

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных технологий и систем


КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: «АСК-анализ возникновения диабета у женщин по данным»

Выполнил студент группы: ИТ2141 Хускич Харис Хайрудинович

Допущен к защите: _____

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

Защищен _____

Оценка _____

Краснодар

2023

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 39 страниц, 42 рисунка, 10 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА, ИСКУСТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, МОДЕЛИ, АНАЛИЗ, ДАТАСЕТ, AIDOS-X, ПАРАМЕТРЫ, ФАКТОРЫ, КЛАССЫ, КОГНИТИВНЫЙ, НЕЙРОНЫ, НЕЙРОННАЯ СЕТЬ, АГЛОМЕРАТИВНЫЙ.

Цель данной курсовой работы состоит в проведении АСК-анализа данных о диабете среди ограниченной выборки женщин, а также построение и отображение причинно-следственных связей между параметрами исходных данных, путем создания интеллектуальной модели.

Для достижения поставленной цели была выбрана интеллектуальная система Aidos-X («Эйдос»).

В данной работе будут поставлены задачи для достижения цели проекта, в ходе выполнения которых будут построены и описаны модели в выбранной предметной области.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	6
1.1 Описание решения	6
1.2 Поиск и объединение исходных данных	7
1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X.....	9
1.4 Синтез и верификация моделей.....	11
1.5 Виды моделей Aidos-X	13
1.6 Результаты верификации моделей	15
2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	19
2.1 Решение задач идентификации.....	19
2.2 SWOT и PEST матрицы и диаграммы	22
2.3 Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.....	23
2.3.1 Когнитивные диаграммы классов	23
2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов ...	25
2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов.....	26
2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов ...	28
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	36
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ	37

ВВЕДЕНИЕ

Идея создания искусственного интеллекта витает в научных кругах уже довольно давно, и так же давно предпринимаются разные попытки приблизиться к этому.

Сейчас с развитием компьютерных технологий уже создаются крупные нейронные сети, которые можно обучать для выполнения или расчета сложных операций.

Уже сейчас некоторые решения применяются в промышленности, в научных организациях и с недавнего времени стали бесплатными для общего доступа, а также попытки внедрить в корпоративную среду.

Но и раньше разрабатывались и внедрялись автоматизированные решения, которые включали в себя колоссальное количество формул и часов тренировки и обучения.

Такие системы помогали в научной среде и не только проводить огромное количество расчетов в сжатые сроки, что повышало в эффективность работы многократно.

Первоначально они разрабатывались для выполнения задач в четко определенных областях, но потом сферу их применения стали расширять.

Так появились системы, которые могли проанализировать абсолютно случайный набор данных и найти зависимости в рамках различных параметров, тем самым помочь ученому с задачей их анализа.

Данная курсовая работа посвящена работе с интеллектуальной системой Aidos-X.

Целью данной курсовой работы является проведения анализа возникновения диабета разных групп женщин по уникальным параметрам. Выявление зависимостей поможет предугадать риск возникновения диабета в аналогичных ситуациях и у людей вне выборки, а также позволит выделить группы риска по параметрам и их значениям.

Достичь цели курсовой работы можно выполнив следующие задачи:

1. описание решения;

2. поиск и объединение исходных данных;
3. выбор, синтез и верификация моделей в системе Aidos-X.
4. решение задачи идентификации;
5. построение SWOT- и PEST-матрицы и диаграммы;
6. построение когнитивной диаграммы классов;
7. построение агломеративной когнитивной кластеризации классов;
8. построение когнитивной диаграммы значений факторов;
9. построение агломеративной когнитивной кластеризации значений факторов;
10. построение нелокальных нейронов и нелокальной нейронной сети;
11. построение 3D-интегральной когнитивной карты;
12. построение когнитивной функции.

Выполнив данные задачи цель курсовой работы будет считаться достигнутой.

1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1 Описание решения

Для достижения поставленной цели и выполнения описанных задач данного курсового проекта было принято решение использовать такой новый метод искусственного интеллекта, как автоматизированный системно-когнитивный анализ, далее АСК-анализ.

На данный выбор АСК-анализа в качестве метода искусственного интеллекта повлиял один критерий: данный метод состоит не только из-за теоретического материала, но и в количественном выявлении направления и силы причинно-следственных связей в сопоставимой форме большой размерности числовой и нечисловой природы неполных зашумленных данных, измеряющиеся в различных единицах измерения и типах шкал.

В качестве системы, в которой будут проводиться расчеты, была выбрана Aidos-X – универсальная когнитивная аналитическая система, обладающая доступным и развитым программным программными инструментами.

Среди преимуществ стоит упомянуть:

- универсальность;
 - поддержка нескольких языков интерфейса (более 50 на данный момент);
 - полный бесплатный доступ ко всему функционалу программы;
 - наличие актуальной документации;
 - большое количество учебных и научных приложений, расположенных как локально, так и в облаке;
 - выбор процессора для обработки – CPU или GPU(если есть).
- Также программа сама предложит наиболее оптимальный вариант для наиболее быстрых расчетов;

- отсутствие требований к глубоким знаниям в области искусственного интеллекта для пользователя;

- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения;

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развитая когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе;

- хорошая имитация человеческого стиля мышления;

- результаты анализа выдаются в понятной для эксперта форме;

- отечественное решение.

Достижение обозначенных задач будет в следующем порядке:

1. Получение исходных данных и объединение их в единую таблицу в формате MS Excel.

2. Выгрузка преобразованных данных в систему Aidos-X.

3. Синтез и верификация моделей выбранной предметной области.

4. Построение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования.

1.2 Поиск и объединение исходных данных

В качестве искомых данных отлично подходит такая информационная структура, как датасет. Данные в датасете как правило уже представлены в табличном виде. Но тип данных чаще всего не совпадает с требуемым для

работы в системе Aidos-X, поэтому их необходимо предварительно преобразовать в формат .xls или .xlsx.

Датасет был взят из открытых источников, поэтому их можно свободно использовать для обучения модели.

После преобразования были выделены следующие столбцы:

- Index – номер строки;
- Pregnancies – количество беременностей;
- Glucose – количество глюкозы в крови;
- BloodPressure – уровень давления в крови;
- SkinThickness – толщина кожи;
- Insulin – уровень инсулина в крови;
- BMI – индекс массы тела;
- DiabetesPedigreeFunction – вероятность диабета на основе данных о диабете в родословной;
- Age – возраст;
- Outcome – итоговый результат.

Фрагмент таблицы с исходными данными представлен на рисунке 1.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	Index	Pregnancies	Glucose	BloodPressure	SkinThickness	Insulin	BMI	DiabetesPedigreeFunction	Age	Outcome
2	1	6	148	72	35	0	33,6	0,627	50	1
3	2	1	85	66	29	0	26,6	0,351	31	0
4	3	8	183	64	0	0	23,3	0,672	32	1
5	4	1	89	66	23	94	28,1	0,167	21	0
6	5	0	137	40	35	168	43,1	2,288	33	1
7	6	5	116	74	0	0	25,6	0,201	30	0
8	7	3	78	50	32	88	31	0,248	26	1
9	8	10	115	0	0	0	35,3	0,134	29	0
10	9	2	197	70	45	543	30,5	0,158	53	1
11	10	8	125	96	0	0	0	0,232	54	1
12	11	4	110	92	0	0	37,6	0,191	30	0
13	12	10	168	74	0	0	38	0,537	34	1
14	13	10	139	80	0	0	27,1	1,441	57	0
15	14	1	189	60	23	846	30,1	0,398	59	1
16	15	5	166	72	19	175	25,8	0,587	51	1
17	16	7	100	0	0	0	30	0,484	32	1
18	17	0	118	84	47	230	45,8	0,551	31	1
19	18	7	107	74	0	0	29,6	0,254	31	1
20	19	1	103	30	38	83	43,3	0,183	33	0
21	20	1	115	70	30	96	34,6	0,529	32	1
22	21	3	126	88	41	235	39,3	0,704	27	0
23	22	8	99	84	0	0	35,4	0,388	50	0
24	23	7	196	90	0	0	39,8	0,451	41	1
25	24	9	119	80	35	0	29	0,263	29	1
26	25	11	143	94	33	146	36,6	0,254	51	1
27	26	10	125	70	26	115	31,1	0,205	41	1
28	27	7	147	76	0	0	39,4	0,257	43	1
29	28	1	97	66	15	140	23,2	0,487	22	0

Рисунок 1 – Фрагмент выборки датасета

1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X

В качестве формата для ввода выборки в систему Aidos-X был выбран тип данных .xls.

Для того, чтобы система Aidos-X смогла загрузить данные, их файл с расширением .xls необходимо скопировать в папку Inp_data, предварительно переименовав сам файл в «Inp_data».

Для загрузки данных необходимо в самом интерфейсе самой программы выбрать режим 2.3.2.2 (Рисунок 2).

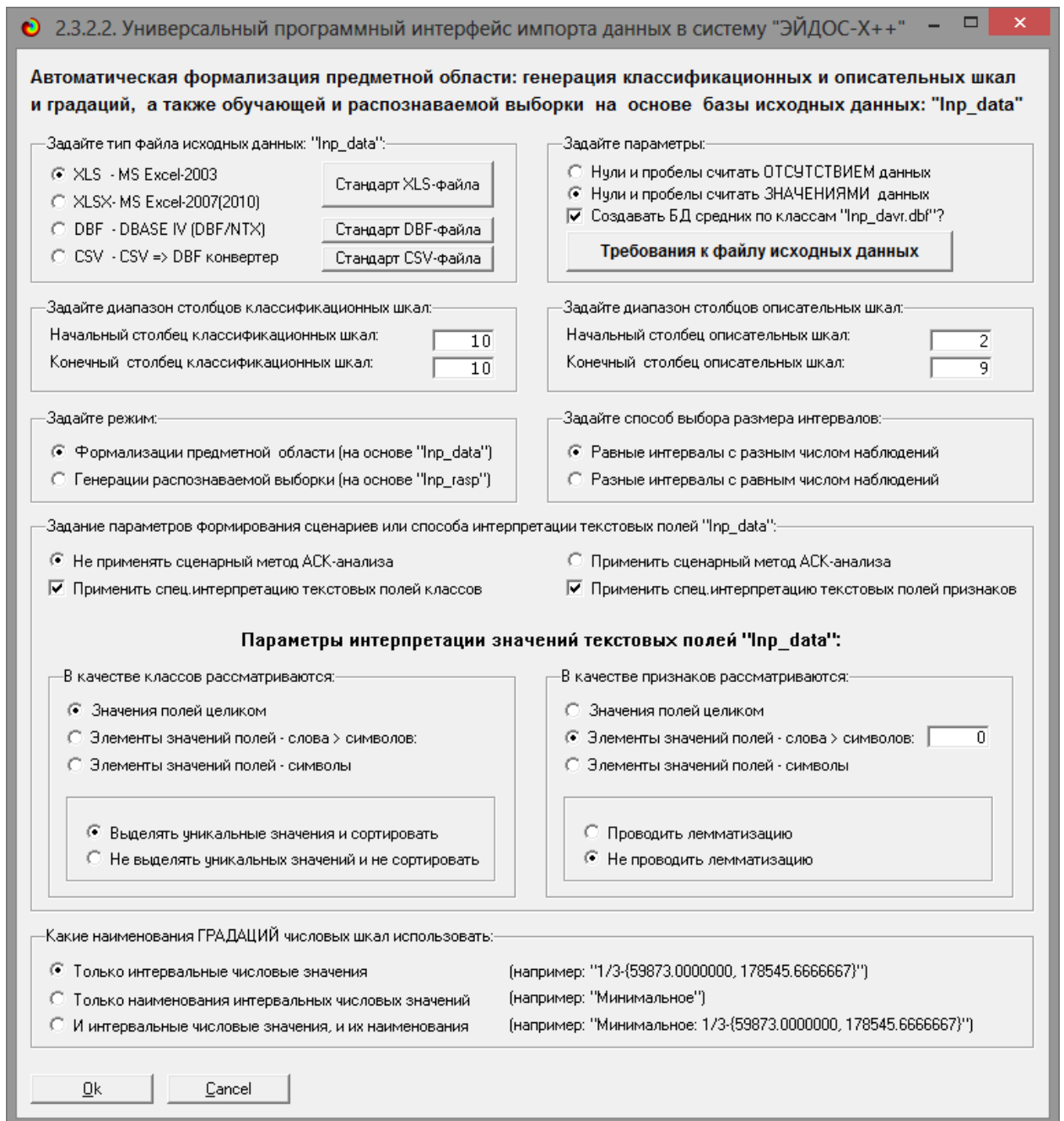


Рисунок 2 – Интерфейс режима 2.3.2.2

Следом система Aidos-X попросит задать размерность модели. Указываем диапазоны столбцов и желаемое количество градаций классификационных и описательных шкал (Рисунок 3).

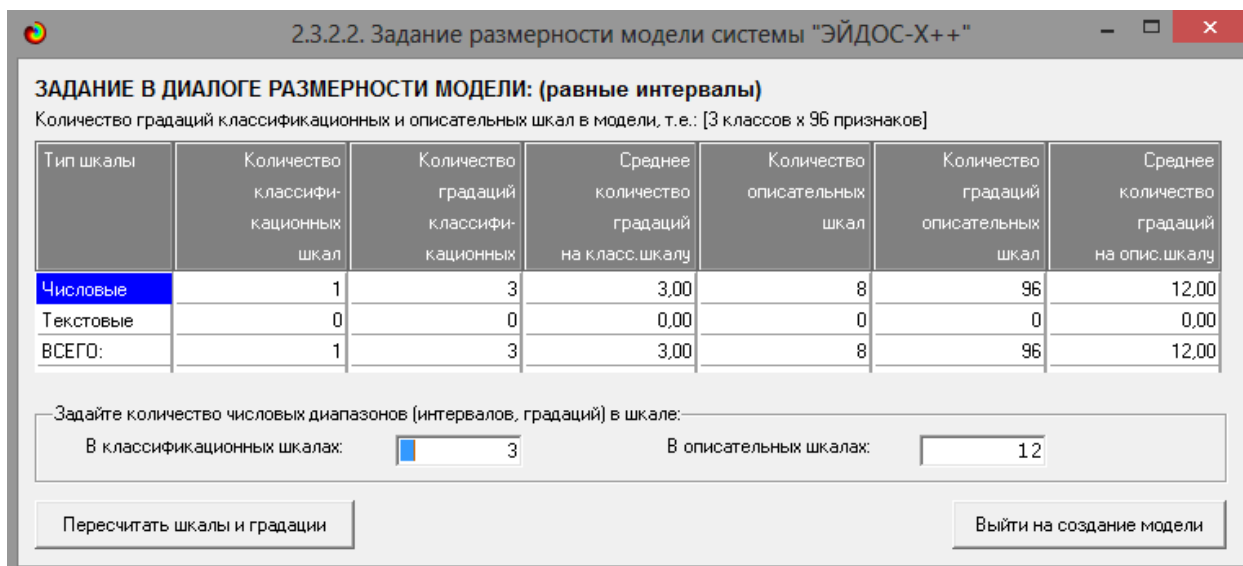


Рисунок 3 – Задание размерности модели

Далее система Aidos-X выведет окно с прогрессом импорта данных из внешней базы данных под названием «Inp_data.xls» в саму программу (Рисунок 4).

