

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 интеллекта собак»

Выполнил студент группы: ИТ2141 Кукочкин Максим Сергеевич

Допущен к защите _____

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

(подпись, расшифровка подписи)



Защищен _____

Оценка _____

Краснодар

2023

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 34 страниц, 35 рисунков, 10 литературных источников.

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

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

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

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

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	4
1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	5
1.1 ОПИСАНИЕ РЕШЕНИЯ	5
1.2 ПОИСК И ОБЪЕДИНЕНИЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ	7
1.3 ВВОД ВЫБОРКИ В СИСТЕМУ AIDOS-X	8
1.4 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	10
1.5 ВИДЫ МОДЕЛЕЙ AIDOS-X	12
1.6 РЕЗУЛЬТАТЫ ВЕРИФИКАЦИИ МОДЕЛЕЙ	13
2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	18
2.1 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ	18
2.2 SWOT и PEST МАТРИЦЫ И ДИАГРАММЫ	21
2.3 ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ	22
2.3.1 Когнитивные диаграммы классов	23
2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов	23
2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов	25
2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов	25
2.3.5 Нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети	27
2.3.6 3D-интегральные когнитивные карты	28
2.3.7 Когнитивные функции	28
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	32
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ	33

ВВЕДЕНИЕ

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

Данная курсовая работа посвящена решению задачи анализа, а именно анализу интеллекта собак по данным по некоторым статистическим характеристикам внешнего мира. Выявление зависимостей между наблюдаемыми данными и уровнем интеллекта позволит понять, какие собаки наиболее развиты, и можно будет понять, какие собаки могут лучше выполнять команды.

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

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

1 СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1 Описание решения

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

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

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

Преимущества данной системы:

- универсальность;
- содержит большое количество локальных и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 367, 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 текстами;

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

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

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

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

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

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

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

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

3. Синтез и верификация моделей предметной области.

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

1.2 Поиск и объединение исходных данных

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

- index – номер строки;
- intelligence – интеллект;
- height_low_inches – нижний порог высоты в дюймах;
- height_high_inches – верхний порог высоты в дюймах;
- weight_low_lbs – нижний порог веса в фунтах;
- weight_high_lbs – верхний порог веса в фунтах;
- breed – порода.

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

	A	B	C	D	E	F	G
1	index	intelligence	height_low_inches	height_high_inches	weight_low_lbs	weight_high_lbs	Breed
2	1	63.50	26.00	28.00	80.00	120.00	Akita
3	2	63.50	27.00	29.00	100.00	150.00	Anatolian Sheepdog
4	3	76.50	23.00	27.00	85.00	110.00	Bernese Mountain Dog
5	4	61.25	24.00	26.00	80.00	120.00	Bloodhound
6	5	62.50	26.00	28.00	70.00	100.00	Borzoi
7	6	56.00	25.00	27.00	100.00	130.00	Bullmastiff
8	7	70.50	32.00	32.00	120.00	160.00	Great Dane
9	8	86.00	27.00	32.00	95.00	120.00	Great Pyrenees
10	9	68.50	23.00	28.00	130.00	150.00	Great Swiss Mountain Dog
11	10	82.75	28.00	35.00	90.00	150.00	Irish Wolfhound
12	11	75.75	28.00	30.00	70.00	120.00	Kuvasz
13	12	62.00	27.00	30.00	175.00	190.00	Mastiff
14	13	85.50	24.00	30.00	100.00	150.00	Neopolitan Mastiff
15	14	76.00	26.00	28.00	100.00	150.00	Newfoundland
16	15	76.00	24.00	26.00	65.00	110.00	Otter Hound
17	16	56.25	22.00	27.00	90.00	110.00	Rottweiler
18	17	62.25	25.00	28.00	110.00	190.00	Saint Bernard
19	18	88.25	25.00	27.00	50.00	60.00	Afghan Hound
20	19	40.50	22.00	25.00	65.00	70.00	American Foxhound
21	20	45.50	24.00	27.00	100.00	120.00	Beauceron
22	21	67.75	22.00	26.00	60.00	65.00	Belgian Malinois
23	22	43.25	22.00	26.00	60.00	75.00	Belgian Sheepdog
24	23	45.75	22.00	26.00	60.00	75.00	Belgian Tervuren
25	24	45.75	23.00	27.00	50.00	75.00	Black And Tan Coonhound
26	25	43.75	25.00	29.00	80.00	140.00	Black Russian Terrier
27	26	68.50	23.00	27.00	75.00	95.00	Bouvier Des Flandres
28	27	55.00	21.00	25.00	65.00	70.00	Boxer
29	28	45.25	23.00	27.00	74.00	76.00	Briard
30	29	50.00	21.00	26.00	55.00	75.00	Chesapeake Bay Retriever
31	30	44.25	19.00	20.00	35.00	65.00	Clumber Spaniel
32	31	34.75	22.00	26.00	50.00	75.00	Collie (Rough) & (Smooth)
33	32	43.25	25.00	27.00	65.00	80.00	Curly Coated Retriever
34	33	49.25	26.00	28.00	60.00	100.00	Doberman Pinscher
35	34	53.50	22.00	25.00	65.00	70.00	English Foxhound
36	35	45.50	23.00	27.00	45.00	80.00	English Setter
37	36	43.75	22.00	26.00	75.00	90.00	German Shepherd Dog
38	37	53.25	20.00	27.00	50.00	80.00	German Shorthaired Pointer
39	38	44.25	22.00	26.00	60.00	70.00	German Wirehaired Pointer
40	39	44.50	25.00	28.00	70.00	75.00	Giant Schnauzer
41	40	49.50	21.00	24.00	55.00	75.00	Golden Retriever
42	41	43.75	23.00	27.00	45.00	80.00	Gordon Setter
43	42	43.75	27.00	30.00	60.00	70.00	Greyhound
44	43	46.75	25.00	27.00	60.00	70.00	Irish Setter
45	44	45.50	26.50	35.50	80.00	135.00	Komondor
46	45	69.25	21.00	24.00	55.00	80.00	Labrador Retriever

