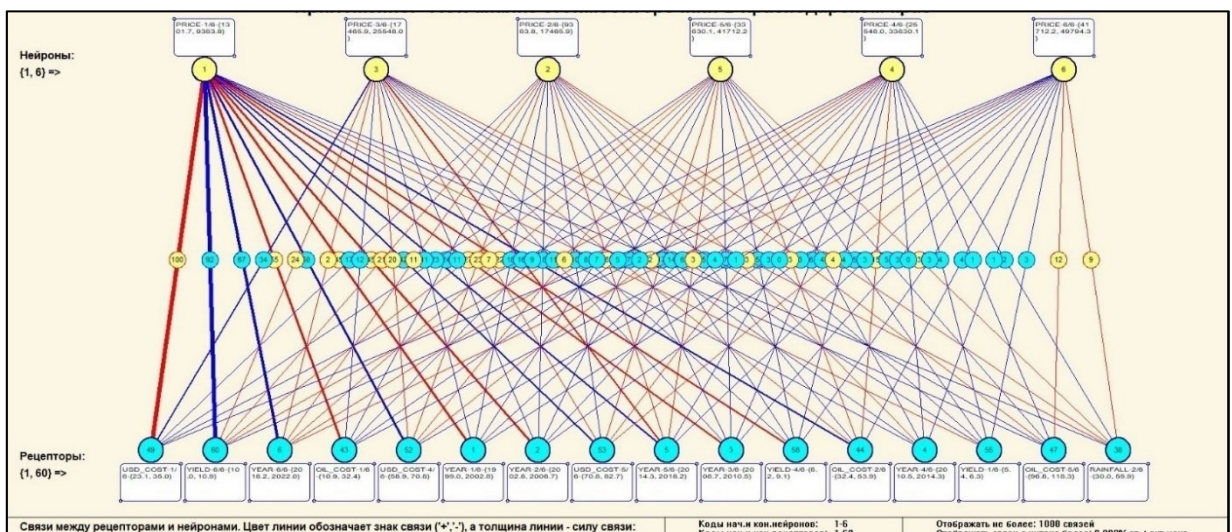


Рисунок 27 – Один слой нелокальной нейронной сети

2.3.6 3D-интегральные когнитивные карты

На рисунке 28 приведен фрагмент 3D-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент СК-модели Inf3.

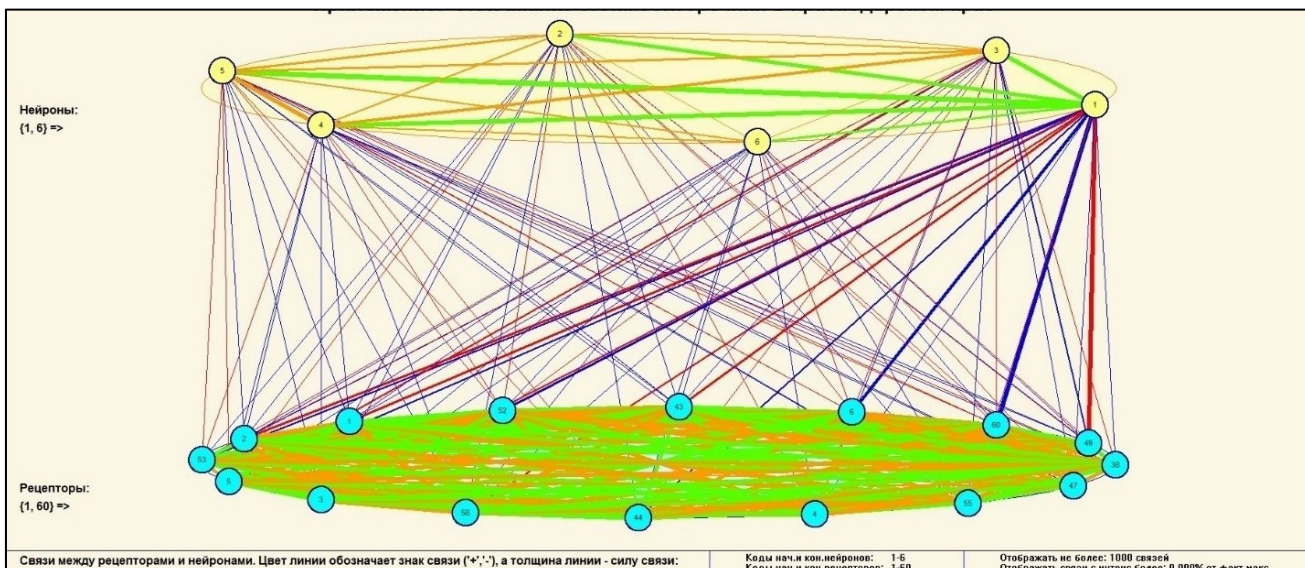


Рисунок 28 – 3D-интегральная когнитивная карта в СК-модели INF3

2.3.7 Когнитивные функции

Такие диаграммы отражают то, как влияют градации различных факторов на прогноз. Эти диаграммы мы получаем в режиме 4.5 «Визуализация когнитивных функций» и некоторые из них представлены на рисунках 29, 30, 31.