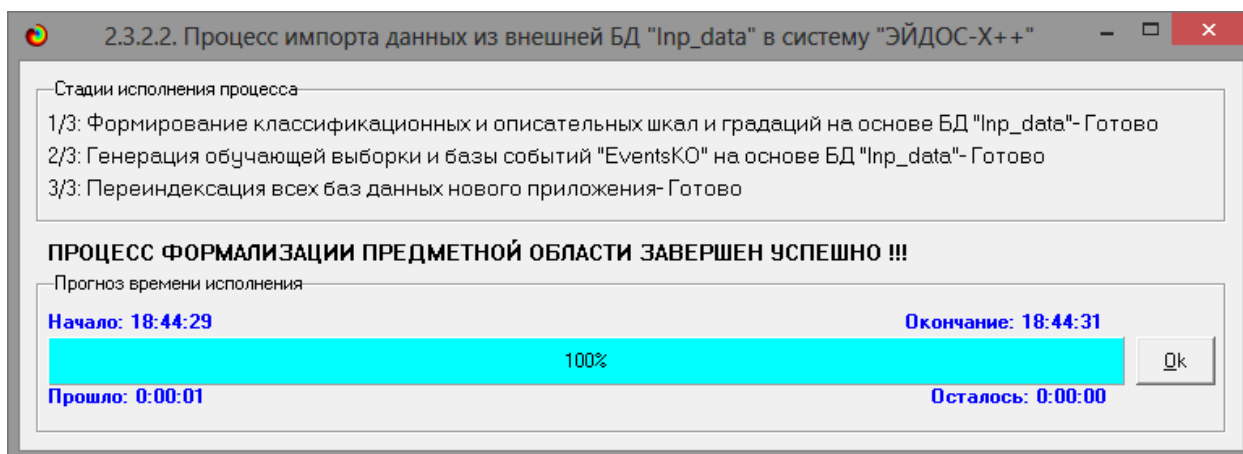


Рисунок 4 – Процесс импорта данных

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

1.4 Синтез и верификация моделей

После загрузки данных в систему Aidos-X мы можем приступить к работе над моделями.

Для начала необходимо выбрать режим программы 3.5, в котором зададим все необходимые модели для синтеза и верификации.

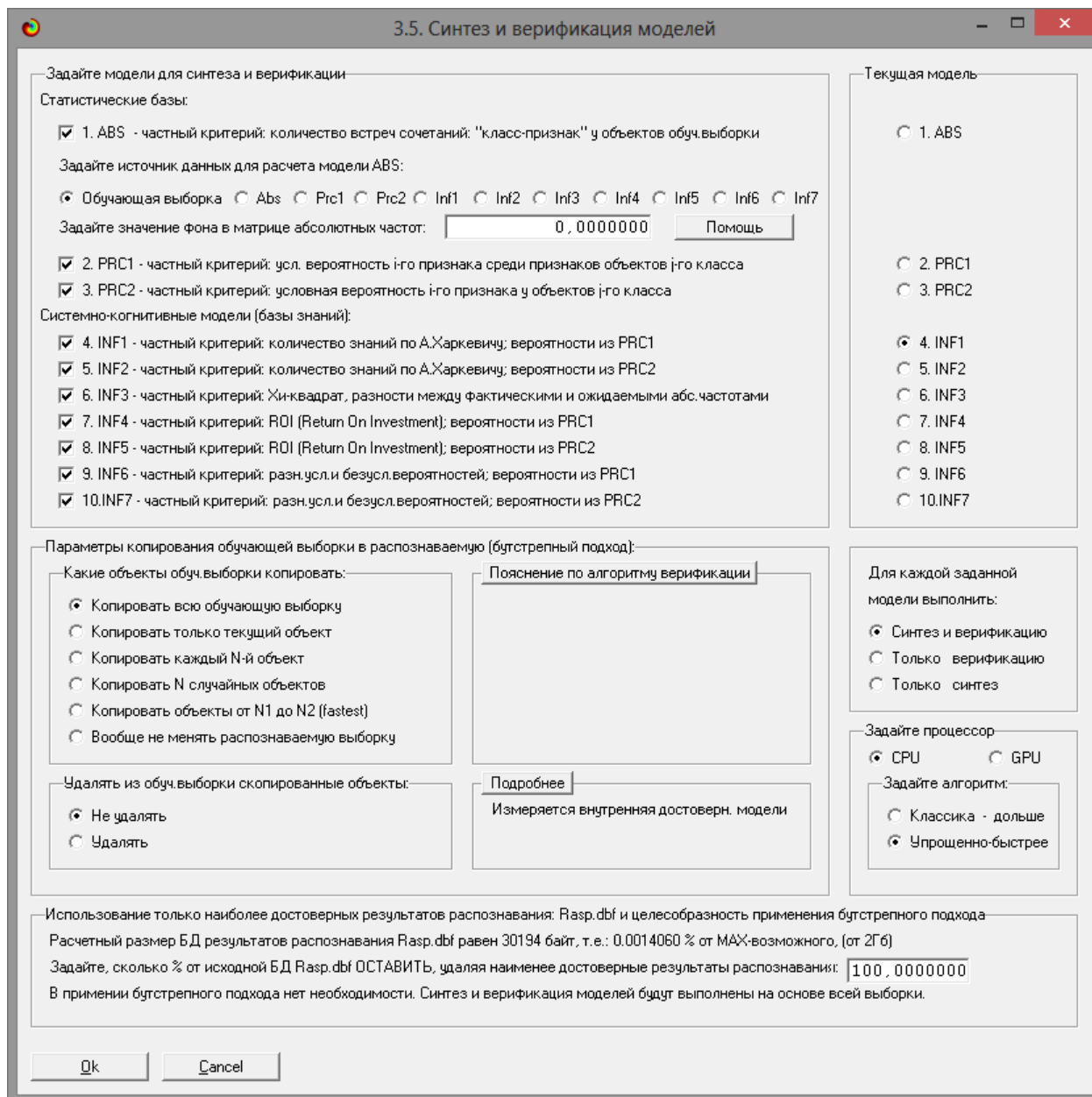


Рисунок 5 – Выбор моделей для синтеза и верификации

Для работы выберем все модели верификации.

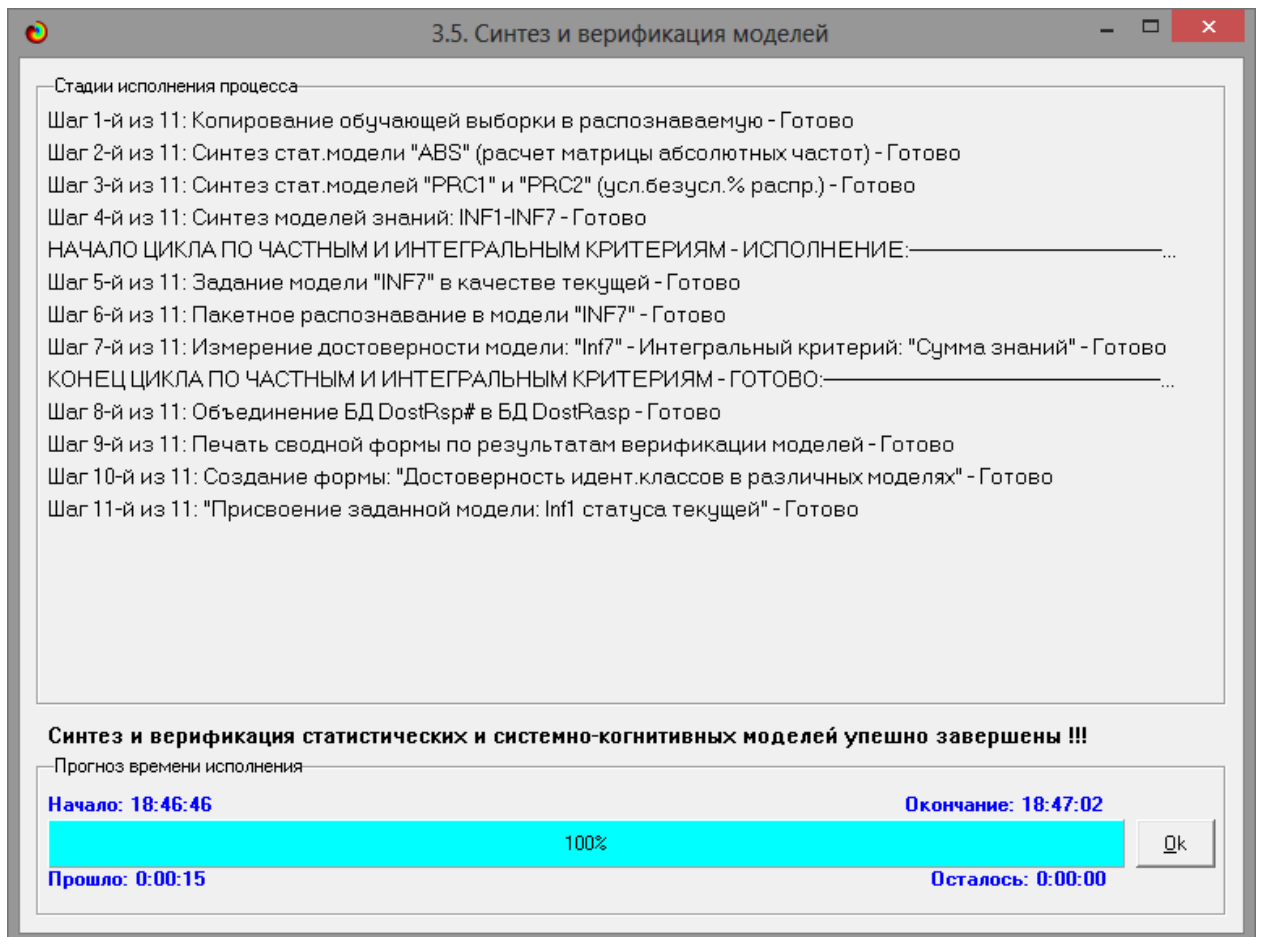


Рисунок 6 – Прогноз времени и завершение процесса синтеза и верификации

Процесс исполнения синтеза и верификация моделей был завершен всего за 15 секунд, что говорит о высокой оптимизации системы Aidos-X.

1.5 Виды моделей Aidos-X

На основе входных данных было построено 10 статистических и системно-когнитивных моделей – СК-модели.

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

На рисунках ниже приведены фрагменты данных некоторых выбранных случайным образом моделей.

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. OUTCOME 1/3 (0.000000, 0.333333)	2. OUTCOME 2/3 (0.333333, 0.666667)	3. OUTCOME 3/3 (0.666667, 1.000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	PREGNANCIES-1/12 (0.000000, 1.416667)	37.0		18.0	55.0	18.33	18.50
2.0	PREGNANCIES-2/12 (1.416667, 2.833333)	22.0		3.0	25.0	8.33	11.93
3.0	PREGNANCIES-3/12 (2.833333, 4.250000)	25.0		11.0	36.0	12.00	12.53
4.0	PREGNANCIES-4/12 (4.250000, 5.666667)	15.0		6.0	21.0	7.00	7.55
5.0	PREGNANCIES-5/12 (5.666667, 7.083333)	15.0		15.0	30.0	10.00	8.66
6.0	PREGNANCIES-6/12 (7.083333, 8.500000)	3.0		9.0	12.0	4.00	4.58
7.0	PREGNANCIES-7/12 (8.500000, 9.916667)	2.0		5.0	7.0	2.33	2.52
8.0	PREGNANCIES-8/12 (9.916667, 11.333333)	4.0		5.0	9.0	3.00	2.65
9.0	PREGNANCIES-9/12 (11.333333, 12.750000)						
10.0	PREGNANCIES-10/12 (12.750000, 14.166667)	2.0		1.0	3.0	1.00	1.00
11.0	PREGNANCIES-11/12 (14.166667, 15.583333)			1.0	1.0	0.33	0.58
12.0	PREGNANCIES-12/12 (15.583333, 17.000000)			1.0	1.0	0.33	0.58
13.0	GLUCOSE-1/12 (0.000000, 16.416667)	2.0			2.0	0.67	1.15
14.0	GLUCOSE-2/12 (16.416667, 32.833333)						
15.0	GLUCOSE-3/12 (32.833333, 49.250000)	1.0			1.0	0.33	0.58
16.0	GLUCOSE-4/12 (49.250000, 65.666667)	2.0			2.0	0.67	1.15
17.0	GLUCOSE-5/12 (65.666667, 82.083333)	13.0		1.0	14.0	4.67	7.23
18.0	GLUCOSE-6/12 (82.083333, 98.500000)	26.0		3.0	29.0	9.67	14.22
19.0	GLUCOSE-7/12 (98.500000, 114.916667)	39.0		16.0	55.0	18.33	19.60
20.0	GLUCOSE-8/12 (114.916667, 131.333333)	17.0		15.0	32.0	10.67	9.29
21.0	GLUCOSE-9/12 (131.333333, 147.750000)	17.0		11.0	28.0	9.33	8.62
22.0	GLUCOSE-10/12 (147.750000, 164.166667)	7.0		12.0	19.0	6.33	6.03
23.0	GLUCOSE-11/12 (164.166667, 180.583333)	1.0		9.0	10.0	3.33	4.93
24.0	GLUCOSE-12/12 (180.583333, 197.000000)			8.0	8.0	2.67	4.62

Рисунок 7 – Фрагмент ABS-модели

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. OUTCOME 1/3 (0.000000, 0.333333)	2. OUTCOME 2/3 (0.333333, 0.666667)	3. OUTCOME 3/3 (0.666667, 1.000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	PREGNANCIES-1/12 (0.000000, 1.416667)	0.016		-0.029	-0.013	-0.004	0.023
2.0	PREGNANCIES-2/12 (1.416667, 2.833333)	0.074		-0.245	-0.171	-0.057	0.167
3.0	PREGNANCIES-3/12 (2.833333, 4.250000)	0.023		-0.044	-0.021	-0.007	0.034
4.0	PREGNANCIES-4/12 (4.250000, 5.666667)	0.029		-0.058	-0.030	-0.010	0.044
5.0	PREGNANCIES-5/12 (5.666667, 7.083333)	-0.048		0.062	0.014	0.005	0.055
6.0	PREGNANCIES-6/12 (7.083333, 8.500000)	-0.197		0.149	-0.048	-0.016	0.173
7.0	PREGNANCIES-7/12 (8.500000, 9.916667)	-0.168		0.138	-0.030	-0.010	0.154
8.0	PREGNANCIES-8/12 (9.916667, 11.333333)	-0.073		0.084	0.011	0.004	0.079
9.0	PREGNANCIES-9/12 (11.333333, 12.750000)						
10.0	PREGNANCIES-10/12 (12.750000, 14.166667)	0.014		-0.025	-0.011	-0.004	0.020
11.0	PREGNANCIES-11/12 (14.166667, 15.583333)			0.211	0.211	0.070	0.122
12.0	PREGNANCIES-12/12 (15.583333, 17.000000)			0.211	0.211	0.070	0.122
13.0	GLUCOSE-1/12 (0.000000, 16.416667)	0.101			0.101	0.034	0.058
14.0	GLUCOSE-2/12 (16.416667, 32.833333)						
15.0	GLUCOSE-3/12 (32.833333, 49.250000)	0.101			0.101	0.034	0.058
16.0	GLUCOSE-4/12 (49.250000, 65.666667)	0.101			0.101	0.034	0.058
17.0	GLUCOSE-5/12 (65.666667, 82.083333)	0.085		-0.356	-0.271	-0.090	0.234
18.0	GLUCOSE-6/12 (82.083333, 98.500000)	0.078		-0.277	-0.199	-0.066	0.186
19.0	GLUCOSE-7/12 (98.500000, 114.916667)	0.027		-0.055	-0.027	-0.009	0.042
20.0	GLUCOSE-8/12 (114.916667, 131.333333)	-0.035		0.048	0.013	0.004	0.042
21.0	GLUCOSE-9/12 (131.333333, 147.750000)	-0.006		0.010	0.004	0.001	0.008
22.0	GLUCOSE-10/12 (147.750000, 164.166667)	-0.114		0.112	-0.002	-0.001	0.113
23.0	GLUCOSE-11/12 (164.166667, 180.583333)	-0.394		0.188	-0.206	-0.069	0.297
24.0	GLUCOSE-12/12 (180.583333, 197.000000)			0.211	0.211	0.070	0.122