Рисунок 1 – Фрагмент обучающей выборки

1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X

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

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

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

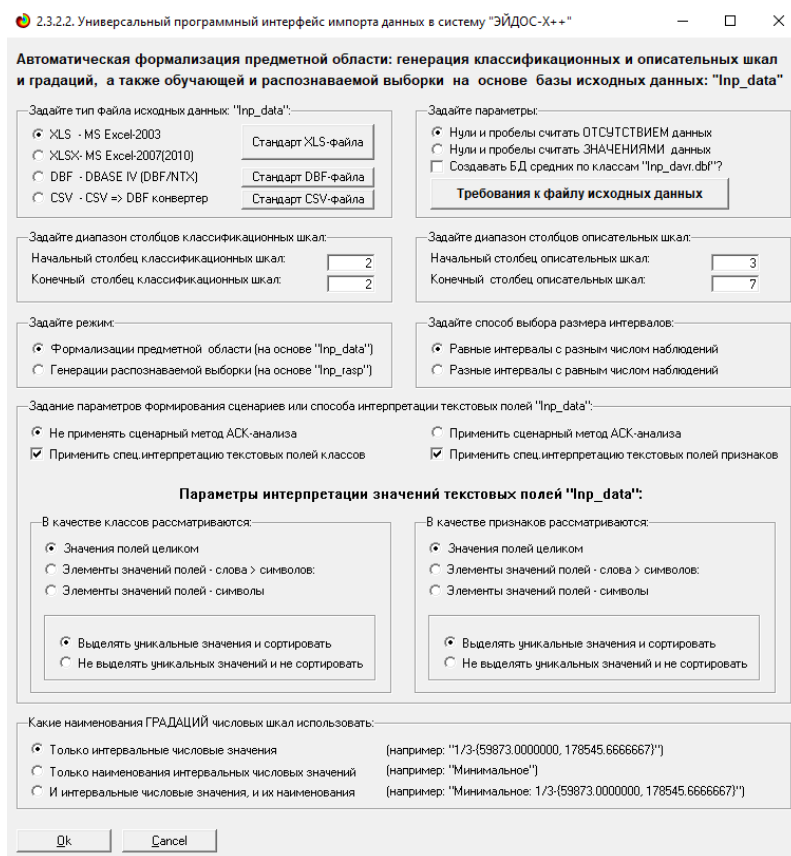


Рисунок 2 – Интерфейс импорта данных

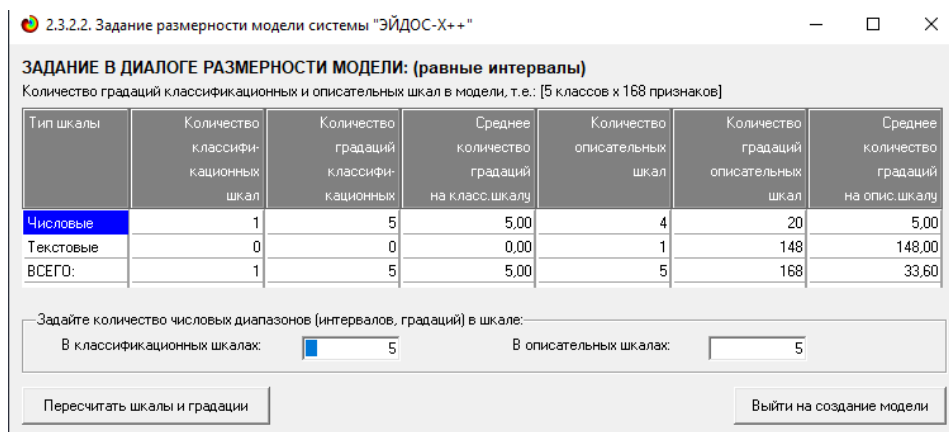


Рисунок 3 – Задание размерности модели

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

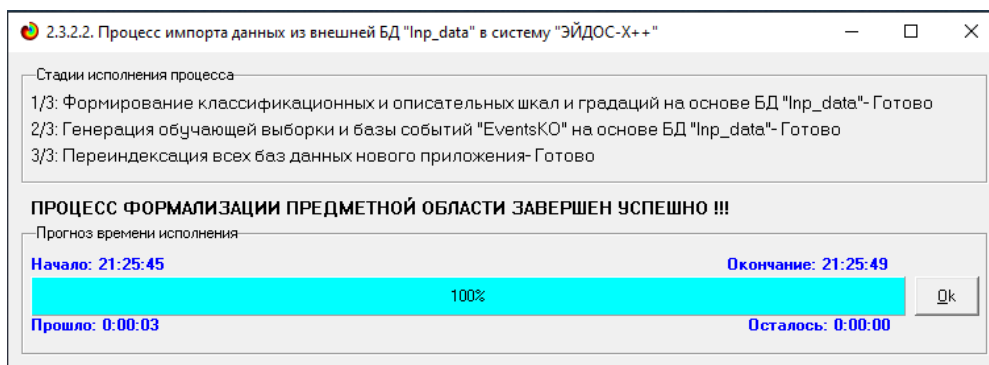


Рисунок 4 – Процесс импорта данных

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

1.4 Синтез и верификация моделей

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



Рисунок 5 – Выбор моделей для синтеза и верификации

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

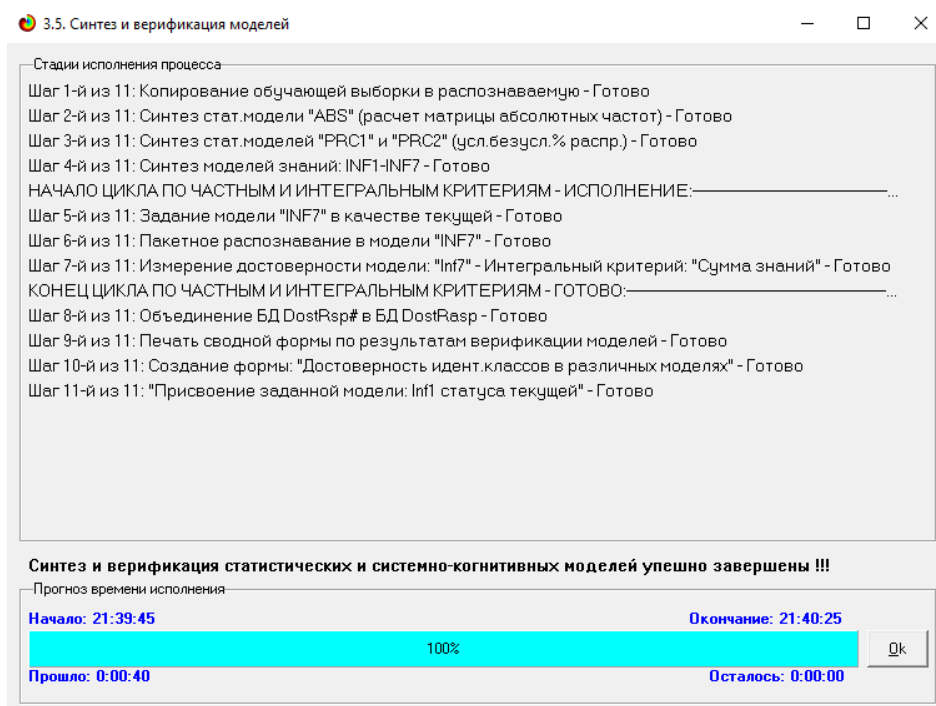


Рисунок 6 – Процесс исполнения режима 3.5

Стоит отметить, что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 40 секунд. Далее перейдем непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

1.5 Виды моделей Aidos-X

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

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

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. INTELLIGENCE 1/5 (5.5000000, 22.4000000)	2. INTELLIGENCE 2/5 (22.4000000, 39.3000000)	3. INTELLIGENCE 3/5 (39.3000000, 56.2000000)	4. INTELLIGENCE 4/5 (56.2000000, 73.1000000)	5. INTELLIGENCE 5/5 (73.1000000, 90.0000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	HEIGHT_LOW_INCHES-1/5(6.0000000, 14.4000000)	38.0	9.0				47.0	9.40	16.46
2.0	HEIGHT_LOW_INCHES-2/5(14.4000000, 22.8000000)	10.0	33.0	18.0	3.0		64.0	12.80	13.26
3.0	HEIGHT_LOW_INCHES-3/5(22.8000000, 31.2000000)		1.0	16.0	9.0	9.0	35.0	7.00	6.60
4.0	HEIGHT_LOW_INCHES-4/5(31.2000000, 39.6000000)				1.0		1.0	0.20	0.45
5.0	HEIGHT_LOW_INCHES-5/5(39.6000000, 48.0000000)		1.0				1.0	0.20	0.45
6.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-1/5(8.0000000, 19.6000000)	45.0	16.0	1.0			62.0	12.40	19.45
7.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-2/5(19.6000000, 31.2000000)	3.0	27.0	31.0	12.0	7.0	80.0	16.00	12.37
8.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-3/5(31.2000000, 42.8000000)			2.0	1.0	2.0	5.0	1.00	1.00
9.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-4/5(42.8000000, 54.4000000)								
10.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-5/5(54.4000000, 66.0000000)		1.0				1.0	0.20	0.45
11.0	WEIGHT_LOW_LBS-1/5(2.0000000, 36.6000000)	47.0	19.0	5.0			71.0	14.20	19.92
12.0	WEIGHT_LOW_LBS-2/5(36.6000000, 71.2000000)	1.0	25.0	21.0	4.0	4.0	55.0	11.00	11.11
13.0	WEIGHT_LOW_LBS-3/5(71.2000000, 105.8000000)			7.0	5.0	5.0	17.0	3.40	3.21
14.0	WEIGHT_LOW_LBS-4/5(105.8000000, 140.4000000)			1.0	3.0		4.0	0.80	1.30
15.0	WEIGHT_LOW_LBS-5/5(140.4000000, 175.0000000)				1.0		1.0	0.20	0.45
16.0	WEIGHT_HIGH_LBS-1/5(5.0000000, 42.0000000)	47.0	13.0	1.0			61.0	12.20	20.22
17.0	WEIGHT_HIGH_LBS-2/5(42.0000000, 79.0000000)	1.0	30.0	21.0	1.0	1.0	54.0	10.80	13.79
18.0	WEIGHT_HIGH_LBS-3/5(79.0000000, 116.0000000)		1.0	7.0	5.0	3.0	16.0	3.20	2.86
19.0	WEIGHT_HIGH_LBS-4/5(116.0000000, 153.0000000)			4.0	4.0	5.0	13.0	2.60	2.41
20.0	WEIGHT_HIGH_LBS-5/5(153.0000000, 190.0000000)			1.0	3.0		4.0	0.80	1.30
21.0	BREED-Affenpinscher		1.0				1.0	0.20	0.45
22.0	BREED-Afghan Hound					1.0	1.0	0.20	0.45
23.0	BREED-Airdale Terrier			1.0			1.0	0.20	0.45
24.0	BREED-Akita				1.0		1.0	0.20	0.45

Рисунок 7 – Фрагмент матрицы абсолютных частот

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. INTELLIGENCE 1/5 (5.5000000, 22.4000000)	2. INTELLIGENCE 2/5 (22.4000000, 39.3000000)	3. INTELLIGENCE 3/5 (39.3000000, 56.2000000)	4. INTELLIGENCE 4/5 (56.2000000, 73.1000000)	5. INTELLIGENCE 5/5 (73.1000000, 90.0000000)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1.0	HEIGHT_LOW_INCHES-1/5(6.0000000, 14.4000000)	22.757	-4.973	-10.797	-4.128	-2.858			13.080
2.0	HEIGHT_LOW_INCHES-2/5(14.4000000, 22.8000000)	-10.757	13.973	3.297	-2.622	-3.892			9.272
3.0	HEIGHT_LOW_INCHES-3/5(22.8000000, 31.2000000)	-11.351	-9.405	7.959	5.926	6.872			9.526
4.0	HEIGHT_LOW_INCHES-4/5(31.2000000, 39.6000000)	-0.324	-0.297	-0.230	0.912	-0.061			0.520
5.0	HEIGHT_LOW_INCHES-5/5(39.6000000, 48.0000000)	-0.324	0.703	-0.230	-0.088	-0.061			0.407
6.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-1/5(8.0000000, 19.6000000)	24.892	-2.432	-13.243	-5.446	-3.770			14.533
7.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-2/5(19.6000000, 31.2000000)	-22.946	3.216	12.622	4.973	2.135			13.467
8.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-3/5(31.2000000, 42.8000000)	-1.622	-1.486	0.851	0.561	1.696			1.479
9.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-4/5(42.8000000, 54.4000000)								
10.0	HEIGHT_HIGH_INCHES-5/5(54.4000000, 66.0000000)	-0.324	0.703	-0.230	-0.088	-0.061			0.407
11.0	WEIGHT_LOW_LBS-1/5(2.0000000, 36.6000000)	23.973	-2.108	-11.311	-6.236	-4.318			13.826
12.0	WEIGHT_LOW_LBS-2/5(36.6000000, 71.2000000)	-16.838	8.649	8.365	-0.831	0.655			10.361
13.0	WEIGHT_LOW_LBS-3/5(71.2000000, 105.8000000)	-5.514	-5.054	3.095	3.507	3.966			4.836
14.0	WEIGHT_LOW_LBS-4/5(105.8000000, 140.4000000)	-1.297	-1.189	0.081	2.649	-0.243			1.595
15.0	WEIGHT_LOW_LBS-5/5(140.4000000, 175.0000000)	-0.324	-0.297	-0.230	0.912	-0.061			0.520
16.0	WEIGHT_HIGH_LBS-1/5(5.0000000, 42.0000000)	27.216	-5.135	-13.014	-5.358	-3.709			15.644
17.0	WEIGHT_HIGH_LBS-2/5(42.0000000, 79.0000000)	-16.514	13.946	8.595	-3.743	-2.284			11.835
18.0	WEIGHT_HIGH_LBS-3/5(79.0000000, 116.0000000)	-5.189	-3.757	3.324	3.595	2.027			4.157
19.0	WEIGHT_HIGH_LBS-4/5(116.0000000, 153.0000000)	-4.216	-3.865	1.014	2.858	4.209			3.861
20.0	WEIGHT_HIGH_LBS-5/5(153.0000000, 190.0000000)	-1.297	-1.189	0.081	2.649	-0.243			1.595
21.0	BREED-Affenpinscher	-0.324	0.703	-0.230	-0.088	-0.061			0.407
22.0	BREED-Afghan Hound	-0.324	-0.297	-0.230	-0.088	0.939			0.533
23.0	BREED-Airdale Terrier	-0.324	-0.297	0.770	-0.088	-0.061			0.447
24.0	BREED-Akita	-0.324	-0.297	-0.230	0.912	-0.061			0.520