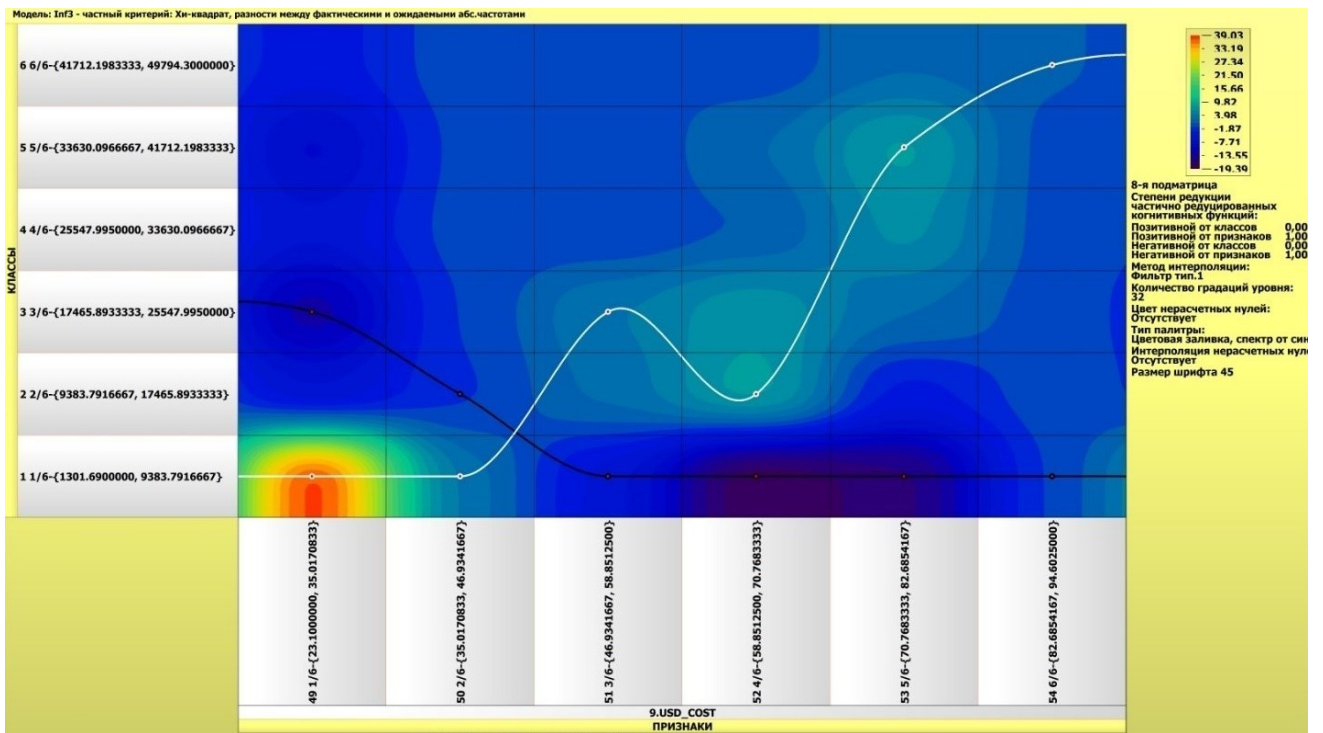


Рисунок 29 – Пример визуализации когнитивной функции модели INF3

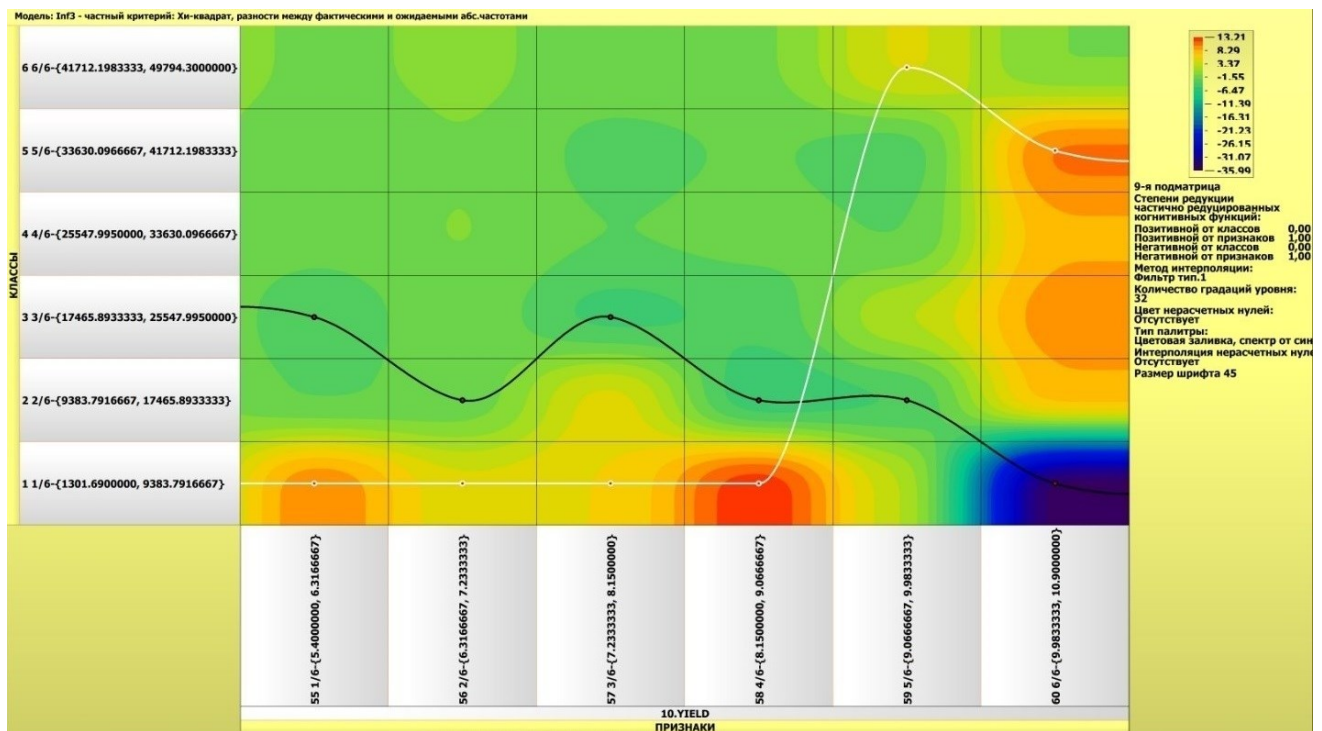


Рисунок 30 – Пример визуализации когнитивной функции модели INF3

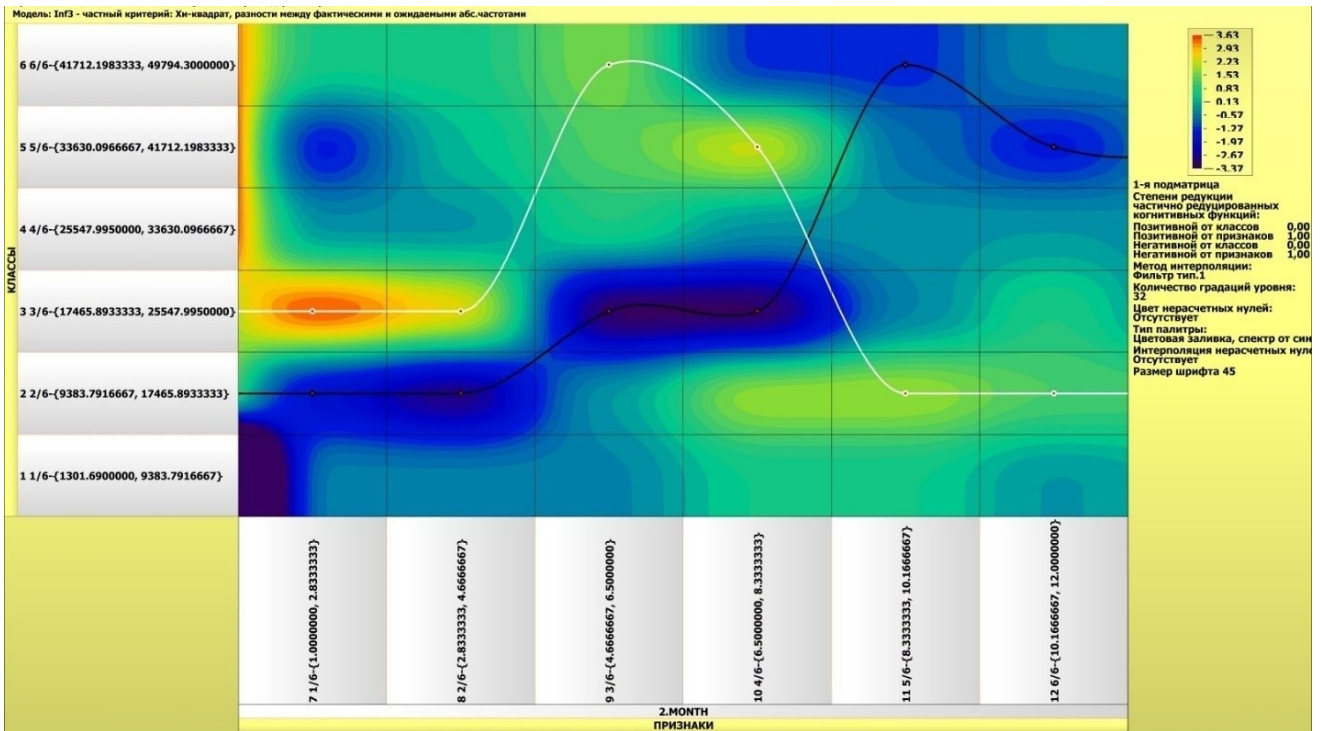


Рисунок 31 – Пример визуализации когнитивной функции модели INF3

Зависимости между значениями параметров внешнего мира и показателями стоимости белого риса 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 предполагаемую стоимость белого риса, 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.