Рисунок 8 – Фрагмент INF1-модели

5.5. Модель: "10.INF7 - частный критерий: разн.сл.и безуслов.вероятностей; вероятности из PRC2"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. OUTCOME 1/3 (0.000000, 0.333333)	2. OUTCOME 2/3 (0.333333, 0.666667)	3. OUTCOME 3/3 (0.666667, 1.000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	PREGNANCIES-1/12 (0.000000, 1.416667)	2.100		-3.500	-1.400	-0.467	2.829
2.0	PREGNANCIES-2/12 (1.416667, 2.833333)	5.100		-8.500	-3.400	-1.133	6.870
3.0	PREGNANCIES-3/12 (2.833333, 4.250000)	2.000		-3.333	-1.333	-0.444	2.694
4.0	PREGNANCIES-4/12 (4.250000, 5.666667)	1.500		-2.500	-1.000	-0.333	2.021
5.0	PREGNANCIES-5/12 (5.666667, 7.083333)	-3.000		5.000	2.000	0.667	4.041
6.0	PREGNANCIES-6/12 (7.083333, 8.500000)	-3.600		6.000	2.400	0.800	4.850
7.0	PREGNANCIES-7/12 (8.500000, 9.916667)	-1.900		3.167	1.267	0.422	2.560
8.0	PREGNANCIES-8/12 (9.916667, 11.333333)	-1.300		2.167	0.867	0.289	1.751
9.0	PREGNANCIES-9/12 (11.333333, 12.750000)						
10.0	PREGNANCIES-10/12 (12.750000, 14.166667)	0.100		-0.167	-0.067	-0.022	0.135
11.0	PREGNANCIES-11/12 (14.166667, 15.583333)			0.833	0.833	0.278	0.481
12.0	PREGNANCIES-12/12 (15.583333, 17.000000)			0.833	0.833	0.278	0.481
13.0	GLUCOSE-1/12 (0.000000, 16.416667)	0.600			0.600	0.200	0.346
14.0	GLUCOSE-2/12 (16.416667, 32.833333)						
15.0	GLUCOSE-3/12 (32.833333, 49.250000)	0.300			0.300	0.100	0.173
16.0	GLUCOSE-4/12 (49.250000, 65.666667)	0.600			0.600	0.200	0.346
17.0	GLUCOSE-5/12 (65.666667, 82.083333)	3.400		-5.667	-2.267	-0.756	4.580
18.0	GLUCOSE-6/12 (82.083333, 98.500000)	6.300		-10.500	-4.200	-1.400	8.487
19.0	GLUCOSE-7/12 (98.500000, 114.916667)	3.700		-6.167	-2.467	-0.822	4.984
20.0	GLUCOSE-8/12 (114.916667, 131.333333)	-2.400		4.000	1.600	0.533	3.233
21.0	GLUCOSE-9/12 (131.333333, 147.750000)	-0.400		0.667	0.267	0.089	0.539
22.0	GLUCOSE-10/12 (147.750000, 164.166667)	-3.900		6.500	2.600	0.867	5.254
23.0	GLUCOSE-11/12 (164.166667, 180.583333)	-4.200		7.000	2.800	0.933	5.658
24.0	GLUCOSE-12/12 (180.583333, 197.000000)			6.667	6.667	2.222	3.849

Рисунок 9 – Фрагмент INF7-модели

1.6 Результаты верификации моделей

Из рисунков 10 и 11 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 «Корреляция условно относительных частот» ($F=0,783$ максимуме 1,000), по критерию L1 профессора Е.В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель INF3 с интегральным критерием «Сумма абсолютных частот» ($L1=0,889$ при максимуме 1,000), а по критерию L2 профессора Е.В. Луценко наиболее достоверной является СК-модель ABS с интегральным критерием «Сумма абсолютных частот» ($L2=0,735$ при максимуме 1,000). Для оценки достоверности моделей в АСК- анализе и системе Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергера и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В. Луценко (Рисунок 12).

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергера	Сумма модул. уровней сход. истинно-поло. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модул. уровней ложно-поло. решений (STFP)	Сумма модул. уровней ложно-отриц. решений (STFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч соматаней "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	200	199	3	197	1	0.503	0.995	0.668	111.491	0.197	89	89
1. ABS - частный критерий: количество встреч соматаней "клас...	Сумма абс. частот по признак...	200	200	200	200	0.500	1.000	0.667	110.315	79	89	89	89
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	200	199	3	197	1	0.503	0.995	0.668	111.491	0.197	89	89
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред...	Сумма усл.отн. частот по при...	200	200	200	200	0.500	1.000	0.667	126.547	106	106	106	106
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	200	199	3	197	1	0.503	0.995	0.668	111.491	0.197	89	89
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака...	Сумма усл.отн. частот по при...	200	200	200	200	0.500	1.000	0.667	126.547	106	106	106	106
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	200	141	172	28	59	0.834	0.705	0.764	31.916	63.500	2	2
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	200	144	168	32	56	0.818	0.720	0.766	27.586	56.793	3	3
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	200	141	172	28	59	0.834	0.705	0.764	31.916	63.500	2	2
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	200	144	168	32	56	0.818	0.720	0.766	27.586	56.793	3	3
6. INF3 - частный критерий: Хинкезарат; разности между факти...	Семантический резонанс: зна...	200	155	156	44	45	0.779	0.775	0.777	53.351	53.351	6	6
6. INF3 - частный критерий: Хинкезарат; разности между факти...	Сумма знаний	200	155	156	44	45	0.779	0.775	0.777	53.351	53.351	6	6
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	200	122	191	9	78	0.931	0.610	0.737	37.895	81.883	1	1
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	200	157	156	44	43	0.781	0.785	0.783	36.696	31.302	5	5
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	200	122	191	9	78	0.931	0.610	0.737	37.895	81.883	1	1
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	200	157	156	44	43	0.781	0.785	0.783	36.696	31.302	5	5
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусли вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	200	151	155	45	49	0.770	0.755	0.763	50.543	53.754	4	4
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусли вероятностей; вер...	Сумма знаний	200	155	153	47	45	0.767	0.775	0.771	34.838	49.547	4	4
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусли вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	200	151	155	45	49	0.770	0.755	0.763	50.543	53.754	4	4
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусли вероятностей; ве...	Сумма знаний	200	156	153	47	44	0.768	0.780	0.774	34.838	49.547	4	4

Помощь по мерам достоверности | Помощь по частотным распределениям | TP/TN/FP/FN | (TP-FP)/(TN-FN) | (TP-FN)/(TP+FN)*100 | Задать интеграл сглаживания

Рисунок 10 – Оценка достоверности моделей по F-мере

3.4. Обобщенная форма по доств.моделям при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	л	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сходства истинно-полож. решений	Средний модуль уровней сходства истинно-отрицат. решений	Средний модуль уровней сходства ложно-положит. решений	Средний модуль уровней сходства ложно-отрицат. решений	A-Точность модели AРесказ = АТР/АТР+	A-Полнота модели АРесказ = АТР/АТР+	L2-мера проф. Е.В.Луценко	Процент правильной идентификац.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	555	1.000	0.714	0.560	0.066	0.454	0.014	0.552	0.975	0.705	99.500
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс. частот по признак...	580	1.000	0.735	0.552		0.399		0.580	1.000	0.735	100.000
2. FRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	555	1.000	0.714	0.560	0.066	0.454	0.014	0.552	0.975	0.705	99.500
2. FRC1 - частный критерий: усл. вероятность его признака сред...	Сумма усл.отн. частот по призна...	543	1.000	0.704	0.633		0.531		0.543	1.000	0.704	100.000
3. FRC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	555	1.000	0.714	0.560	0.066	0.454	0.014	0.552	0.975	0.705	99.500
3. FRC2 - частный критерий: условная вероятность его признака...	Сумма усл.отн. частот по призна...	543	1.000	0.704	0.633		0.531		0.543	1.000	0.704	100.000
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	922	0.783	0.847	0.226	0.369	0.096	0.150	0.702	0.602	0.648	70.500
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	888	0.783	0.832	0.192	0.338	0.108	0.136	0.639	0.584	0.610	72.000
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	922	0.783	0.847	0.226	0.369	0.096	0.150	0.702	0.602	0.648	70.500
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	888	0.783	0.832	0.192	0.338	0.108	0.136	0.639	0.584	0.610	72.000
6. INF3 - частный критерий: Хинкавадат; разности между факти...	Семантический резонанс зна...	889	0.889	0.889	0.344	0.342	0.152	0.148	0.694	0.699	0.696	77.500
6. INF3 - частный критерий: Хинкавадат; разности между факти...	Сумма знаний	889	0.889	0.889	0.344	0.342	0.152	0.148	0.694	0.699	0.696	77.500
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	953	0.687	0.799	0.311	0.429	0.208	0.221	0.598	0.584	0.591	61.000
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	869	0.903	0.886	0.234	0.201	0.125	0.091	0.651	0.719	0.683	78.500
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс зна...	953	0.687	0.799	0.311	0.429	0.208	0.221	0.598	0.584	0.591	61.000
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	869	0.903	0.886	0.234	0.201	0.125	0.091	0.651	0.719	0.683	78.500
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безрсл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	890	0.874	0.882	0.335	0.347	0.139	0.149	0.706	0.692	0.699	75.500
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безрсл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	879	0.849	0.864	0.225	0.324	0.102	0.137	0.688	0.621	0.653	77.500
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безрсл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	890	0.874	0.882	0.335	0.347	0.139	0.149	0.706	0.692	0.699	75.500
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безрсл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	879	0.849	0.864	0.223	0.324	0.102	0.140	0.686	0.614	0.648	78.000

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

Рисунок 11 – Оценка достоверности моделей по критериям L1 и L2

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.#: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++"

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 прогнозировалось моделью. Теперь представьте себе, что у Вас не 1 кубик и не прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно считать 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};
 $L_a = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN}$ (нормировка: {-1, +1})
 $L_b = \frac{1 + (TP + TN - FP - FN)}{2(TP + TN + FP + FN)}$ (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):
 $F\text{-мера} = 2(Precision \cdot Recall) / (Precision + Recall)$ - 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):
 $L1\text{-мера} = 2(SPrecision \cdot SRecall) / (SPrecision + SRecall)$
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; SFN - 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):
 $L2\text{-мера} = 2(APrecision \cdot ARecall) / (APrecision + ARecall)$
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 модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль 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 12 – Виды прогнозов и меры достоверности моделей

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

На рисунках 13-16 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.