Рисунок 8 – Фрагмент модели INF 3

1.6 Результаты верификации моделей

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

3.4. Обобщ.форма по достов.моделей 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	Сила мод. уровнев. сход. истинно-полож. решений (STR)	Сила мод. уровнев. сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сила мод. уровнев. сход. ложно-отриц. решений (STP)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...	148	148	145	447		0.249	1.000	0.398	119.447	6.207	189
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Сумма абс. частот по призна...	148	148	106	486		0.233	1.000	0.379	86.955		100
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	148	148	145	447		0.249	1.000	0.398	119.447	6.207	189
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн. частот по при...	148	148	106	486		0.233	1.000	0.379	105.794		167
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	148	148	145	447		0.249	1.000	0.398	119.446	6.207	189
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн. частот по при...	148	148	106	486		0.233	1.000	0.379	105.794		167
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	148	130	483	109	18	0.544	0.878	0.672	32.143	169.339	13
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	148	142	455	137	6	0.509	0.959	0.665	52.927	112.446	31
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	148	130	483	109	18	0.544	0.878	0.672	32.143	169.339	13
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	148	142	455	137	6	0.509	0.959	0.665	52.927	112.446	31
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между факти...	Семантический резонанс: зна...	148	135	425	167	13	0.447	0.912	0.600	100.756	223.179	83
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между факти...	Сумма знаний	148	135	425	167	13	0.447	0.912	0.600	66.535	103.194	38
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	148	139	551	11	15	0.764	0.859	0.826	37.218	140.231	8
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	148	149	411	181		0.450	1.000	0.621	31.436	11.294	16
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	148	133	551	11	15	0.764	0.859	0.826	37.218	140.231	8
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	148	148	411	181		0.450	1.000	0.621	31.436	11.294	16
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	148	135	411	181	13	0.427	0.912	0.582	97.908	113.424	87
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	148	135	376	216	13	0.385	0.912	0.541	82.169	79.823	71
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	148	135	411	181	13	0.427	0.912	0.582	97.908	113.424	87
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	148	135	376	216	13	0.385	0.912	0.541	82.169	79.823	71

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

Рисунок 9 – Оценка достоверности моделей (F-критерий)

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

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средний модуль уровнев. сход. истинно-полож. решений	Средний модуль уровнев. сход. истинно-отрицат. решений	Средний модуль уровнев. сход. ложно-положит. решений	Средний модуль уровнев. сход. ложно-отрицат. решений	A-Точность модели A/Precision = ATR/(ATR+...	A-Полнота модели A/Recall = ATR/(ATR+...	L2-мера проф. Е.В. Луценко	Процент правильной идентификац.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Корреляция абс. частот с обр...	1.000	0.558	0.807	0.043	0.424	0.656	1.000	0.792	100.000	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "Клас...	Сумма абс. частот по призна...	1.000	0.633	0.588		0.207	0.739	1.000	0.850	100.000	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	1.000	0.558	0.807	0.043	0.424	0.656	1.000	0.792	100.000	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн. частот по при...	1.000	0.558	0.715		0.345	0.674	1.000	0.805	100.000	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	1.000	0.558	0.807	0.043	0.424	0.656	1.000	0.792	100.000	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн. частот по при...	1.000	0.558	0.715		0.345	0.674	1.000	0.805	100.000	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	0.909	0.791	0.247	0.351	0.126	0.180	0.662	0.579	61.8	87.838
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	0.978	0.767	0.373	0.247	0.227	0.194	0.622	0.657	63.9	95.946
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс: зна...	0.909	0.791	0.247	0.351	0.126	0.180	0.662	0.579	61.8	87.838
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	0.978	0.767	0.373	0.247	0.227	0.194	0.622	0.657	63.9	95.946
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между факти...	Семантический резонанс: зна...	0.969	0.699	0.746	0.525	0.500	0.245	0.599	0.753	66.7	91.216
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между факти...	Сумма знаний	0.977	0.770	0.493	0.243	0.229	0.121	0.683	0.802	73.8	91.216
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	0.954	0.914	0.280	0.255	0.128	0.120	0.687	0.700	69.4	89.865
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	1.000	0.796	0.212	0.027	0.089	0.705	1.000	0.827	100.000	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Семантический резонанс: зна...	0.954	0.914	0.280	0.255	0.128	0.120	0.687	0.700	69.4	89.865
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятн...	Сумма знаний	1.000	0.796	0.212	0.027	0.089	0.705	1.000	0.827	100.000	
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	0.965	0.682	0.725	0.276	0.485	0.270	0.599	0.729	65.8	91.216
9. INF6 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.979	0.690	0.609	0.212	0.333	0.138	0.646	0.816	72.1	91.216
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	0.965	0.682	0.725	0.276	0.485	0.270	0.599	0.729	65.8	91.216
10. INF7 - частный критерий: разн.усли и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.979	0.690	0.609	0.212	0.333	0.138	0.646	0.816	72.1	91.216

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

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

Из рисунка 9-10 можно сделать вывод о том, что в данном интеллектуальном приложении по F-критерию Ван Ризбергера наиболее достоверными моделями являются INF4 и INF5 с интегральным критерием «Корреляция условно относительных частот» (F=0,826 максимуме 1,000), по критерию L1 профессора Е.В. Луценко наиболее достоверными являются также модели INF4 и INF5 с интегральным критерием «Сумма абсолютных частот» (L1=0,914 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=0,850 при максимуме 1,000).