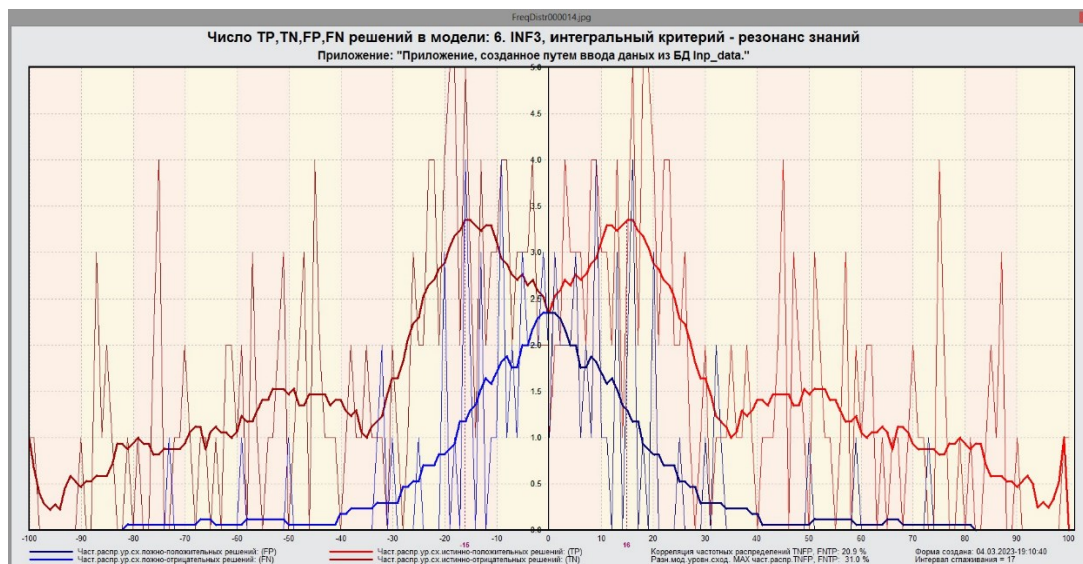


Рисунок 13 – Частотное распределение модели INF3

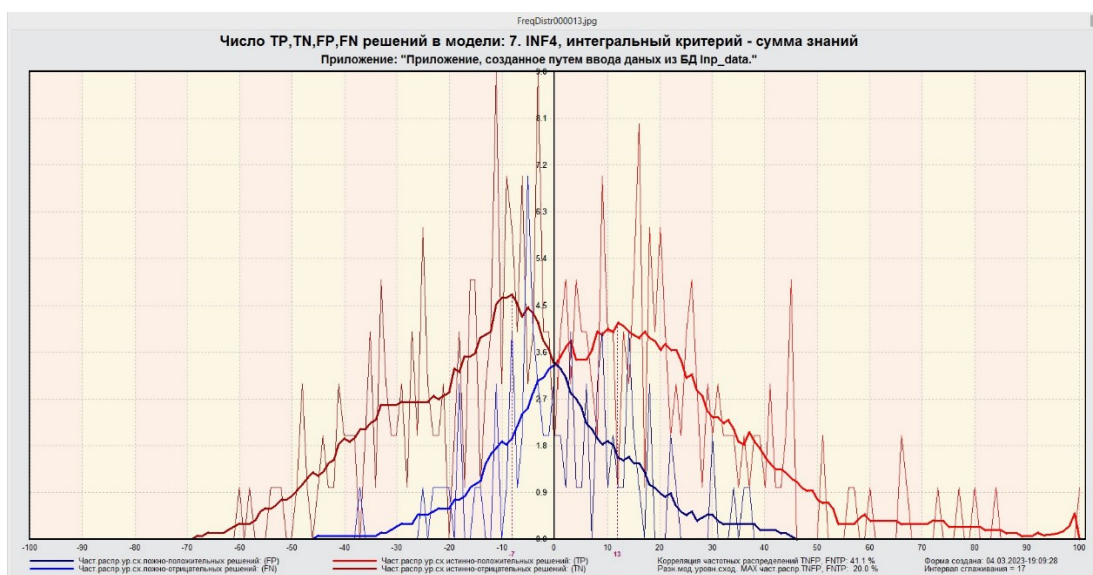


Рисунок 14 – Частотное распределение модели INF4

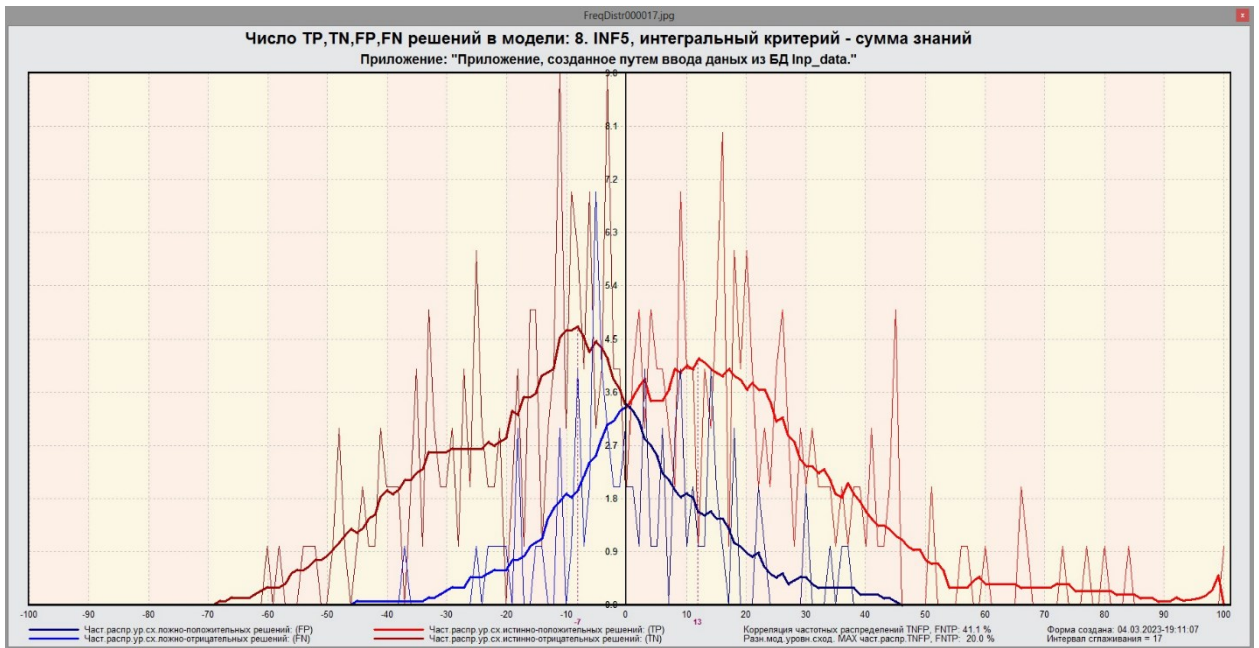


Рисунок 15 – Частотное распределение INF5

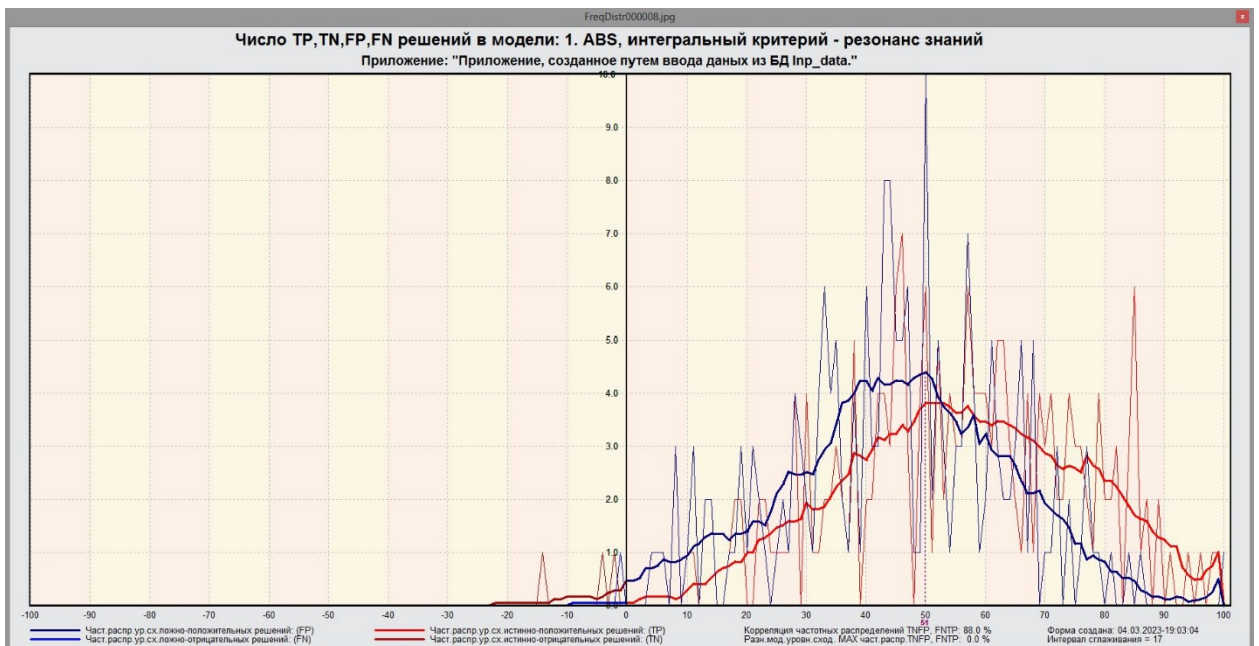


Рисунок 16 – Частотное модели ABS

На основе данных изображений можно сделать вывод о том, что модель ABS практически не дает ложноположительные решения.

Модель INF4 и INF5 являются схожими с примерно равным распределением ложноположительным и ложноотрицательным решением.

Модель INF3 дает наибольшее количество истинно-положительных решений.

2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1 Решение задач идентификации

Решим задачу системной идентификации – определим какие респонденты к каким категориям относятся на основе обучающей выборки в наиболее достоверной СК-модели INF3.

Достигается это в режиме системы 5.6 (Рисунки 17 и 18).

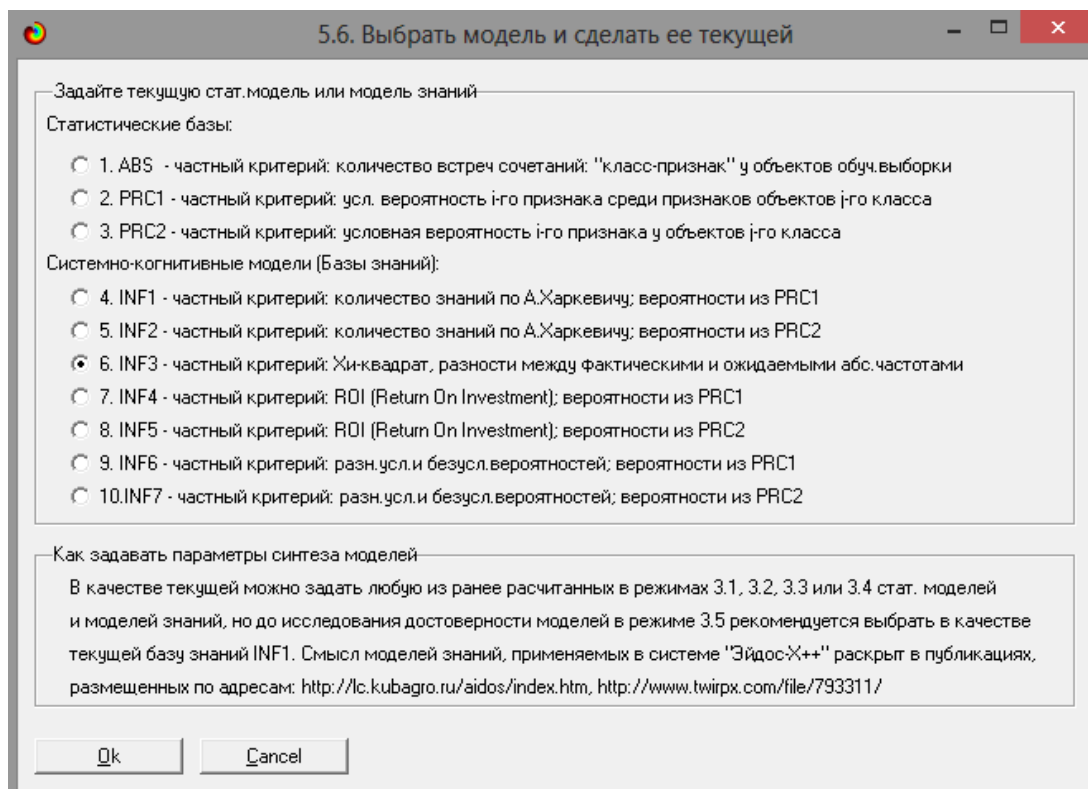


Рисунок 17 – Интерфейс задания модели

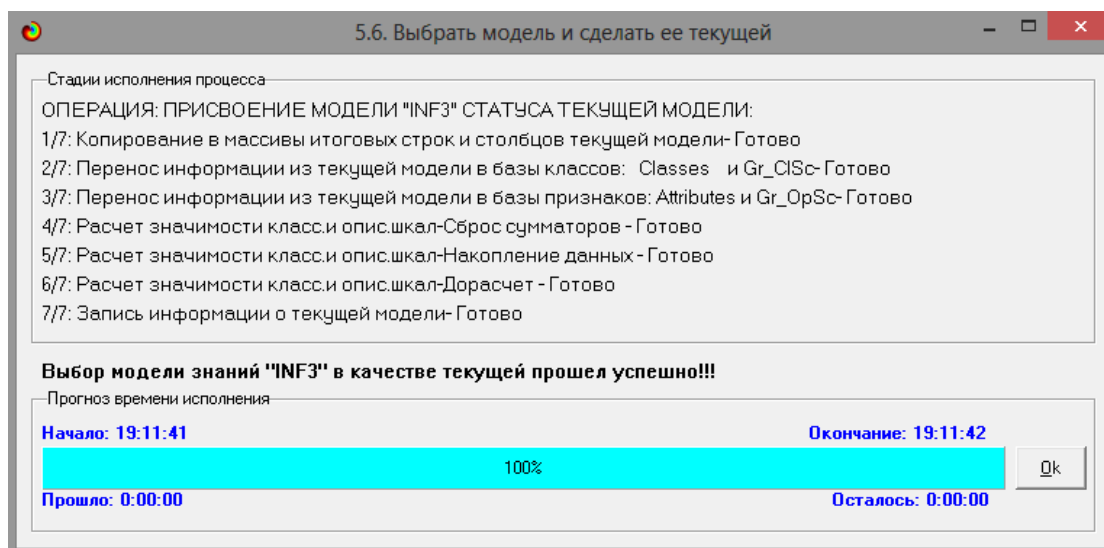


Рисунок 18 – Процесс загрузки модели

Затем следует провести пакетное распознавание в режиме 4.1.2 (Рисунок 19).

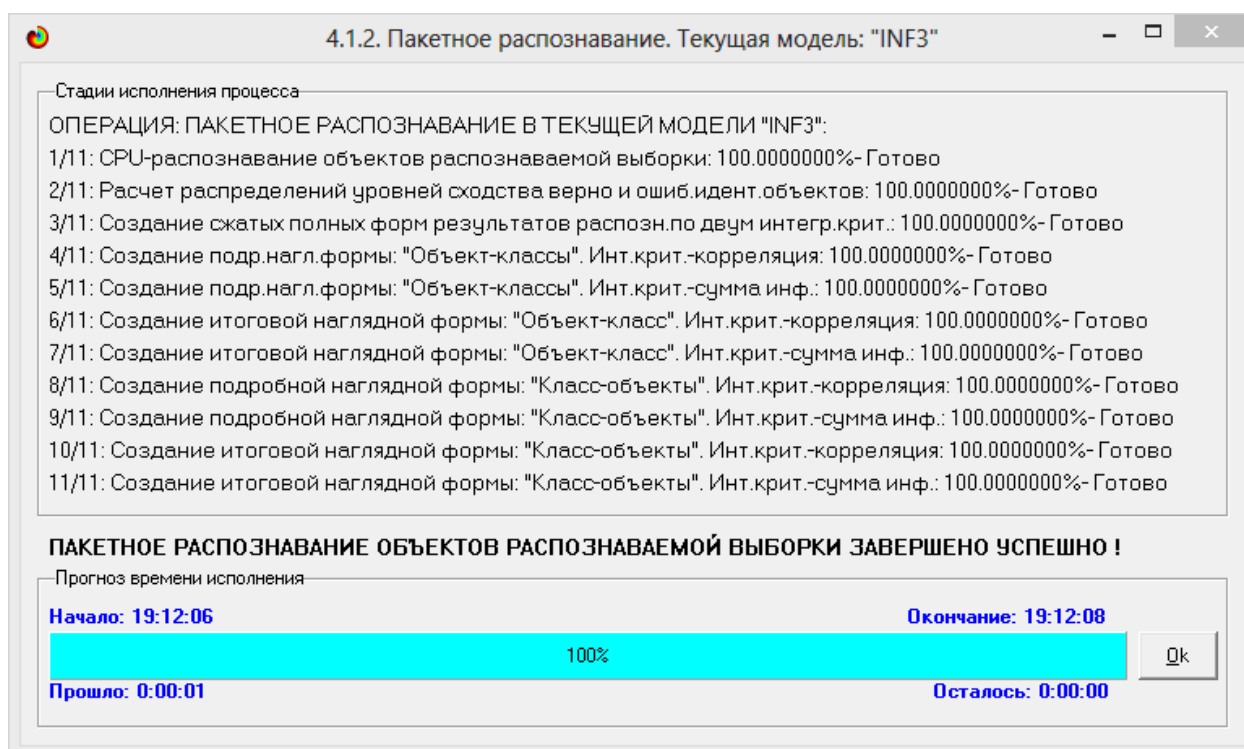


Рисунок 19 – Процесс пакетного распознавания модели INF3

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 рисунках 20 и 21 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».

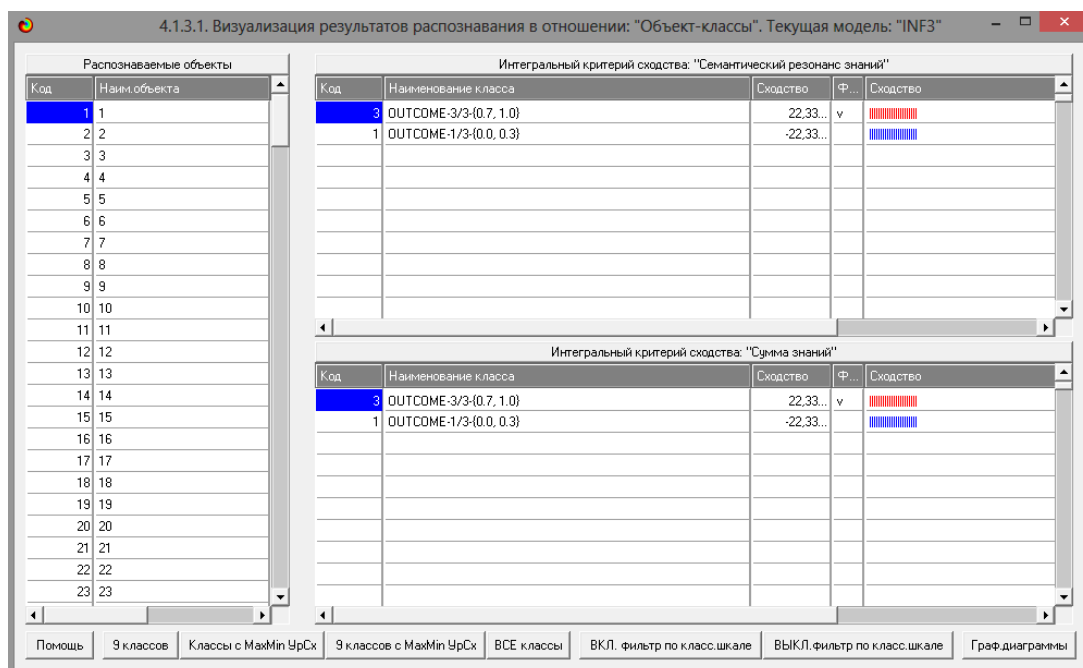


Рисунок 20 – Визуализация «Объект-классы»

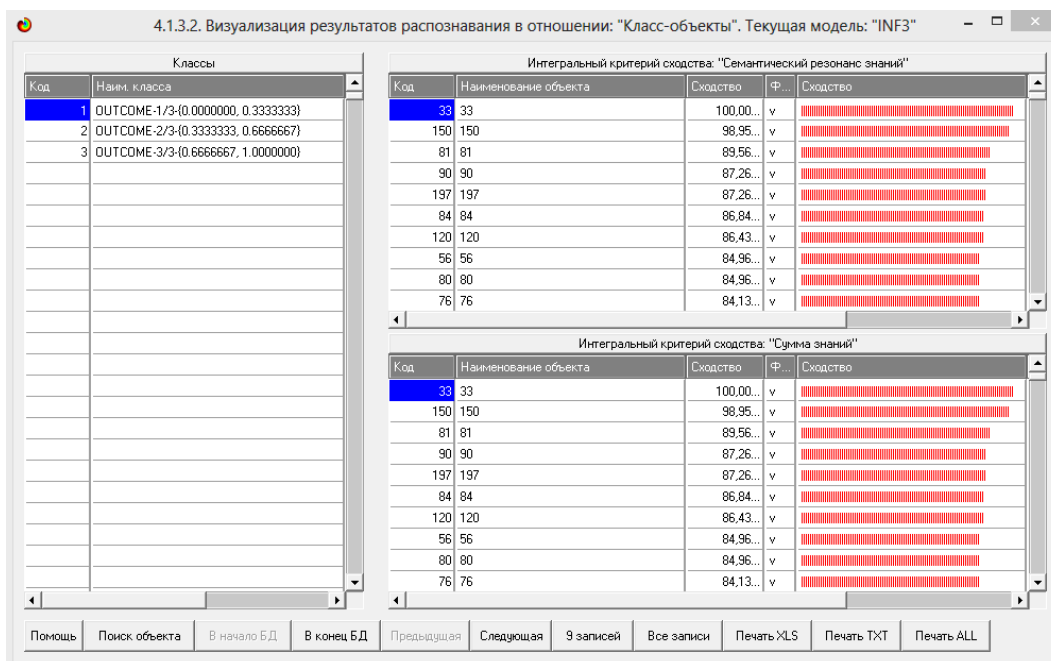


Рисунок 21 – Визуализация «Класс-объекты»

2.2 SWOT и PEST матрицы и диаграммы

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

Применительно к решаемой задаче, SWOT-анализ показывает, как различные критерии влияют на уровень заработной платы (Рисунок 22).

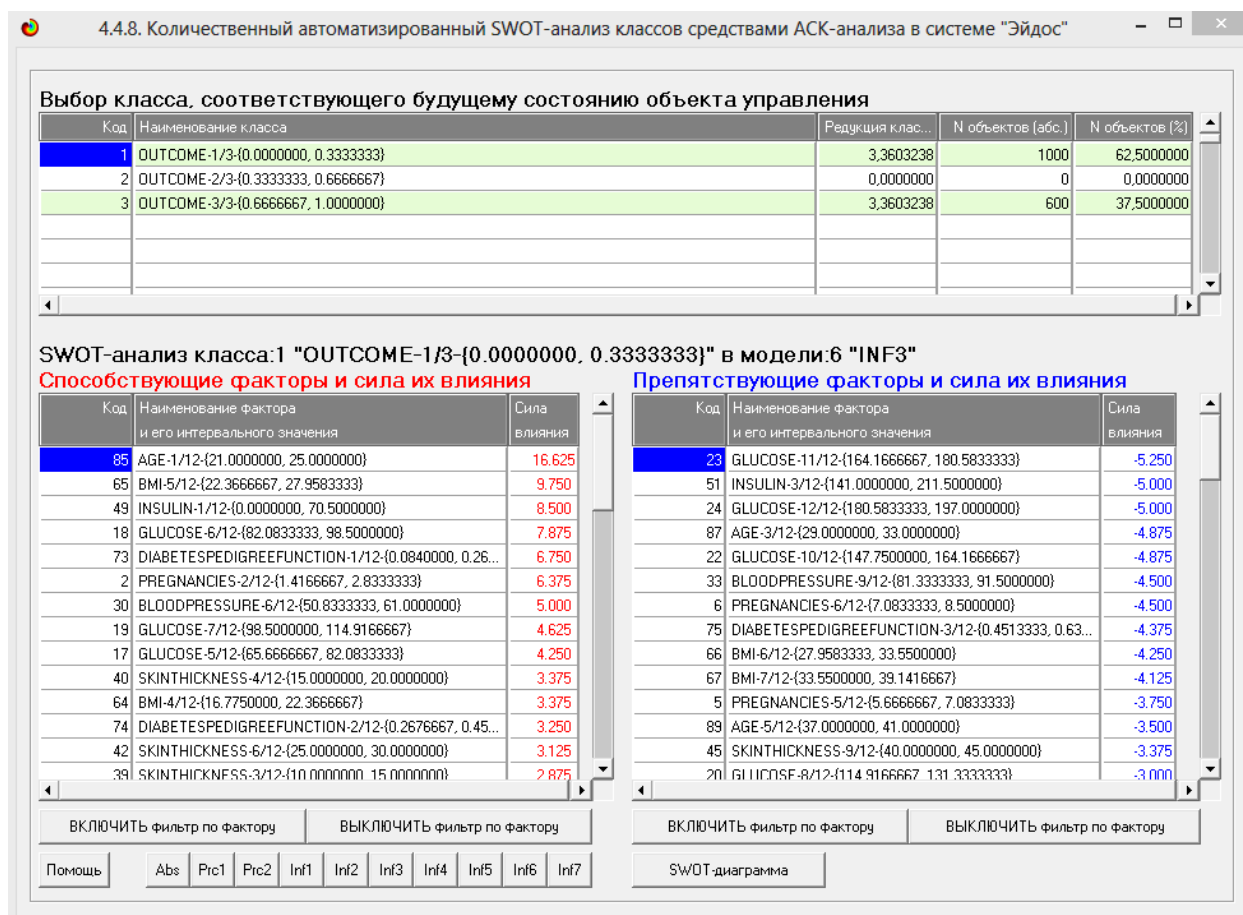


Рисунок 22 – SWOT-матрица

На рисунке 23 приведен пример табличной выходной формы PEST-анализа средствами системы Aidos-X.

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

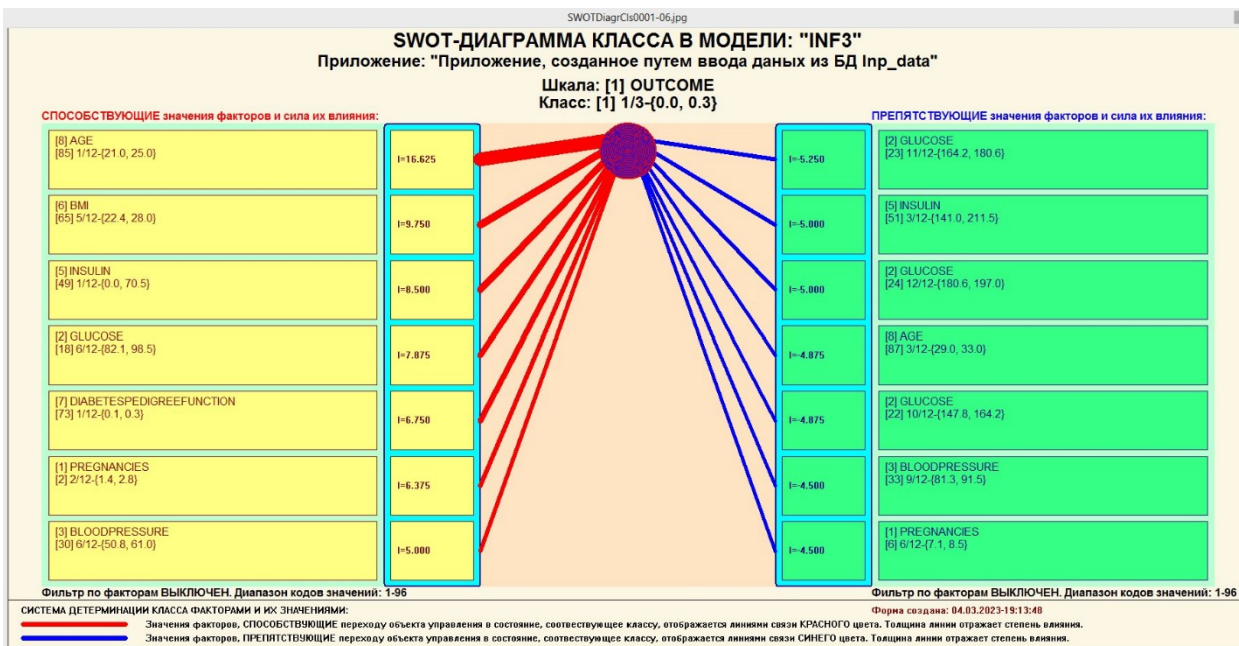


Рисунок 23 – SWOT-диаграмма

2.3 Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

Если модель предметной области достоверна, то исследование модели можно считать исследованием самого моделируемого объекта, т.е. результаты исследования модели корректно относить к самому объекту моделирования, «переносить на него».

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

2.3.1 Когнитивные диаграммы классов

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

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 24, показаны количественные оценки сходства/различия показателей. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

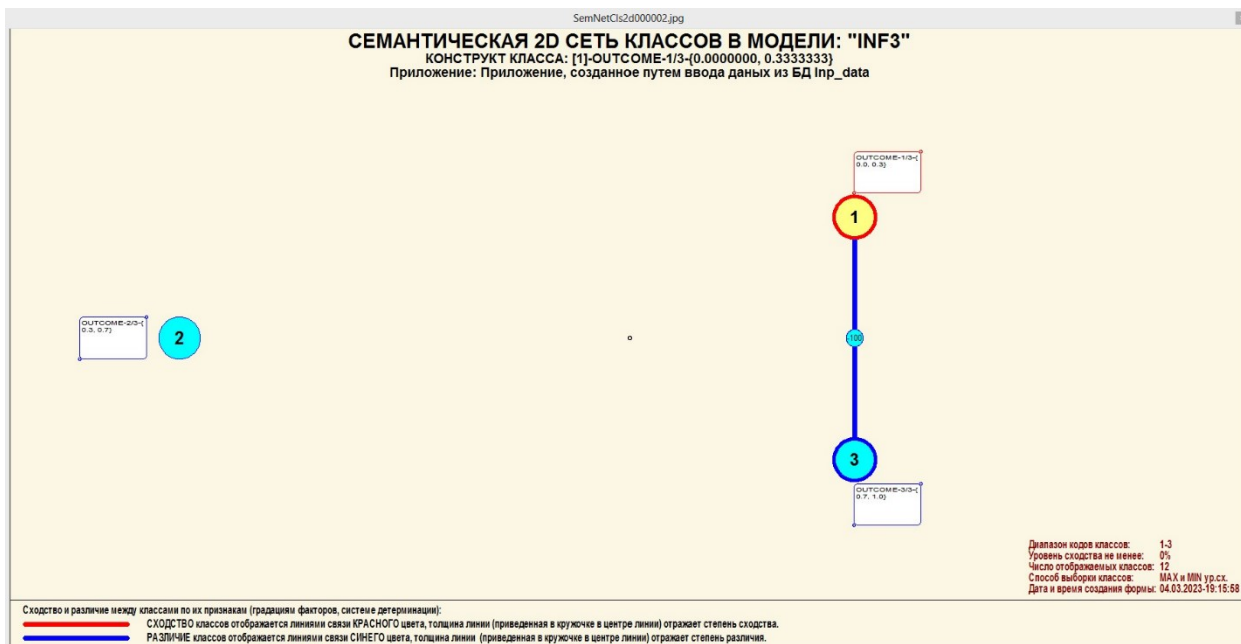


Рисунок 24 – Когнитивная диаграмма классов

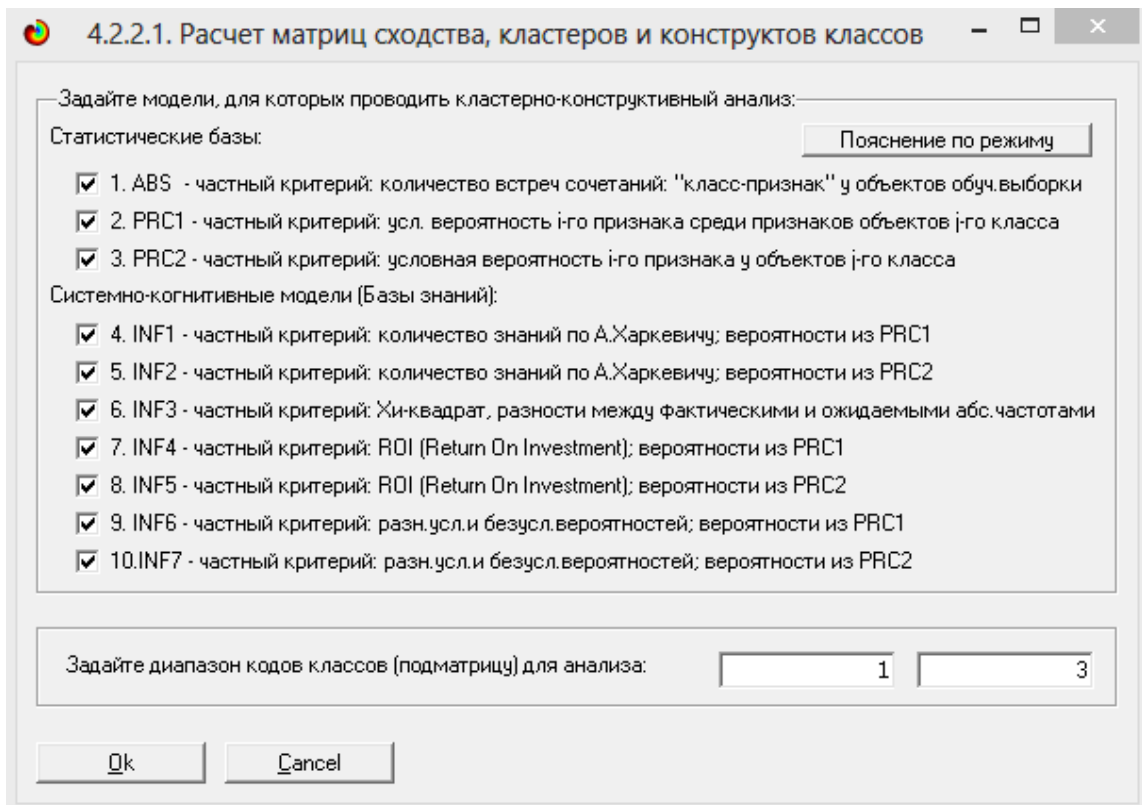


Рисунок 25 – Выбор моделей для расчета матриц

2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

Информация о сходстве/различии классов, содержащаяся в матрице сходства, может быть визуализирована не только в форме, когнитивных диаграмм, но и в форме агломеративных дендрограмм с графиком изменения межкластерного расстояния, полученных в результате когнитивной кластеризации (Рисунки 26 и 27).

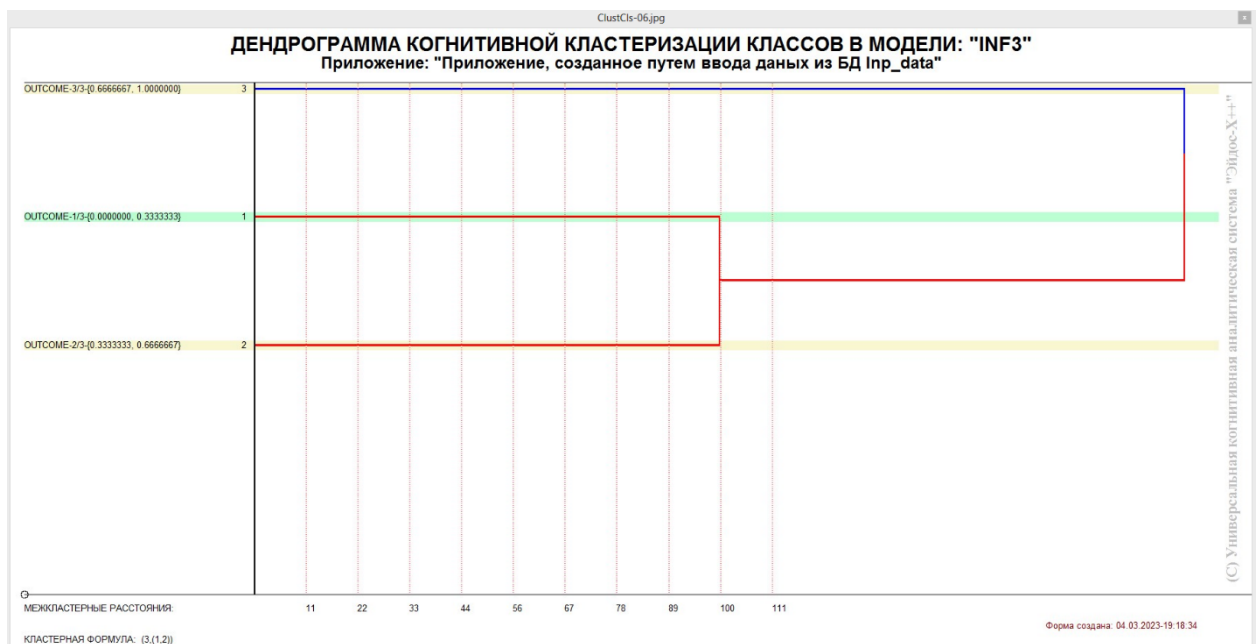


Рисунок 26 – Дендрограмма когнитивной кластеризации классов

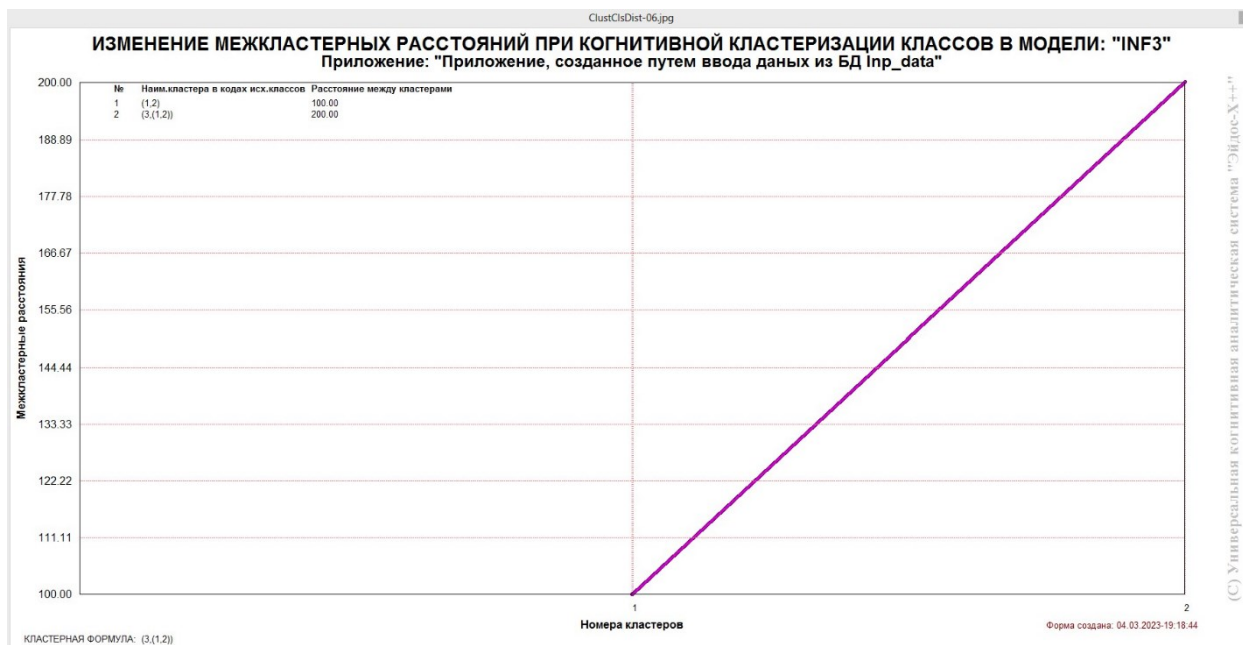


Рисунок 27 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации классов

Из рисунка 27 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, то есть являются альтернативными.