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

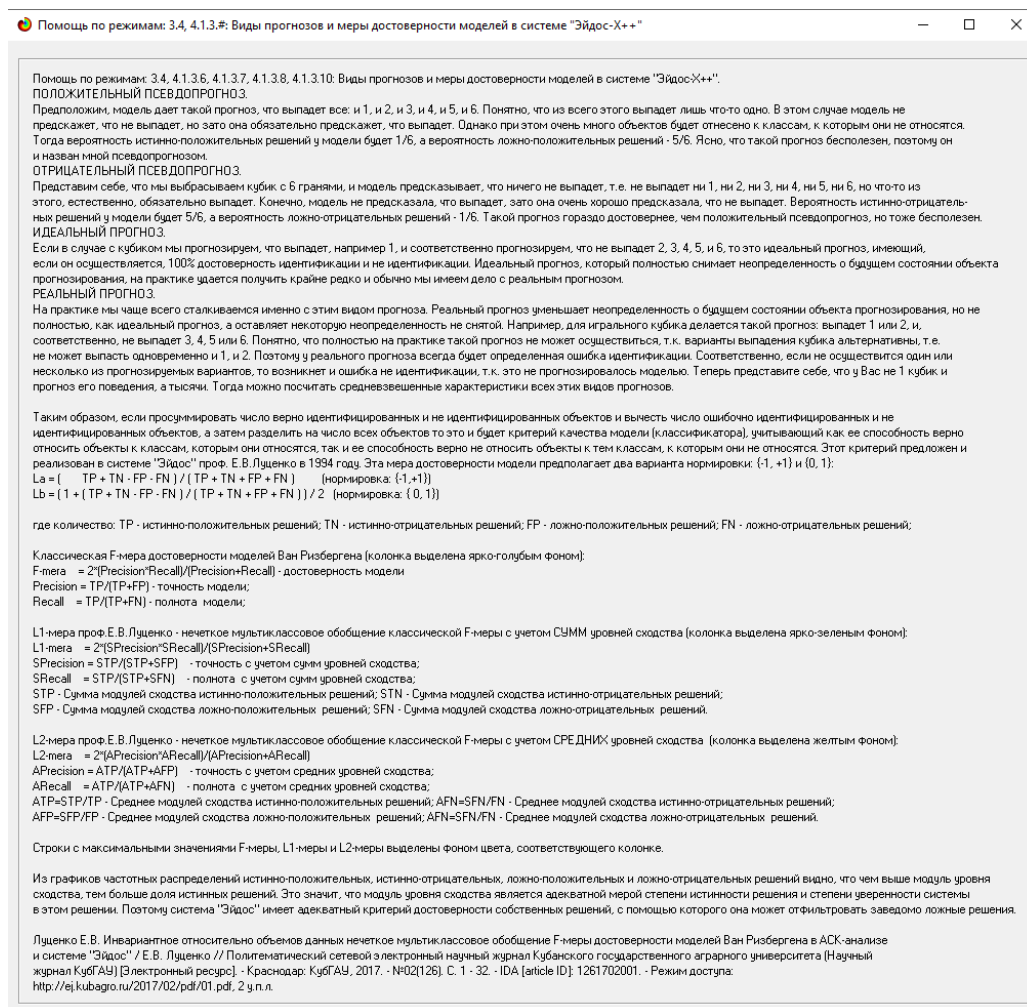


Рисунок 11 – Виды прогнозов и принципы определения

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

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

Левое распределение включает истинно-отрицательные и

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

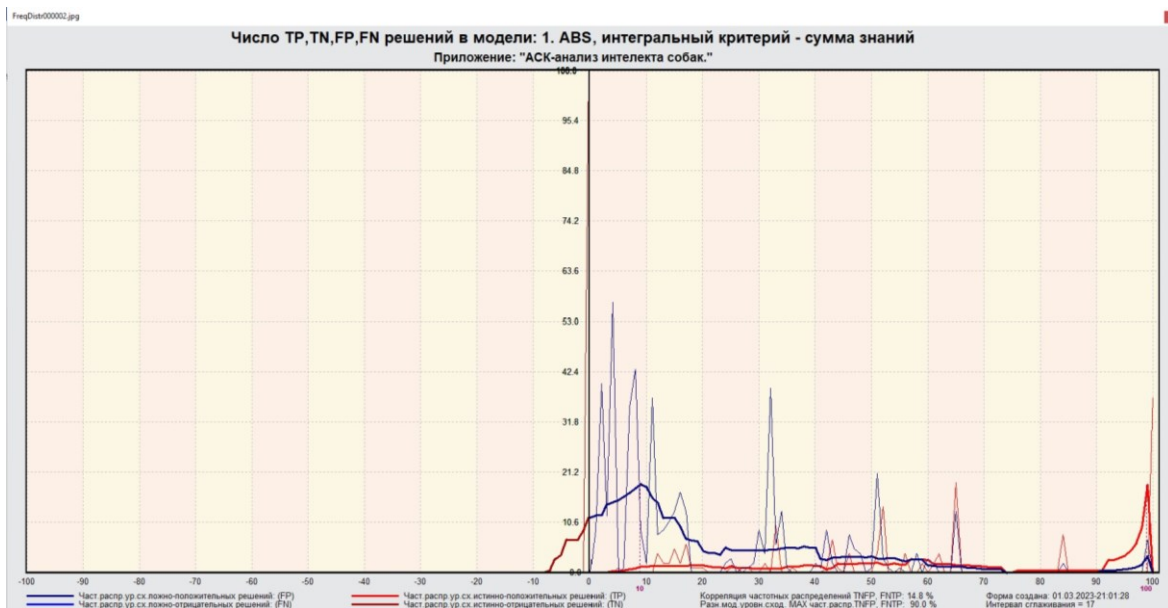


Рисунок 12 – Частотные распределения модели ABS

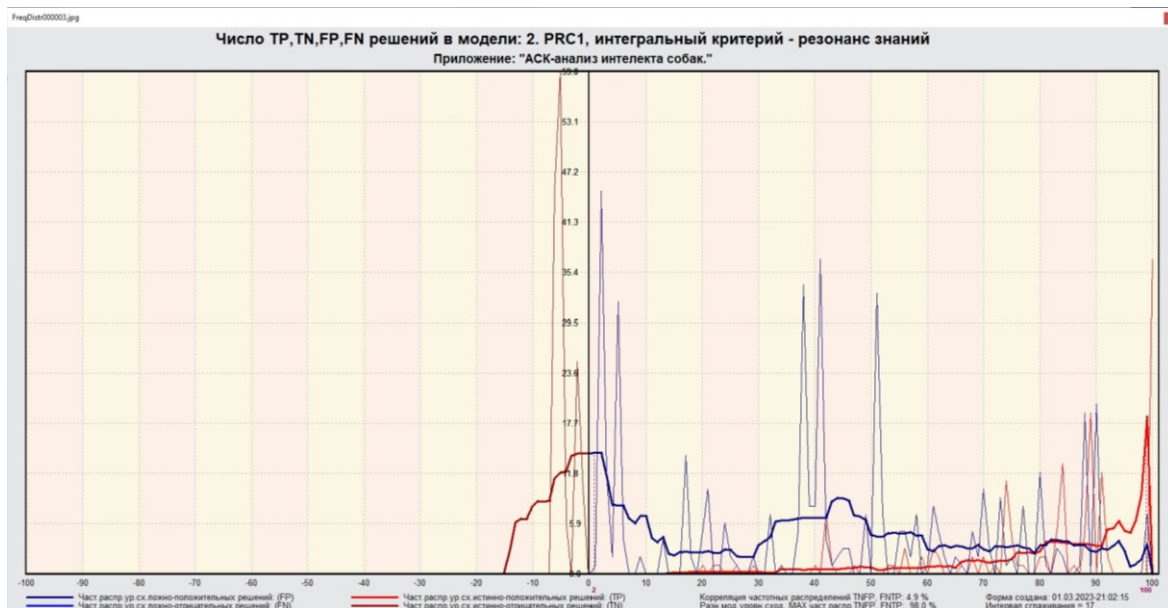


Рисунок 13 – Частотные распределения модели PRC1

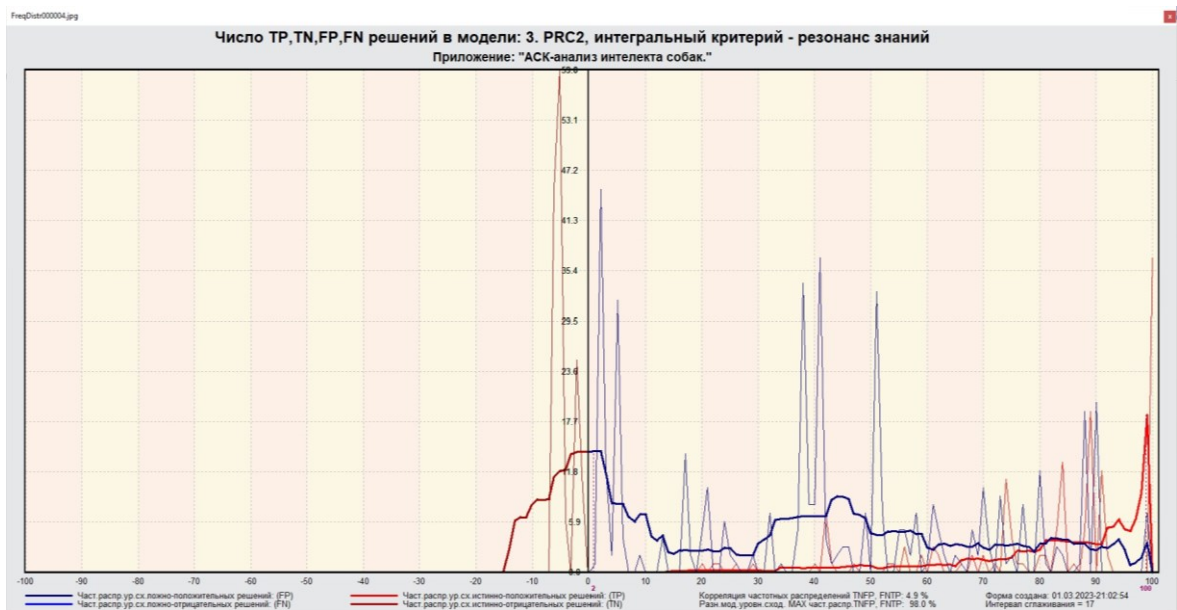


Рисунок 14 – Частотные распределения модели PRC2

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

2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1 Решение задач идентификации

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

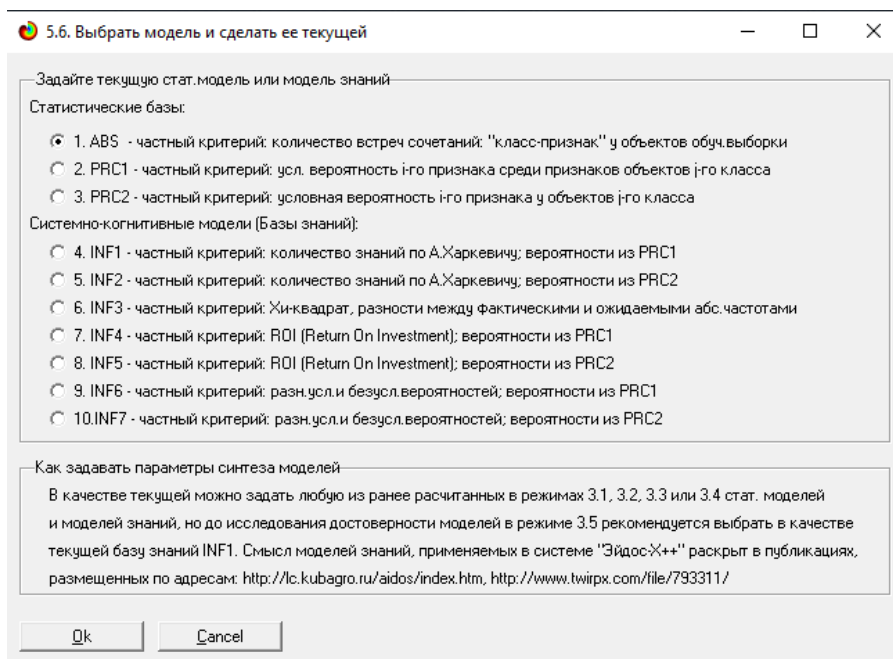


Рисунок 15 – Интерфейс задания модели

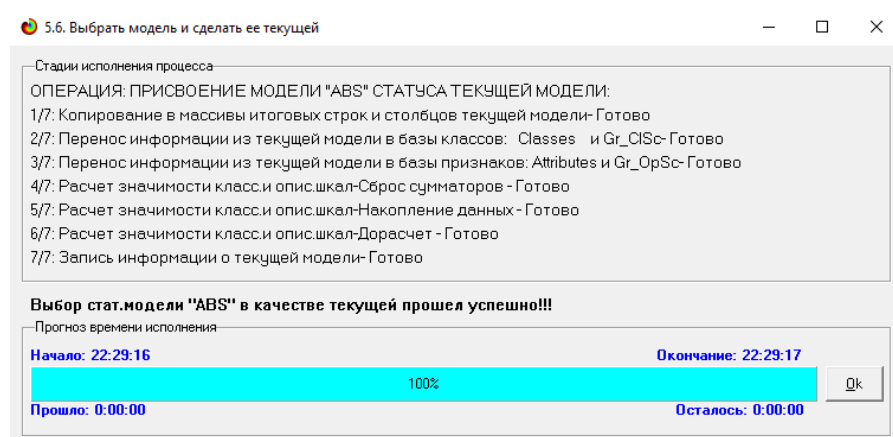


Рисунок 16 – Процесс загрузки модели

Затем следует провести пакетное распознавание в режиме 4.1.2.

(рисунок 17).

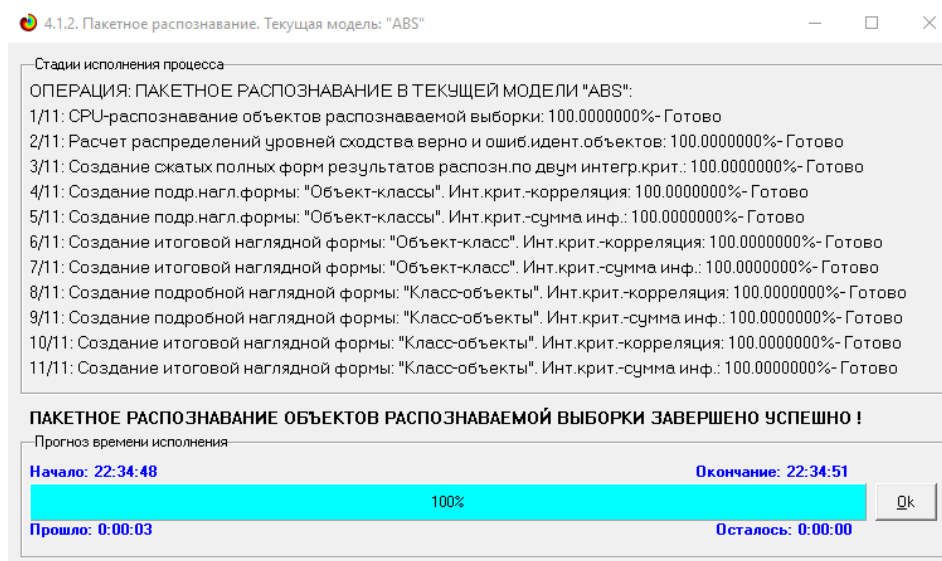


Рисунок 17 – Процесс пакетного распознавания модели

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

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

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

На рисунке 18 и 19 приведен пример прогноза высокой и низкой

достоверности частоты объектов и классов в модели ABS на основе наблюдения предыстории их развития. Визуализация результатов распознавания представлена в соотношении: «Объект-классы» и «Класс-объекты».