2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов

Когнитивные диаграммы значений факторов используются для отображения зависимостей между параметрами.

Перед отображением такой диаграммы необходимо ее рассчитать в режиме 4.3.2.1 (Рисунок 28)

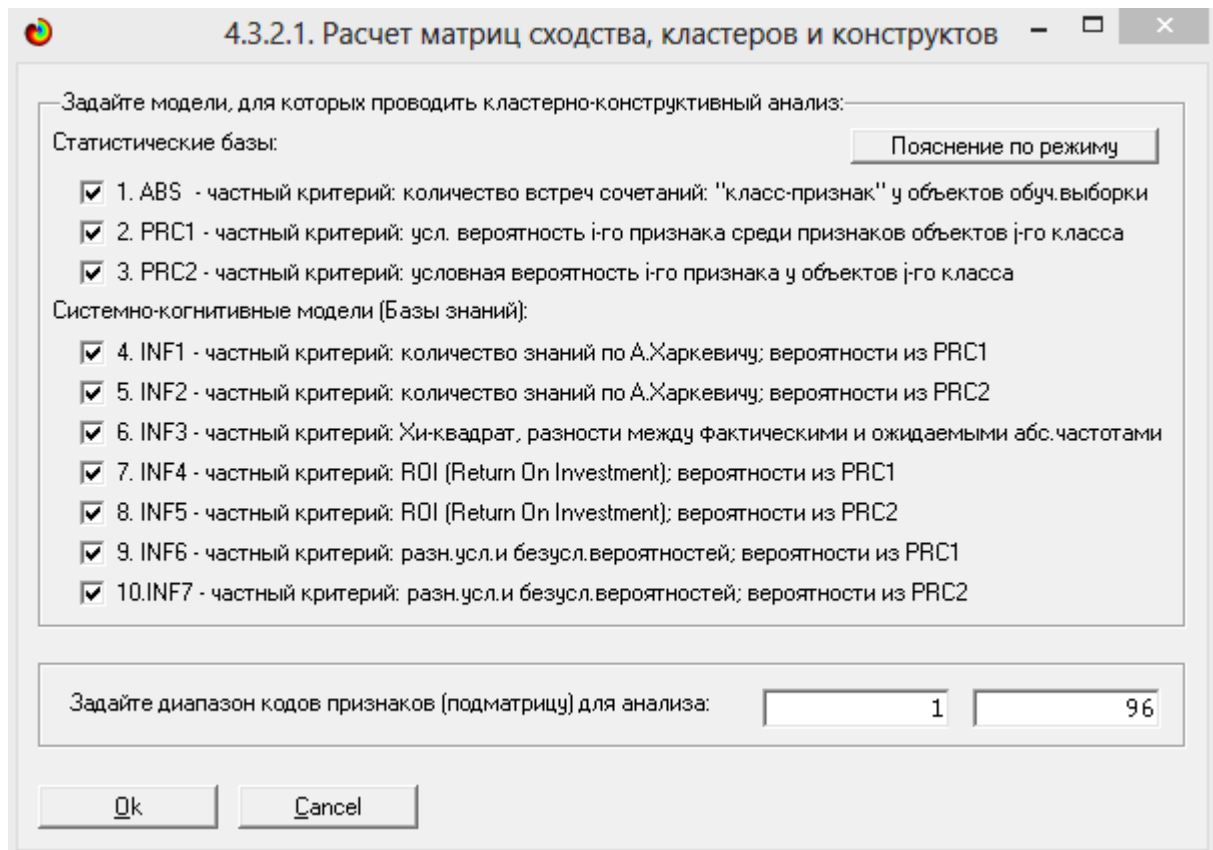


Рисунок 28 – Интерфейс режима 4.3.2.1

Отобразить расчеты и саму диаграмму можно в режиме 4.3.2.2 (Рисунок 29 и 30)

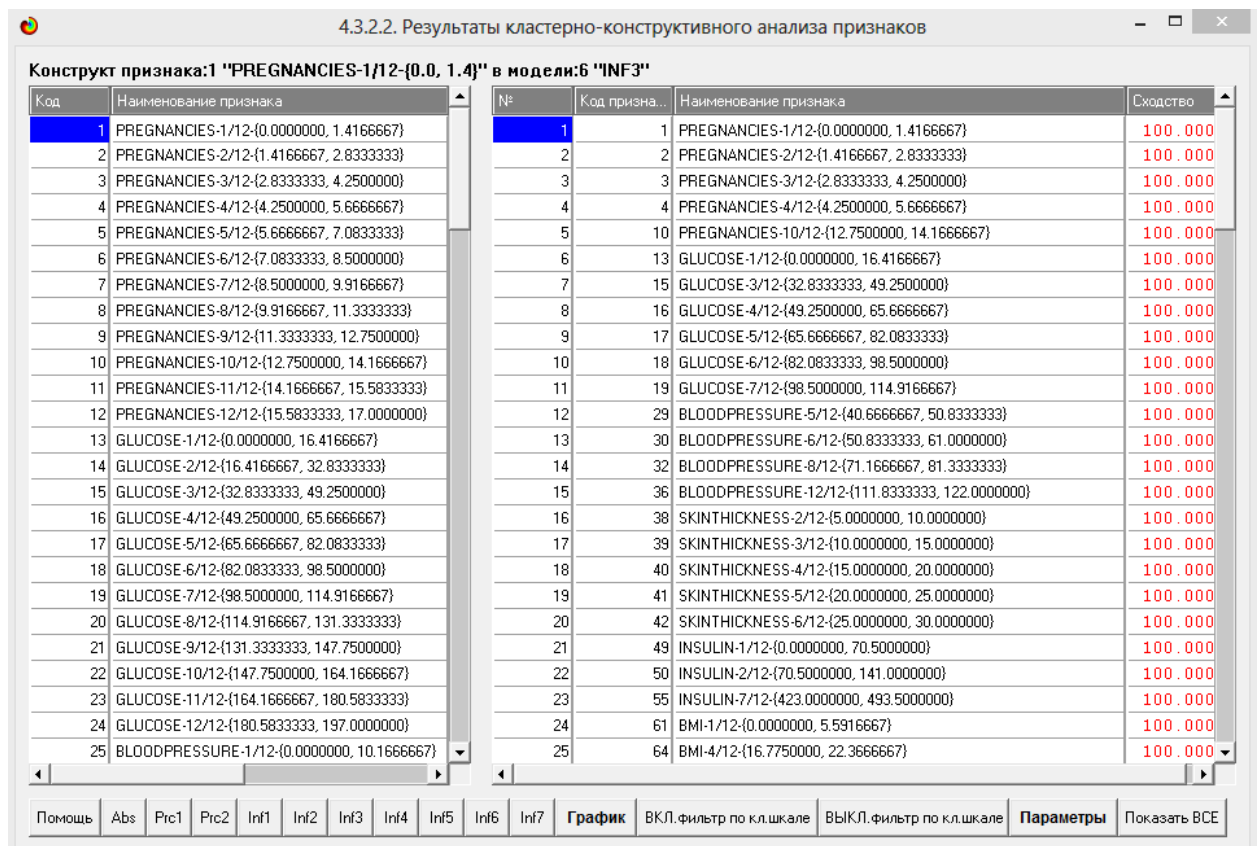


Рисунок 29 – Результаты кластерно-конструктивного анализа

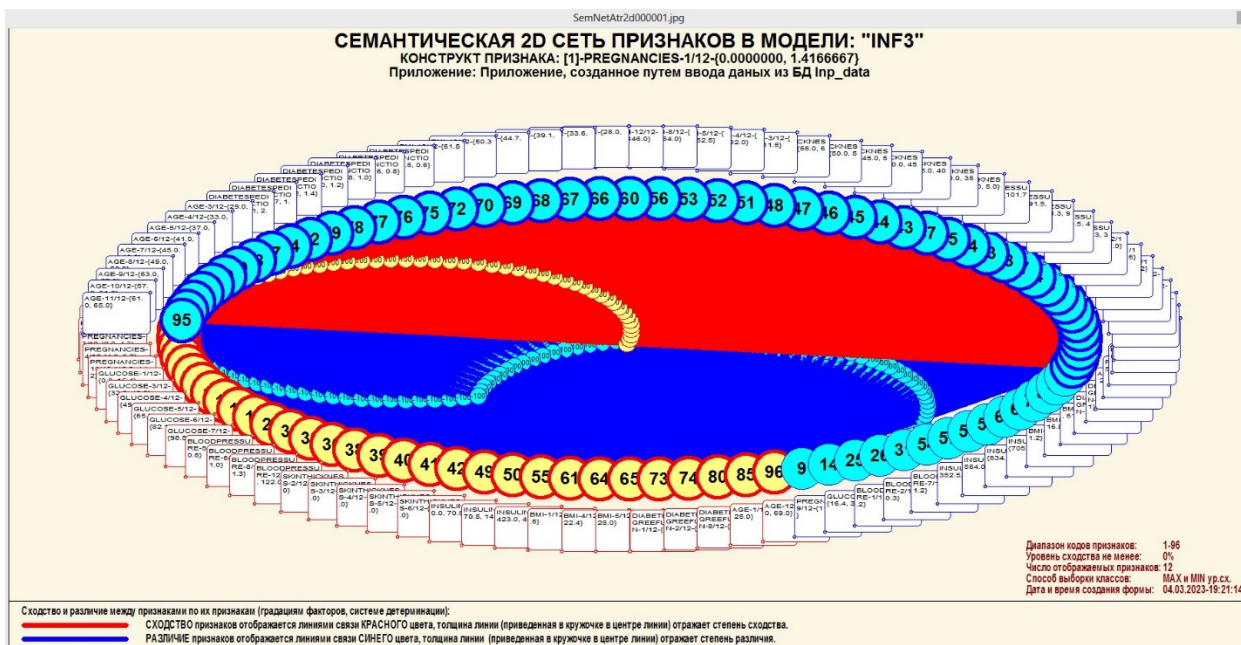


Рисунок 30 – График изменения межкластерных расстояний

2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунках 30 и 31 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах.

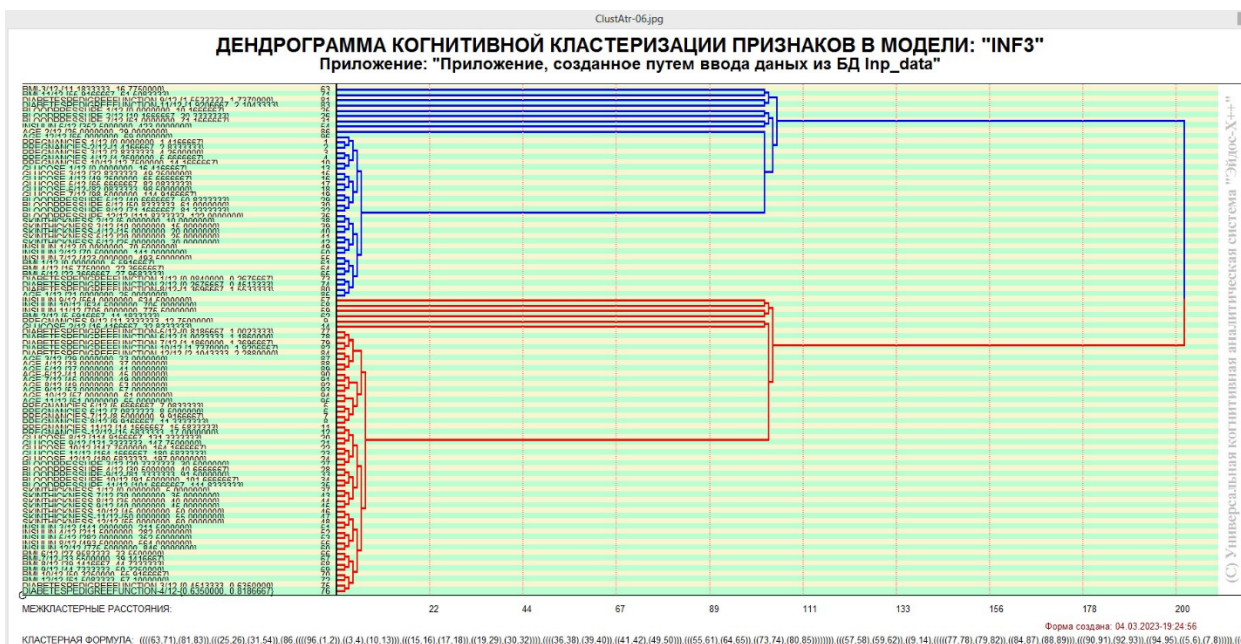


Рисунок 30 – Дендрограмма когнитивной кластеризации признаков

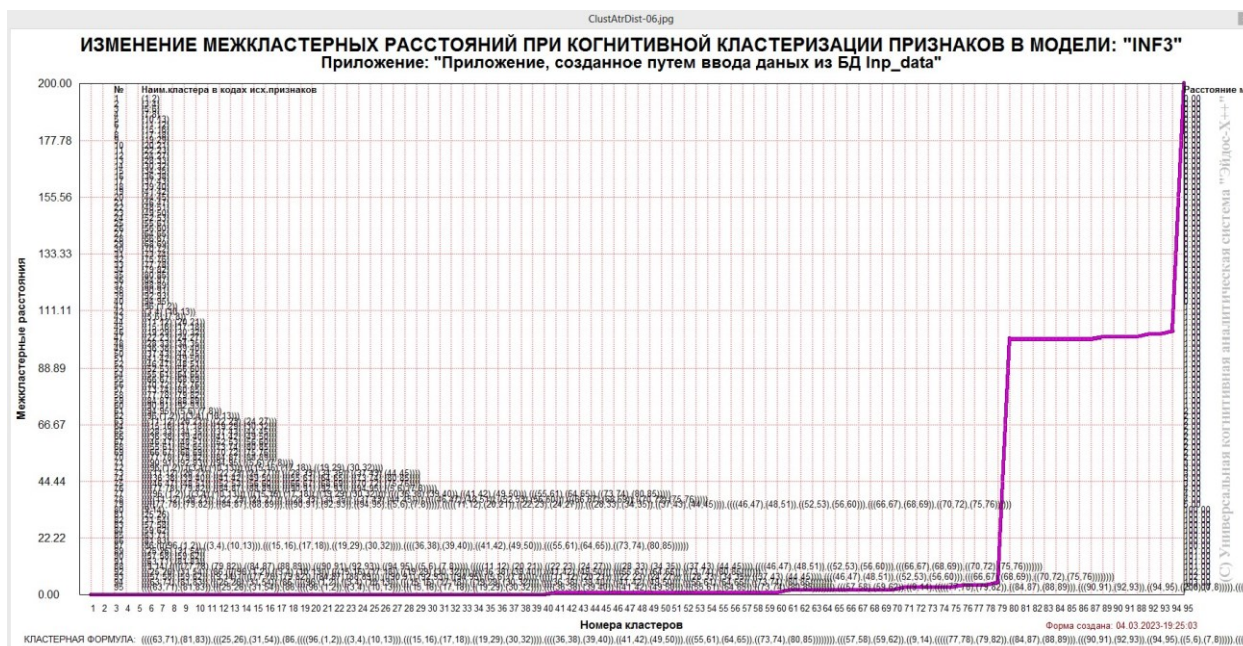


Рисунок 31 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации признаков

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

2.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети

На рисунке 32 приведен пример нелокального нейрона.