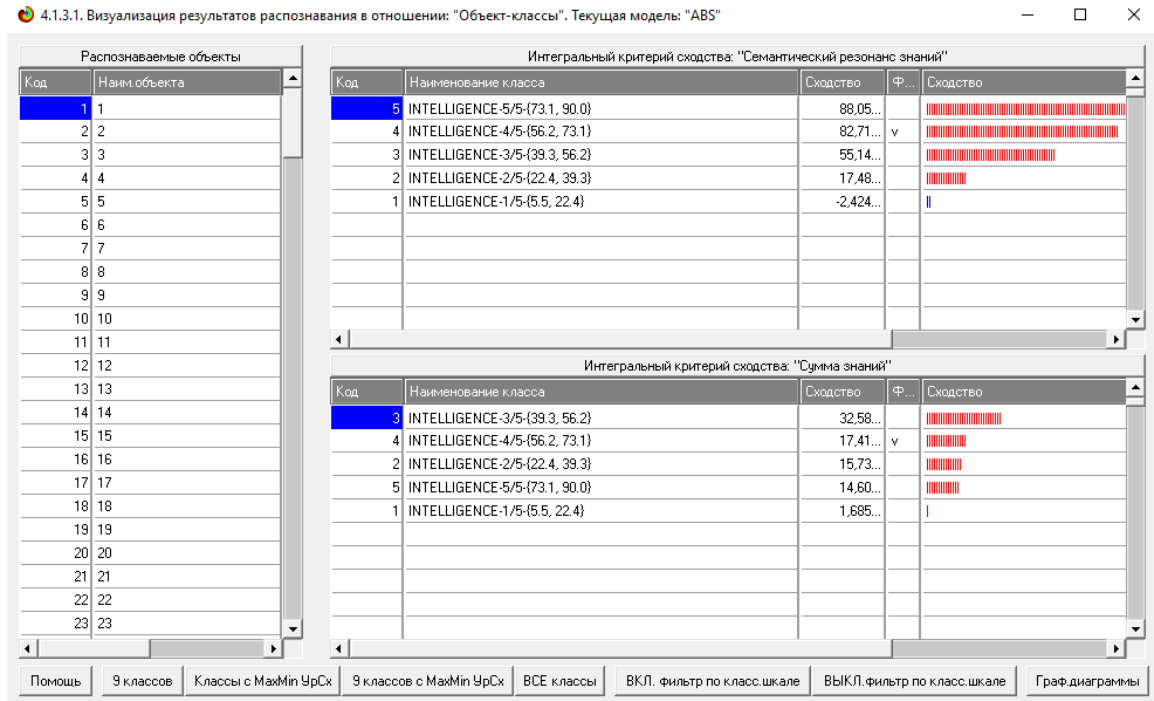


Рисунок 18 – Визуализация «Объект-классы»

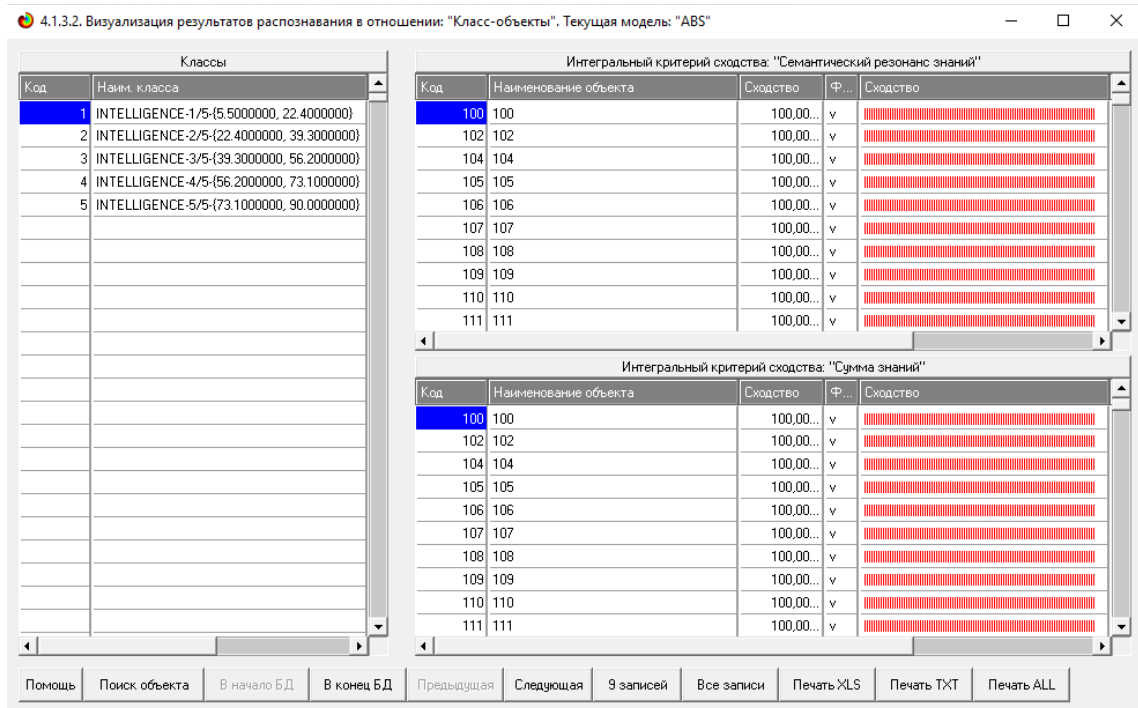


Рисунок 19 – Визуализация «Класс-объекты»

2.2 SWOT и PEST матрицы и диаграммы

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

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

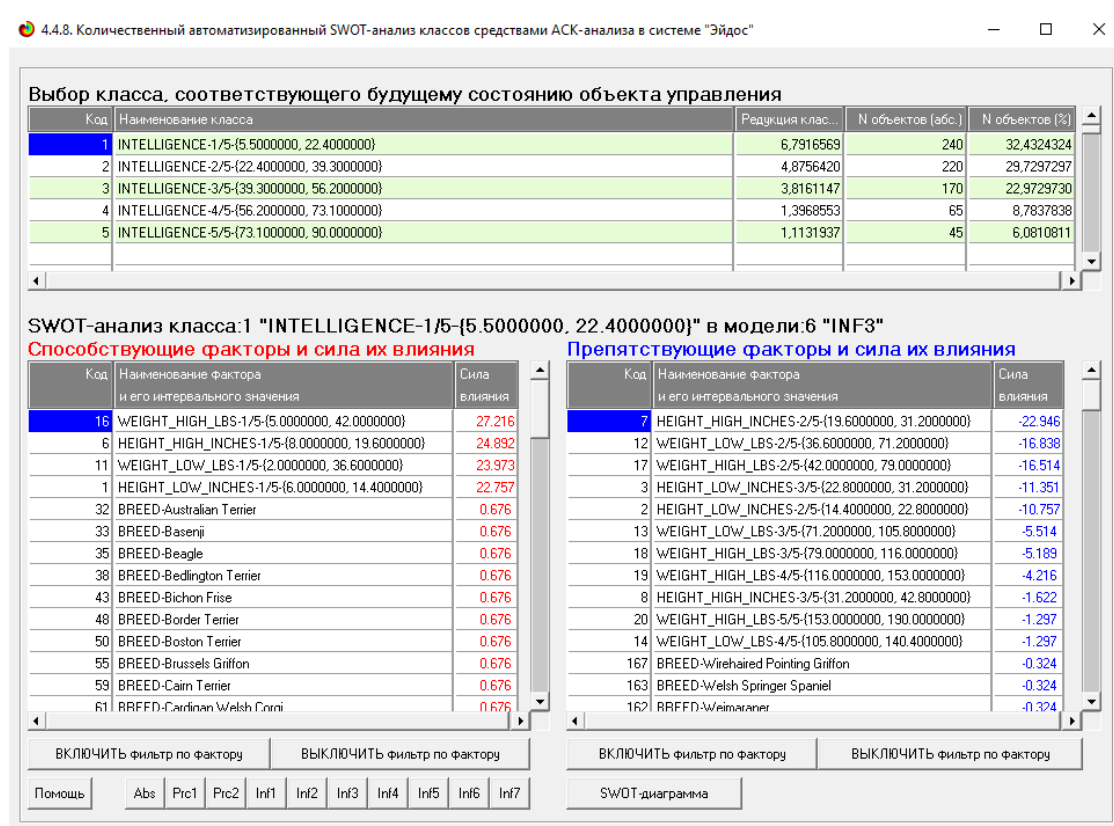


Рисунок 20 – SWOT-матрица

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

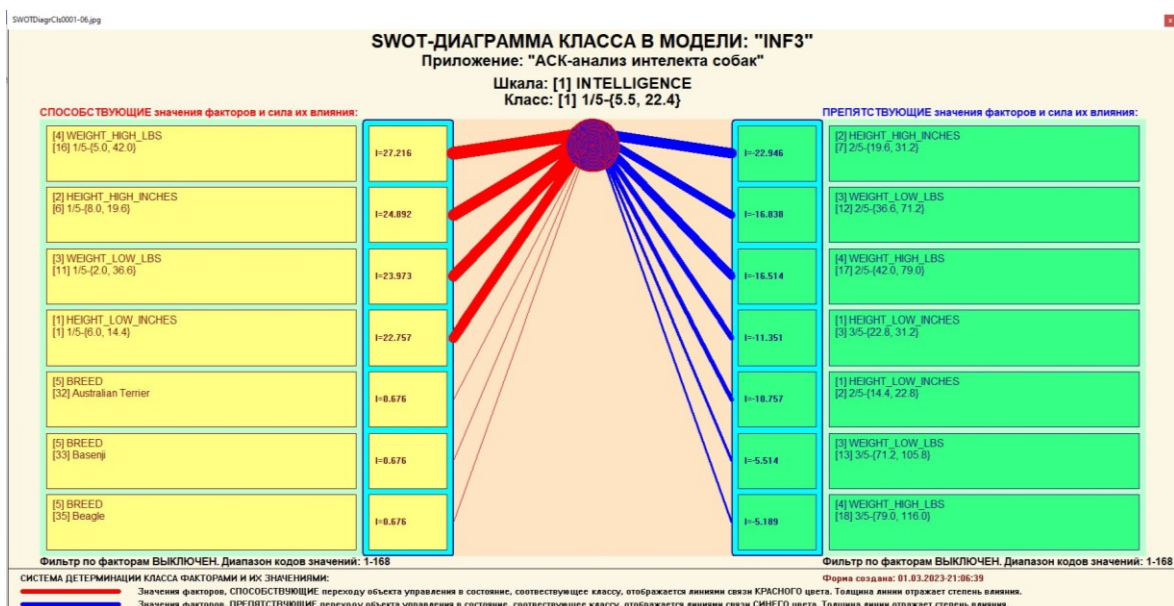


Рисунок 21 – SWOT-диаграмма

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

2.3 Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

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

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

2.3.1 Когнитивные диаграммы классов

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

Отметим также, что на когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 22, показаны количественные оценки сходства/различия показателей. Важно, что эти результаты сравнения получены с применением системно-когнитивной модели, созданной непосредственно на основе эмпирических данных, а не как традиционно делается на основе экспертных оценок неформализуемым путем на основе опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

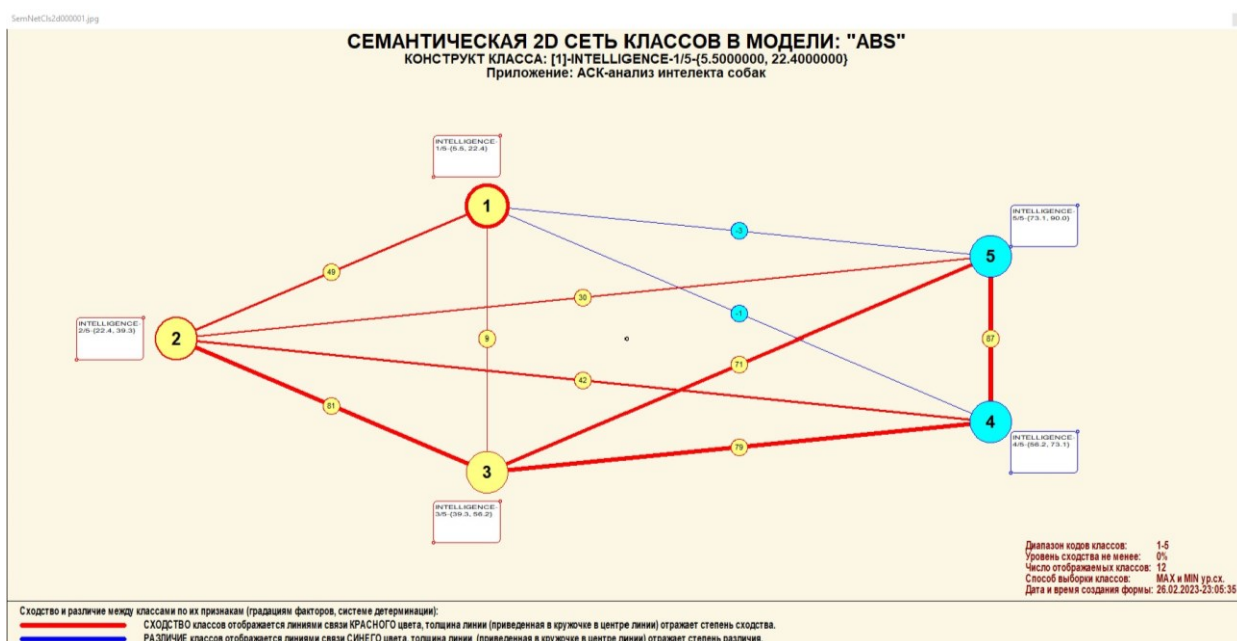


Рисунок 22 – Когнитивная диаграмма классов

2.3.2 Агломеративная когнитивная кластеризация классов

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

кластеризации (рисунок 23 и 24).



Рисунок 23 – Дендрограмма когнитивной кластеризации классов

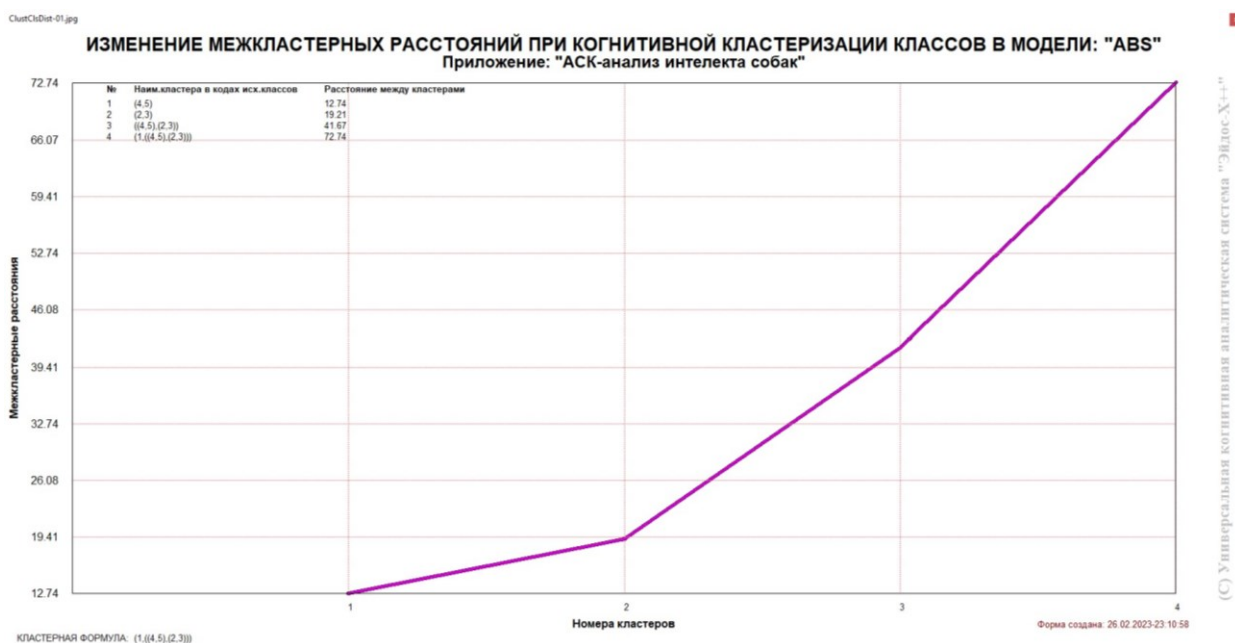


Рисунок 24 – График изменения межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации классов

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

факторов сильно отличаются, и, следовательно, являются взаимоисключающими, т.е. являются альтернативными.

2.3.3 Когнитивные диаграммы значений факторов

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

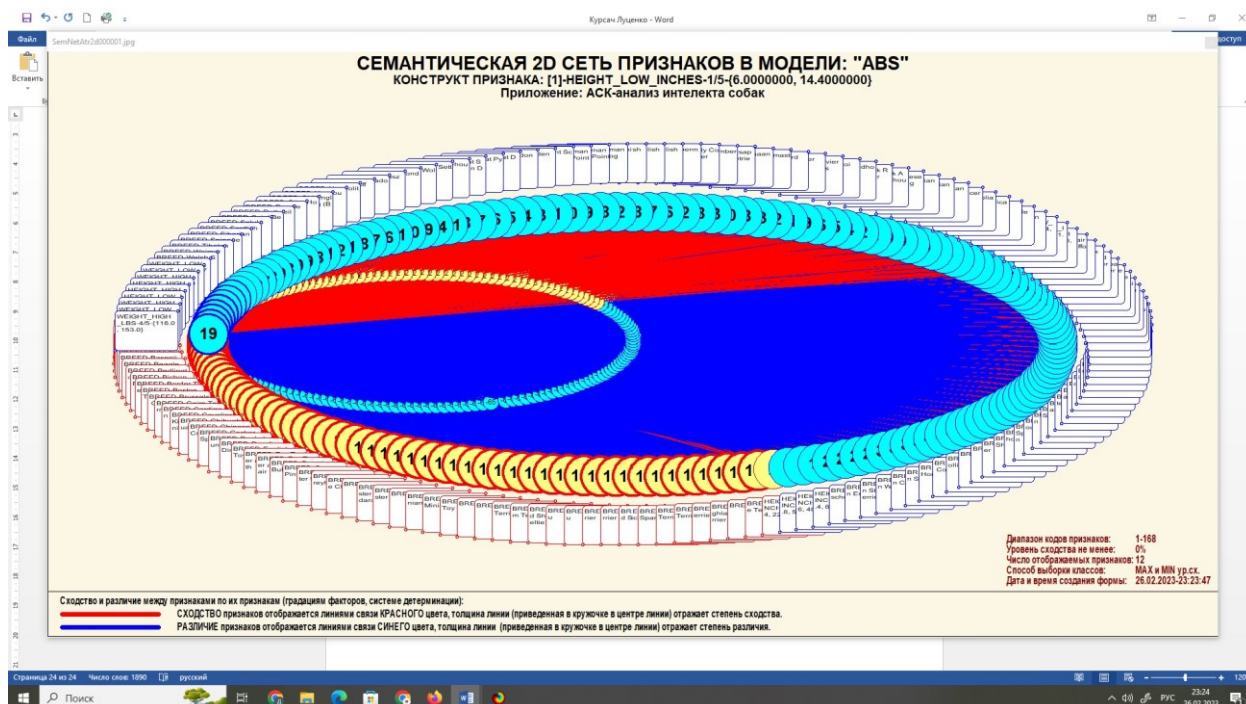


Рисунок – График изменения межкластерных расстояний

2.3.4 Агломеративная когнитивная кластеризация значений факторов

На рисунках 26-27 приведена агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации значений факторов и график изменения межкластерных расстояний, полученные на основе той же матрицы сходства признаков по их смыслу, что и в когнитивных диаграммах.