На рисунке 33 – фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети, отражающий 87% наиболее значимых синоптических связей.

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

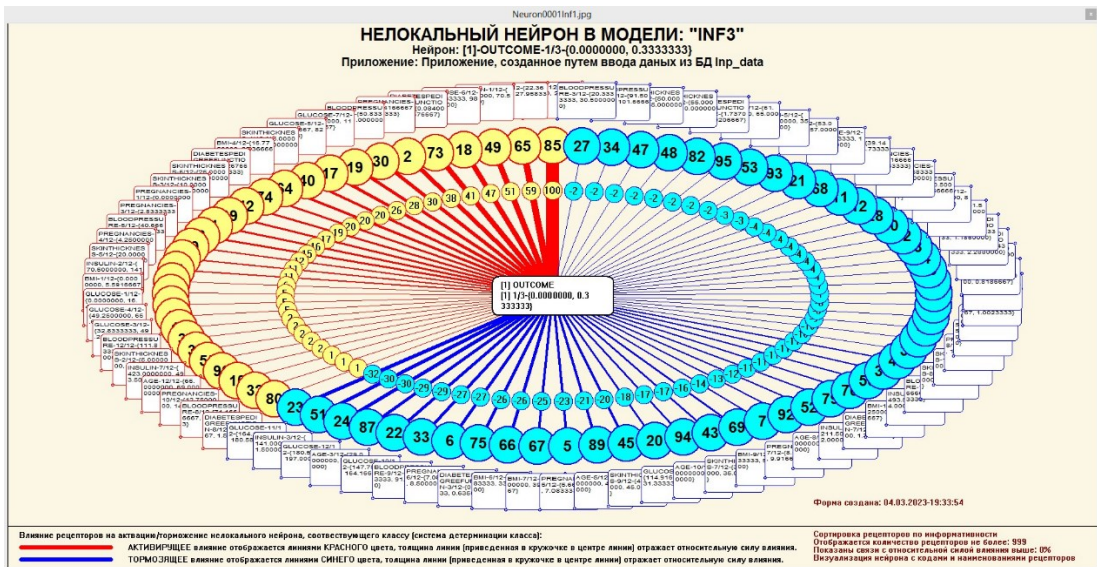


Рисунок 32 – Нелокальный нейрон в модели INF3

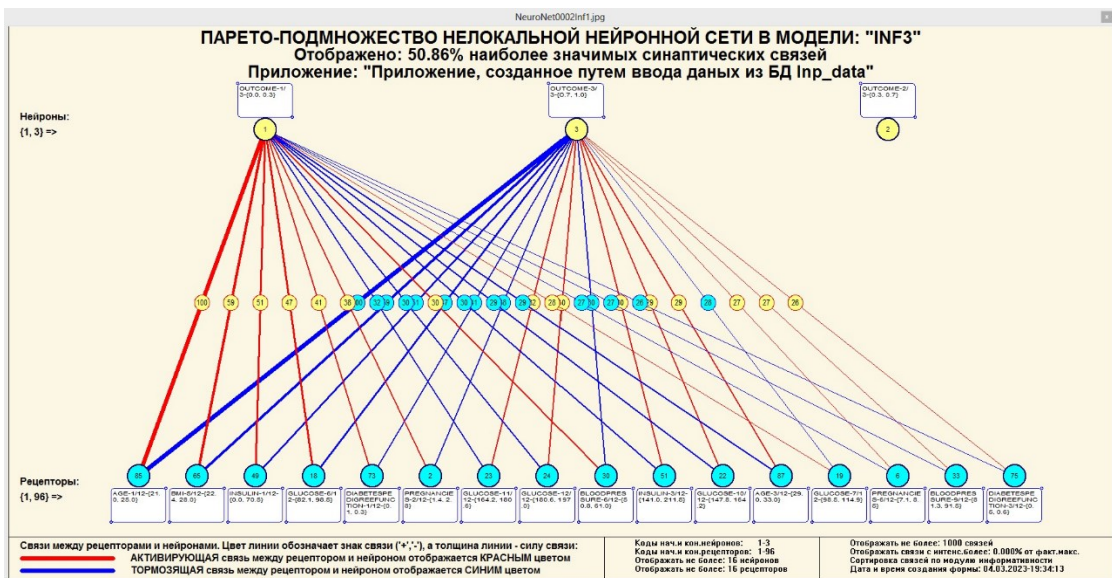


Рисунок 33 – Один слой нелокальной нейронной сети

2.3.6 3D-интегральные когнитивные карты

На рисунке 34 приведен фрагмент 3D-интегральной когнитивной карты, отражающий фрагмент СК-модели INF3.

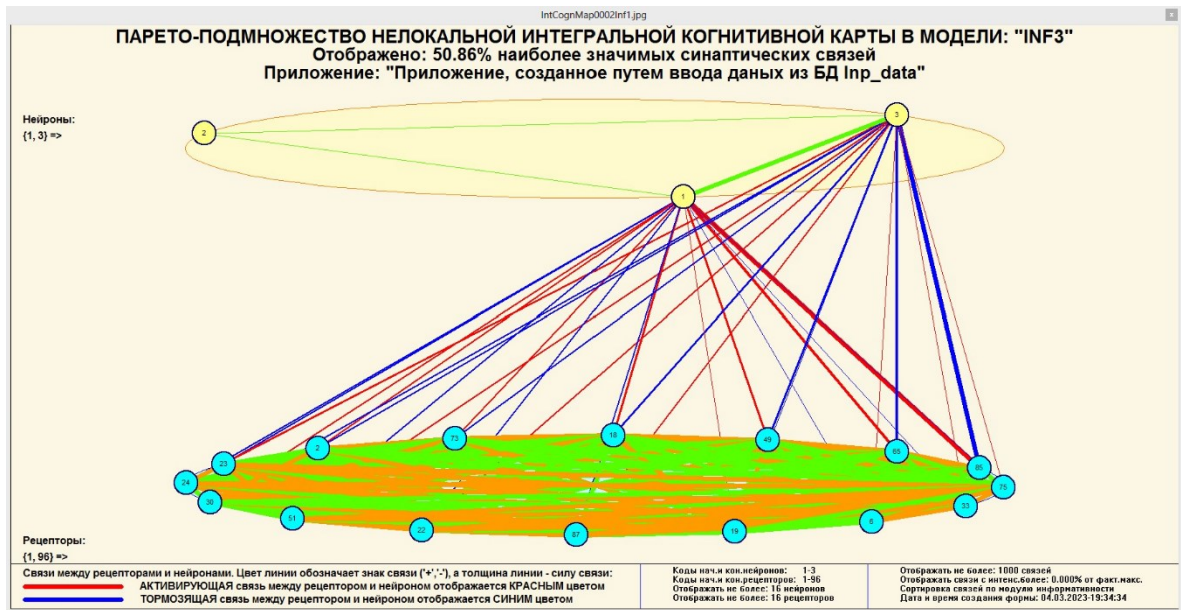


Рисунок 34 – 3D-интегральная когнитивная карта

2.3.7 Когнитивные функции

Диаграммы когнитивных функций можно в режиме 4.5 «Визуализация когнитивных функций».

Данные диаграммы отображают влияние градации различных факторов на прогноз.

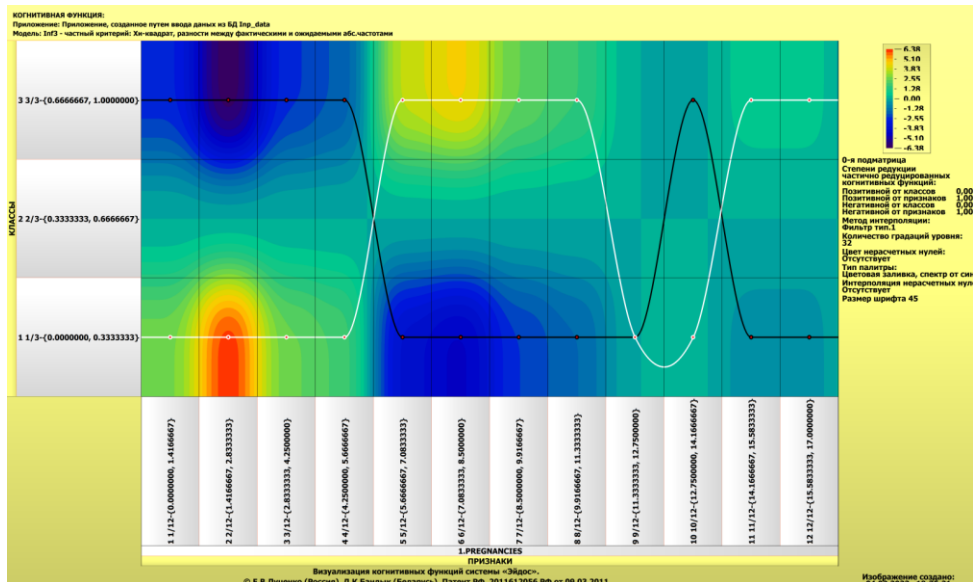


Рисунок 35 – Визуализация когнитивной функции по признаку «Pregnancies»

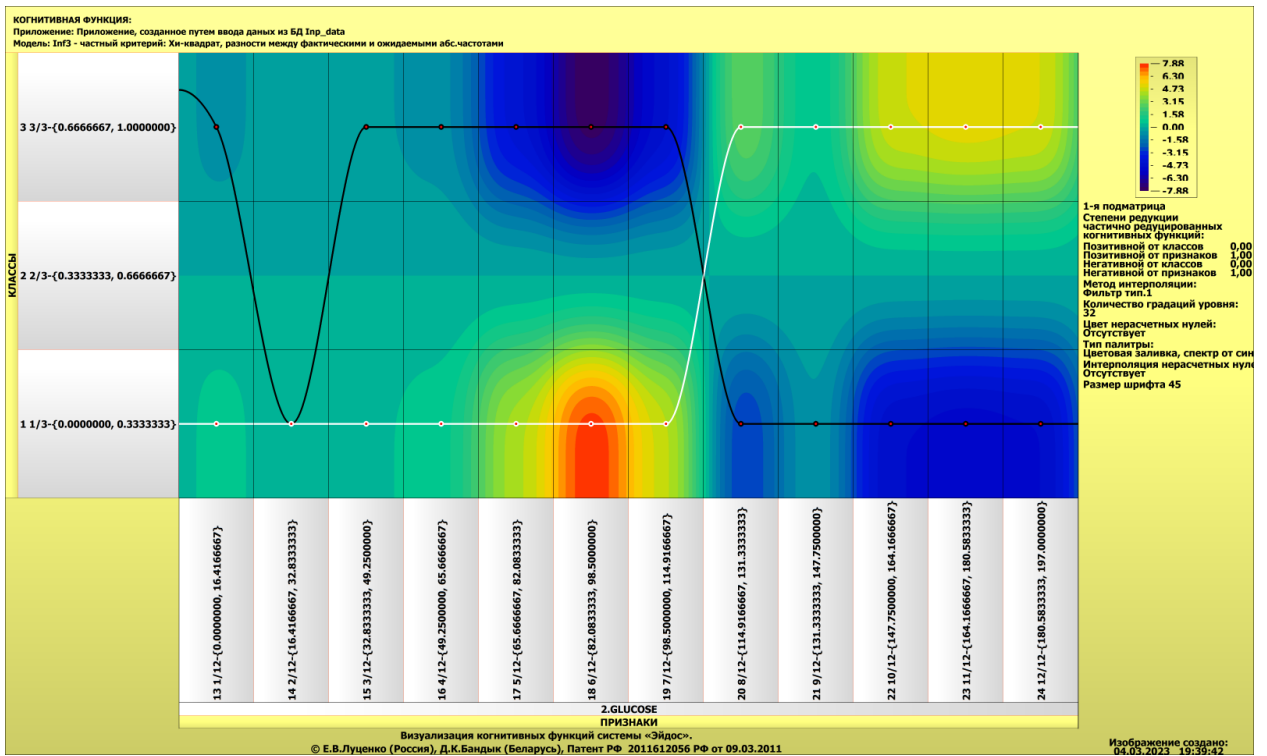


Рисунок 36 – Визуализация когнитивной функции по признаку «Glucose»

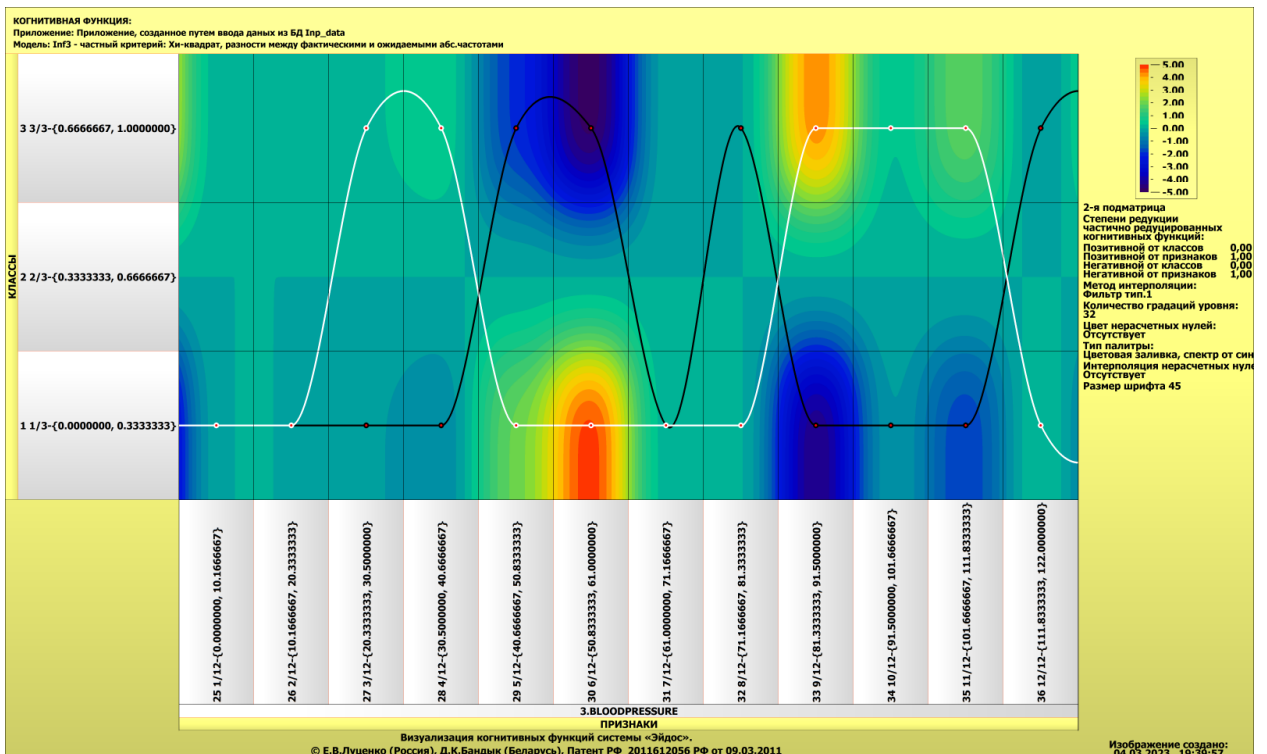


Рисунок 37 – Визуализация когнитивной функции по признаку «BloodPressure»