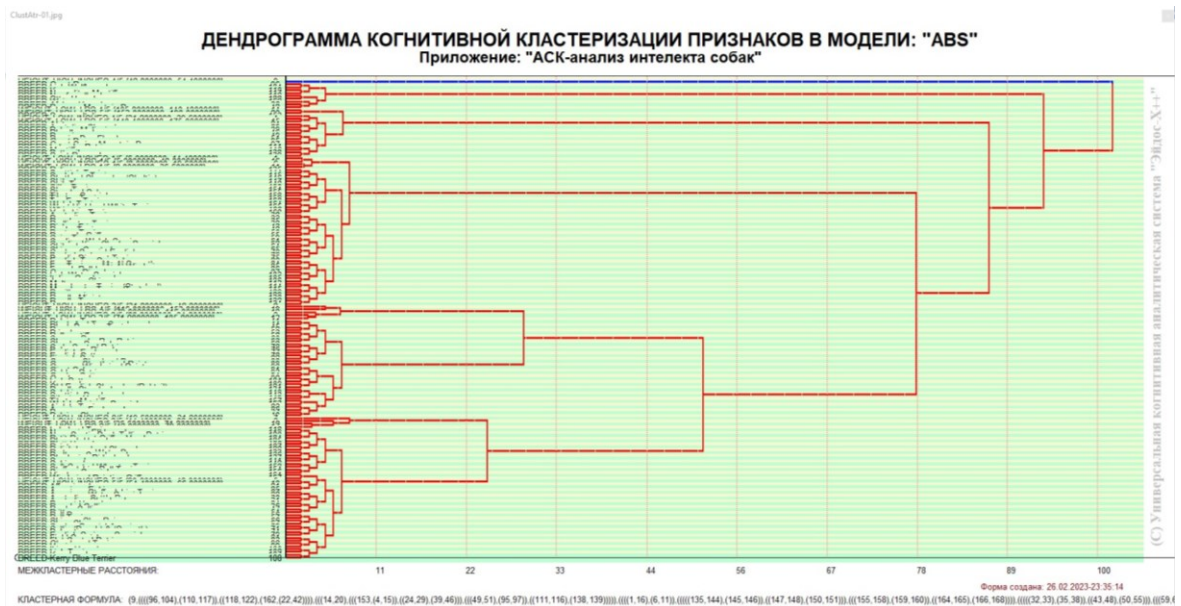


Рисунок 26 – Дендрограмма когнитивной кластеризации признаков



Рисунок 27 – 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 28 приведён пример нелокального нейрона, а на рисунке 29 – фрагмент одного слоя нелокальной нейронной сети, отражающий 87% наиболее значимых синаптических связей.