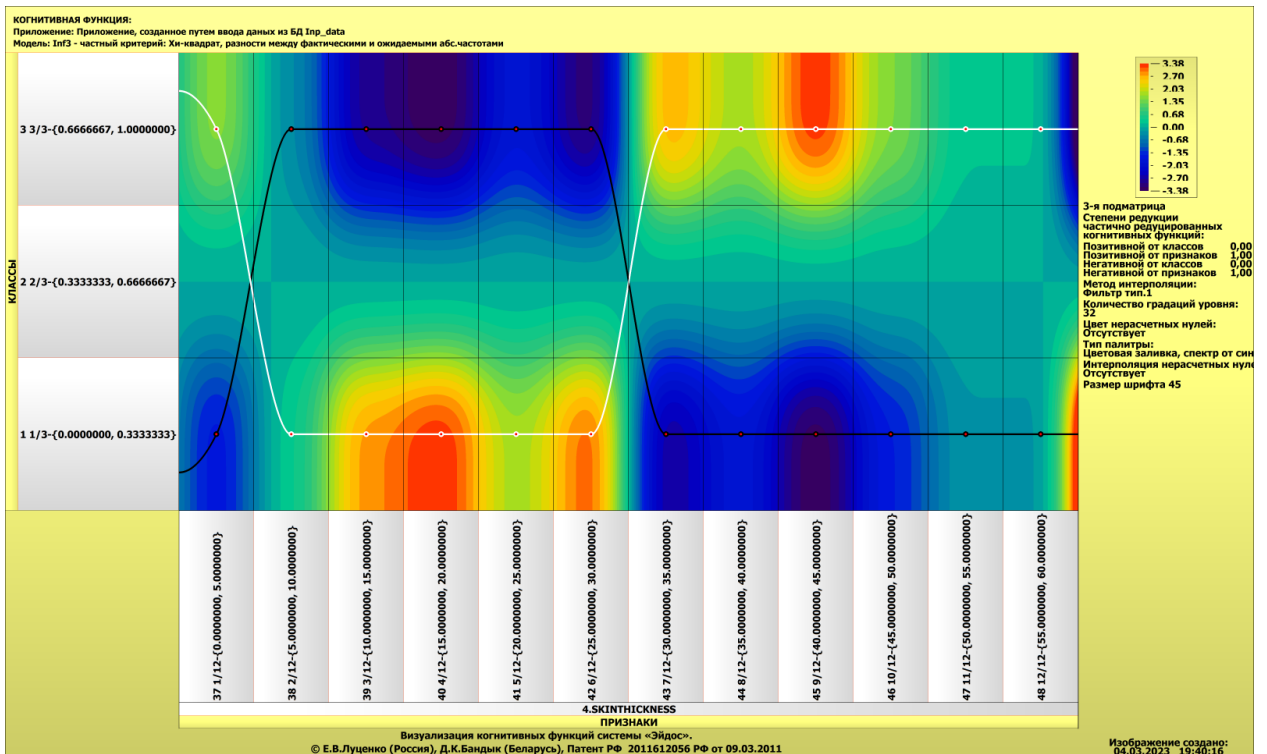


Рисунок 38 – Визуализация когнитивной функции по признаку «SkinThickness»

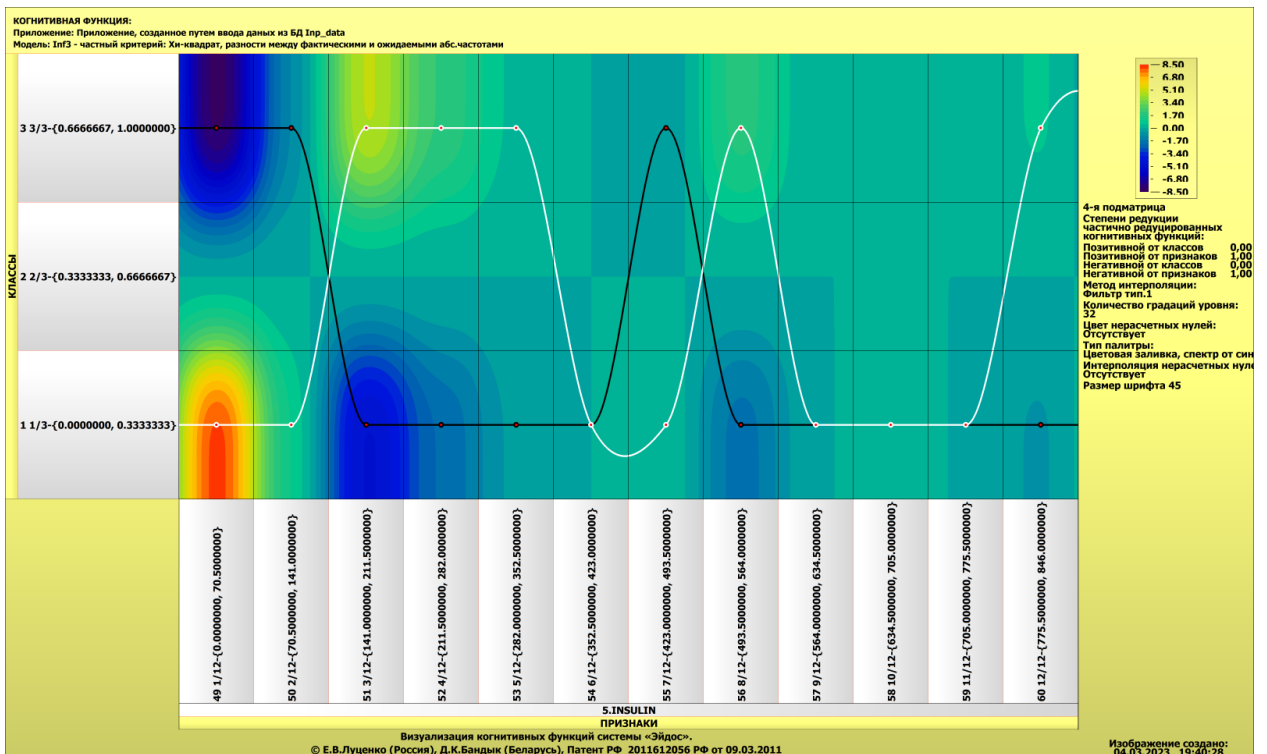


Рисунок 39 – Визуализация когнитивной функции по признаку «Insulin»

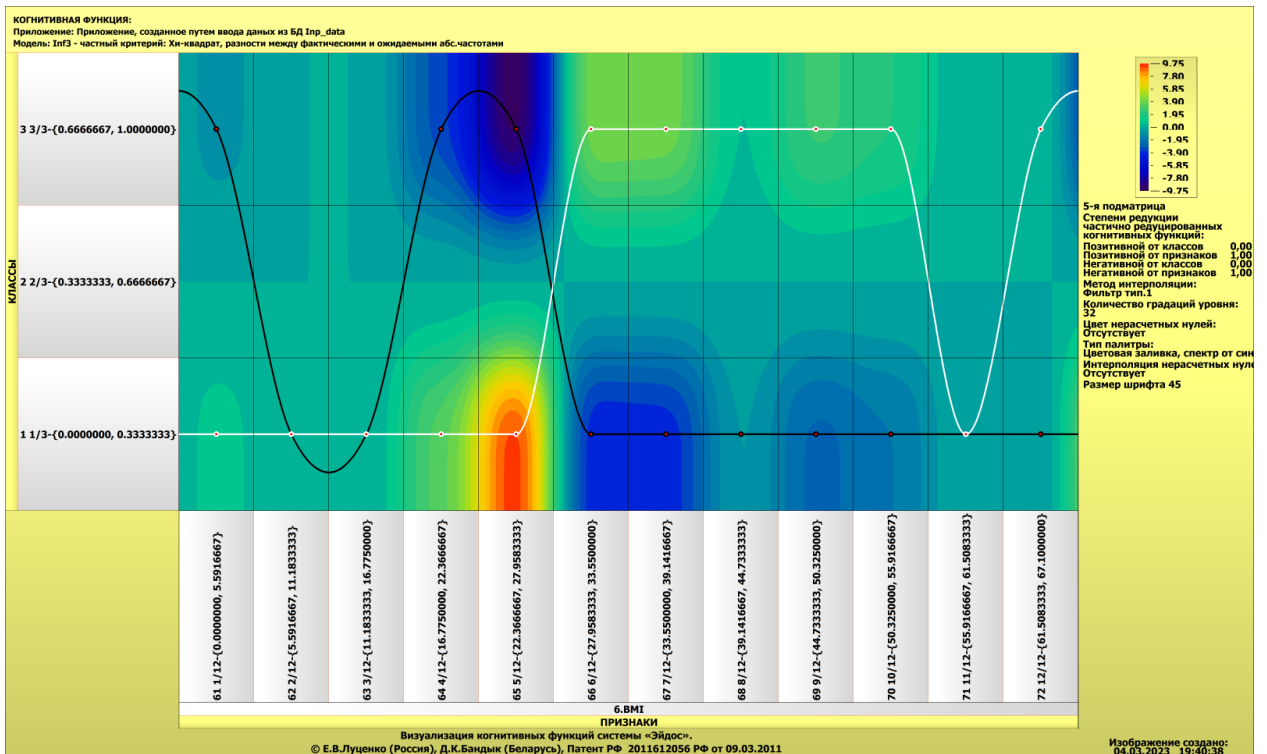


Рисунок 40 – Визуализация когнитивной функции по признаку «ВМІ»

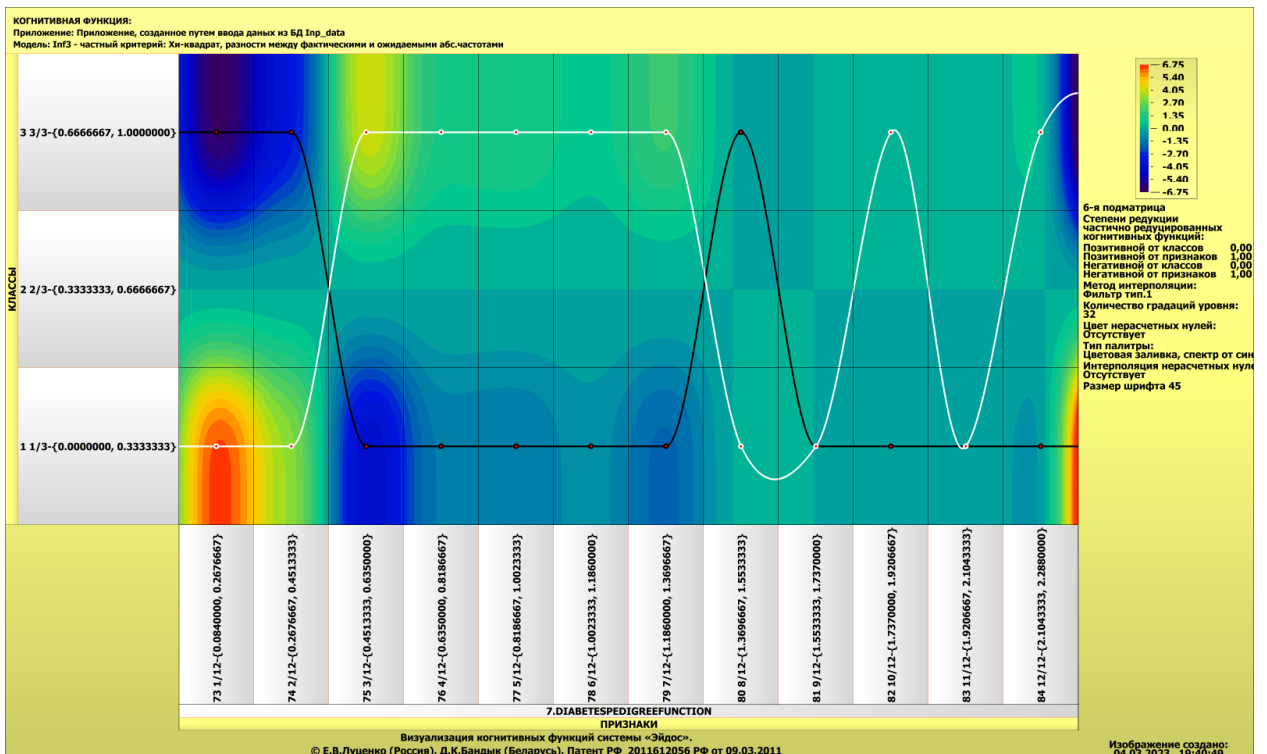


Рисунок 41 – Визуализация когнитивной функции по признаку «DiabetesPedigreeFunction»

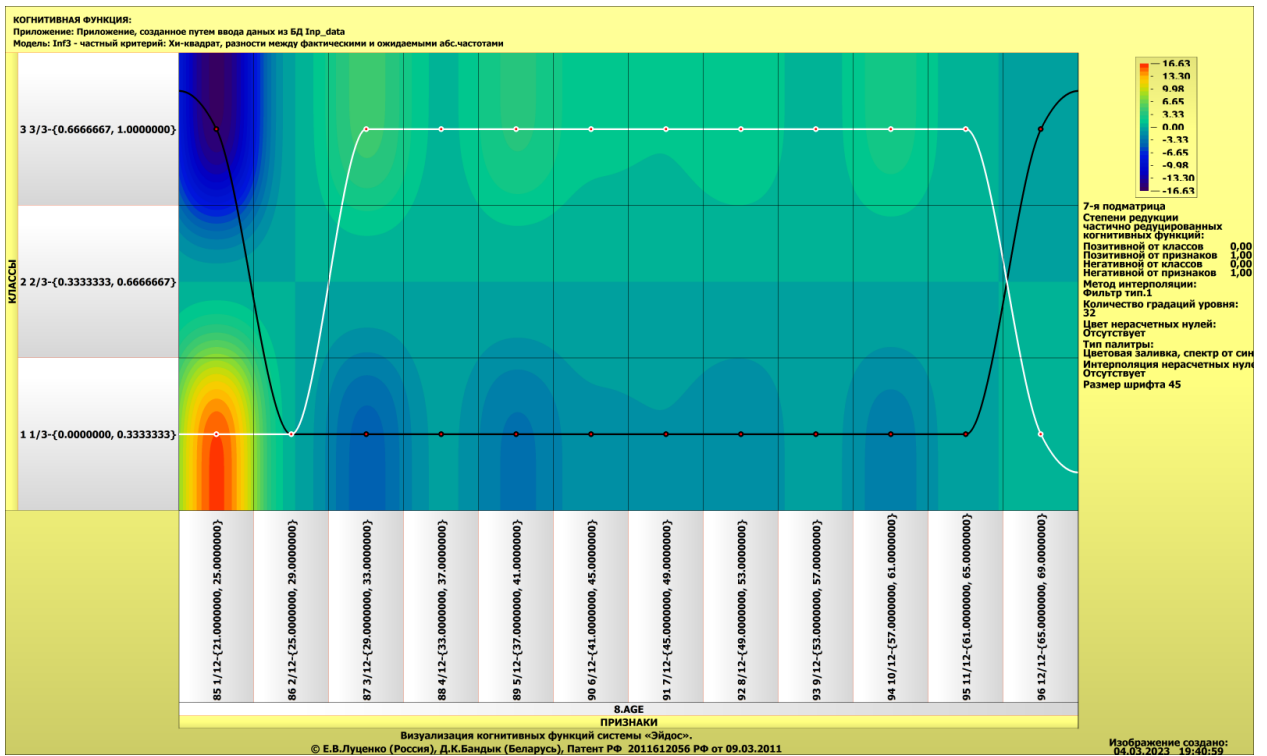


Рисунок 42 – Визуализация когнитивной функции по признаку «Age»

Визуализация когнитивных функций позволяет нам понять, что зависимости между значениями параметров имеют сложный характер.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения данной курсовой работы были выполнены следующие действия:

1. описано решение;
2. выполнен поиск и объединение датасета;
3. датасет обработан и загружен в систему Aidos-X;
4. проведены синтез и верификация моделей;
5. описаны виды моделей Aidos-X;
6. приведены результаты верификации моделей;
7. решена задача идентификации;
8. построены SWOT- и PEST-матрицы и –диаграммы;
9. исследована когнитивная диаграмма классов;
10. исследована агломеративная когнитивная кластеризация классов;
11. исследована когнитивная диаграмма значений факторов;
12. исследована агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов;
13. исследованы нелокальные нейроны и нелокальная нейронная сеть;
14. исследована 3D-интегральная когнитивная карта;
15. исследованы когнитивные функции и проведена их визуализация.

Выполнив данные задачи, мы достигли цели данной курсовой работы.

Также в ходе выполнения курсового проекта были получены и освоены навыки работы в интеллектуальной системе Aidos-X.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. 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.

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

3. Луценко Е.В. 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.

4. 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.

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., 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.

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.