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



Рисунок 28 – Пример нелокального нейрона

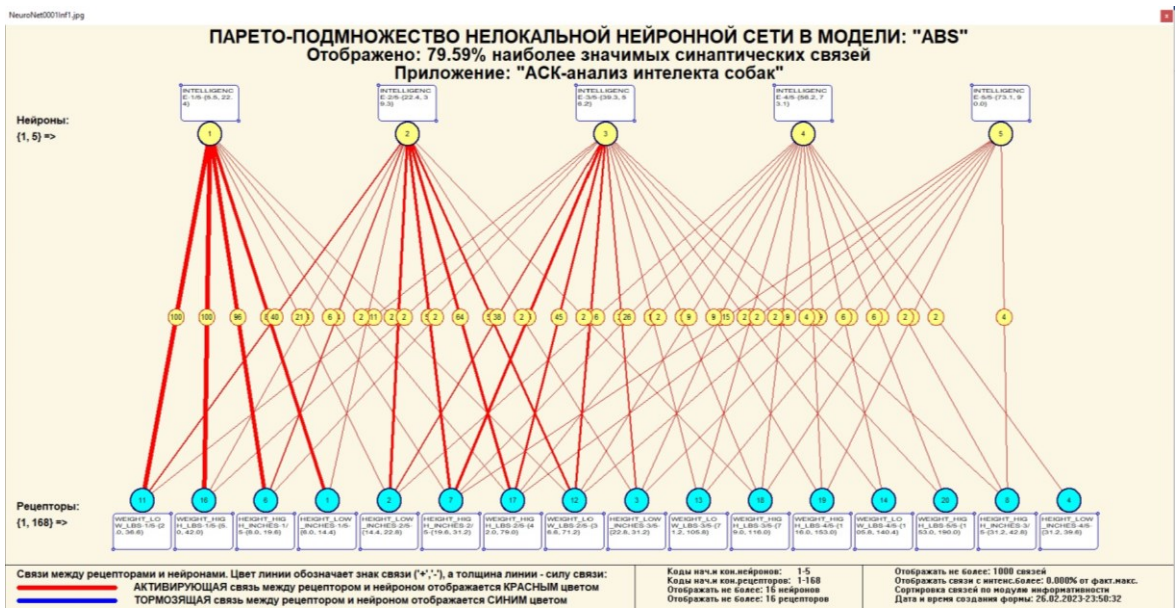


Рисунок 29 – Один слой нелокальной нейронной сети

2.3.6 3D-интегральные когнитивные карты

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

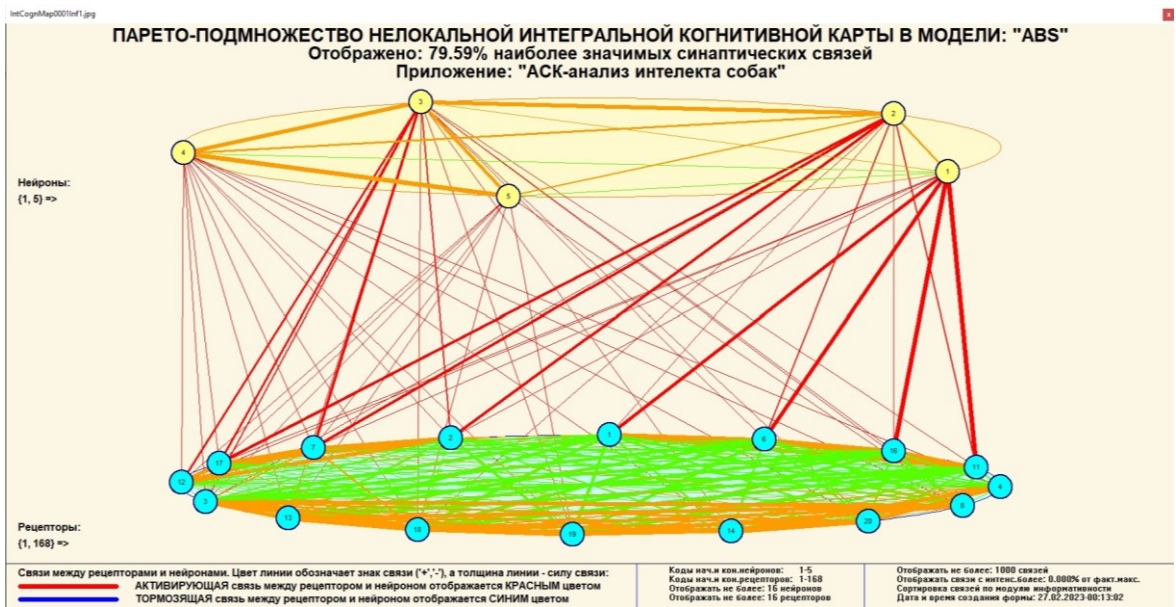


Рисунок 30 – 3D-интегральная когнитивная карта

2.3.7 Когнитивные функции

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

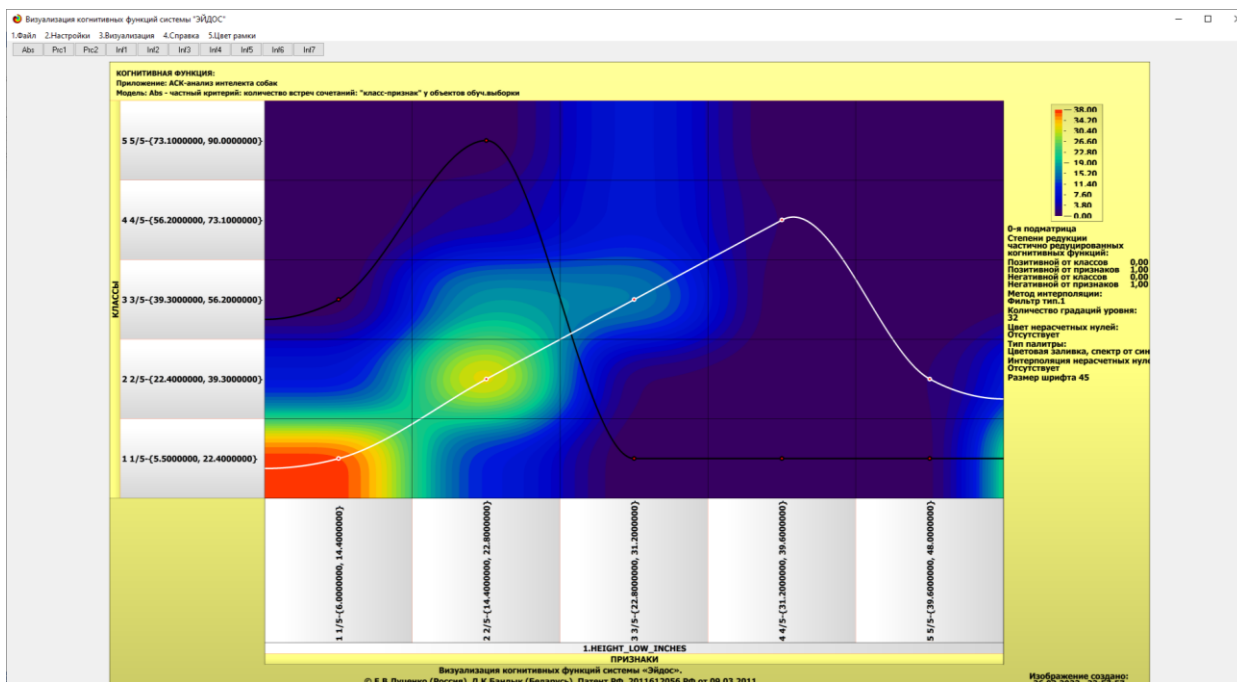


Рисунок 31 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 1

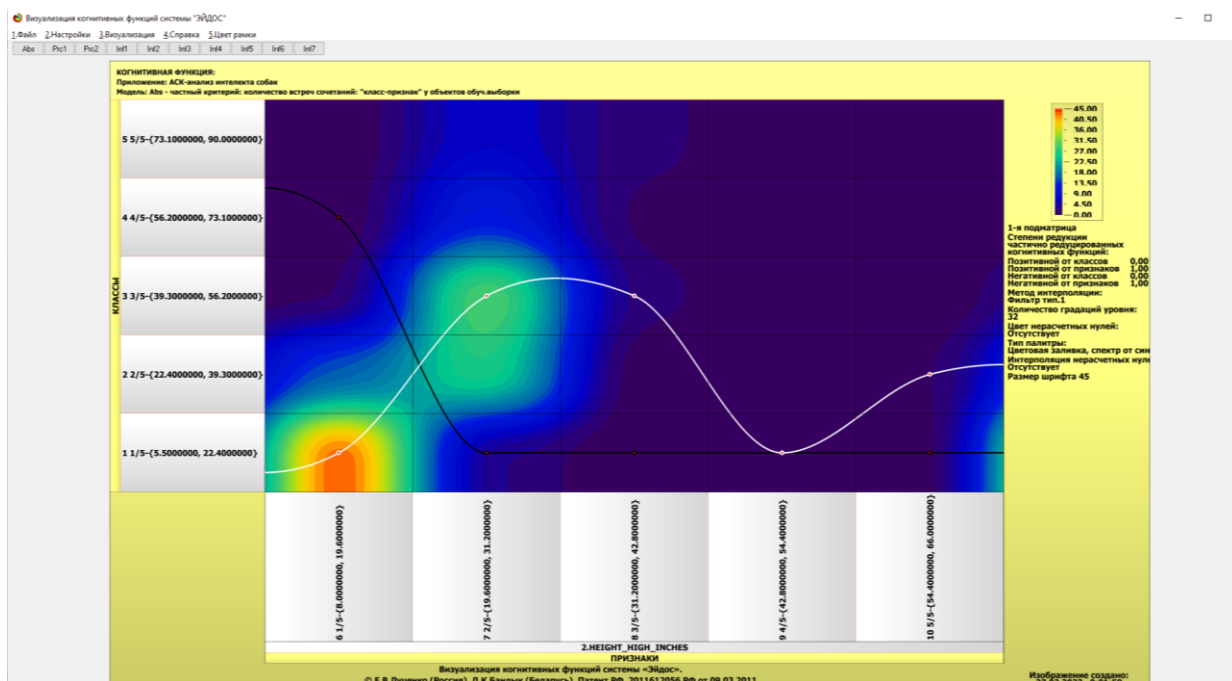


Рисунок 32 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 2

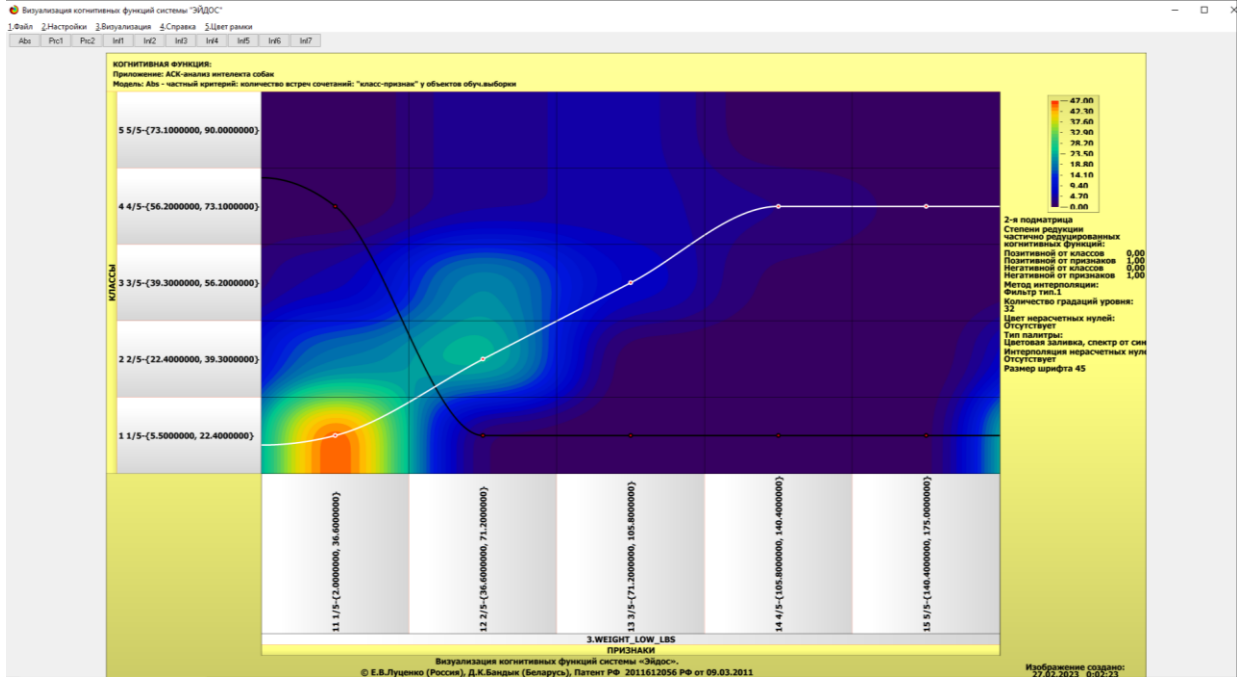


Рисунок 33 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 3

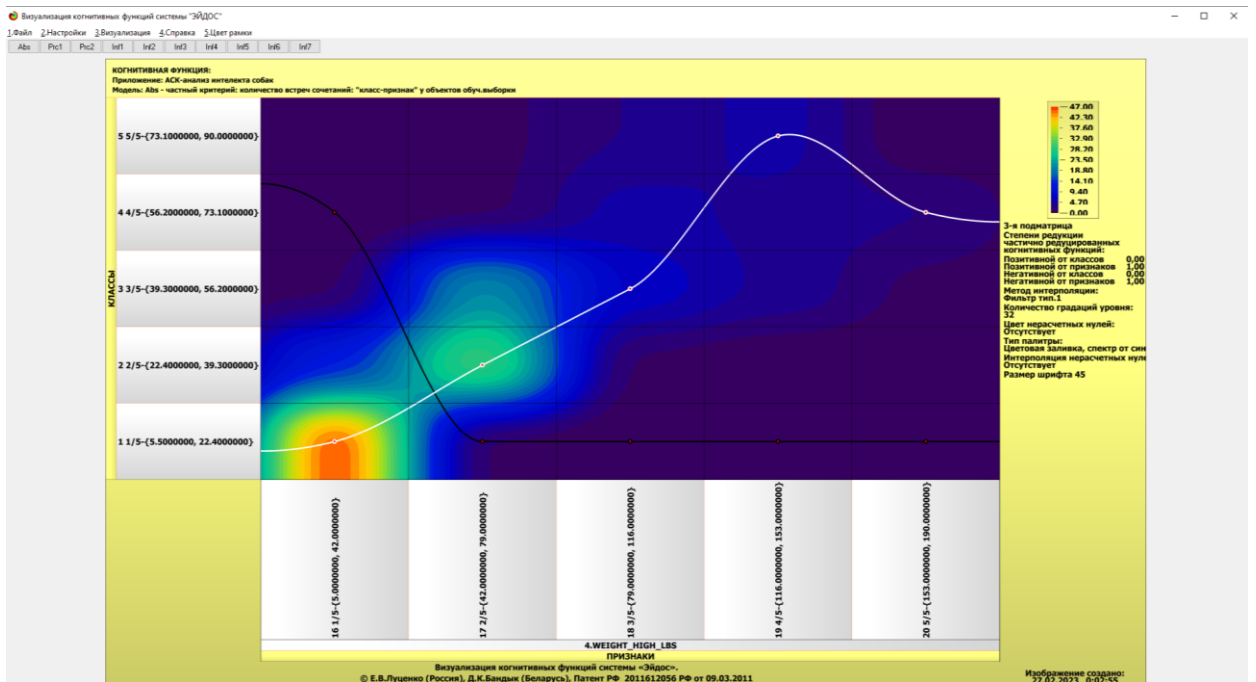


Рисунок 34 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 5

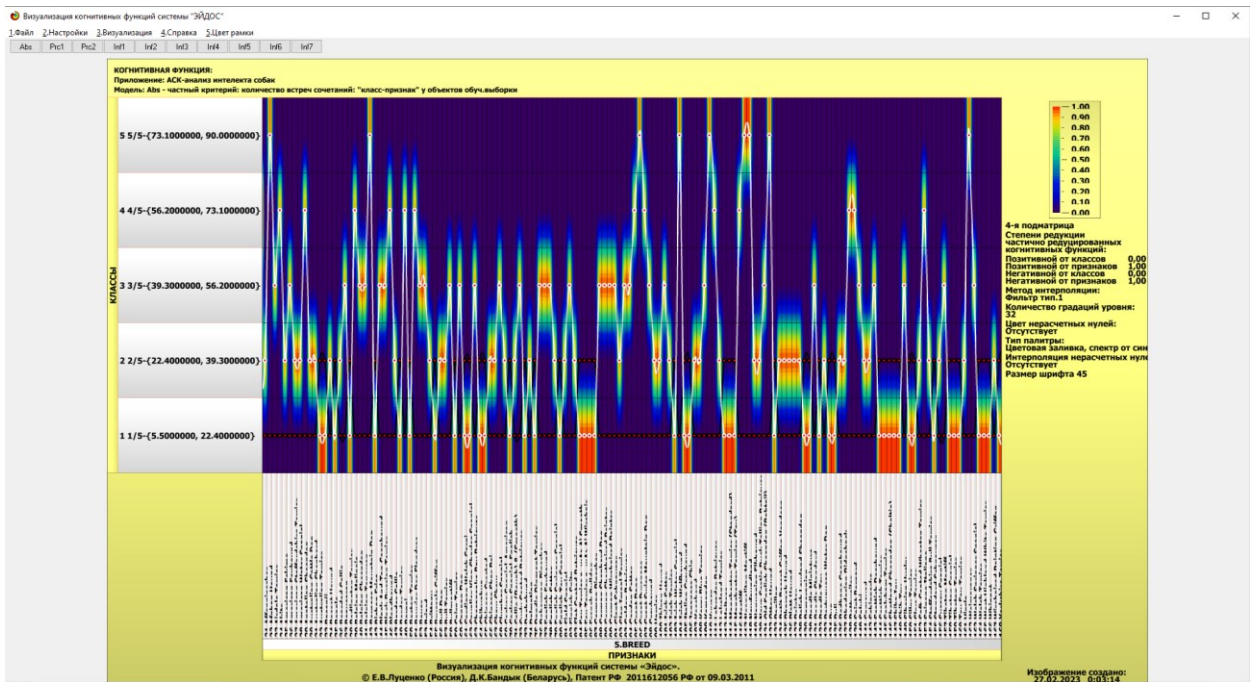


Рисунок 35 – Пример визуализации когнитивной функции по признаку 5

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

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

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

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

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

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

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

3. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос- X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

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

доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.

5. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

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

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

8. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ)

[Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

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

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