

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 землетрясений в Италии за 2016 по данным портала
Kaggle

Выполнила студентка группы: ИТ1941 Горкавой Петр Георгиевич

Допущен к защите: _____

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

Защищен 16.02.2021
(дата)

Оценка отлично

Краснодар 2021

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 37 страниц, 36 рисунков, 17 литературных источников.

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

Целью работы является АСК-анализ землетрясений в Италии за 2016 год по данным портала Kaggle.

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 Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel	7
1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X	9
1.4 Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей.....	14
1.5 Виды моделей системы Aidos-X	16
1.6 Результаты верификации моделей.....	18
2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	22
2.1 Решение задачи идентификации	22
2.2 Кластерно-конструктивный анализ	25
2.3 Нелокальные нейронные сети и нейтроны	28
2.4 SWOT и PEST матрицы и диаграммы	30
2.5 Когнитивные функции	33
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	35
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ	36

ВВЕДЕНИЕ

Применение искусственного интеллекта для исследования процессов и явлений на сегодняшний день является одним из наиболее перспективных трендов сферы информационных технологий и анализа данных. В настоящее время на рынке представлено достаточно большое количество инструментов различной степени проработанности для реализации анализа данных с использованием искусственного интеллекта. Однако следует отметить, что большая часть из них не дает возможности проводить сравнение моделей, построенных на основе обучающей выборки искусственным интеллектом. Именно поэтому в рамках данной работы для анализа данных выбран инструмент «Aidos-X++».

Целью работы является АСК-анализ землетрясений в Италии за 2016 год по данным портала Kaggle.

Для достижения поставленной цели необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая поможет преобразовать эти данные в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Удачным выбором является сборник баз данных Kaggle.

В данной курсовой работе использована база данных «Italy's Earthquakes» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – Kaggle.

Для решения задачи используем стандартные возможности MS Office Word и Excel, а также систему искусственного интеллекта «Aidos-X++».

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.

Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый и доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X.

Преимущества данной системы:

- универсальность;
- доступность, т. е. данная система находится в полном открытом бесплатном доступе, причем с актуальными исходными текстам;
- одна из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т. е. она не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (акт внедрения системы Aidos-X 1987 года);
- обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения;

- содержит большое количество локальных и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 251, соответственно);
- мультязычная 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;
- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе;
- хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

В соответствии с методологией АСК-анализа решение поставленной задачи проведем в четыре этапа:

1. Преобразование исходных данных из csv-формата в промежуточные файлы 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 Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel

С электронного ресурса [kaggle.com](https://www.kaggle.com/blackecho/italy-earthquakes) был взят набор данных «Italy_earthquakes_from_2016-08024_to_2016_11_30.csv»; отметим, что сам набор данных в рамках проводимого исследования изменять не нужно. Ссылка на выбранный набор данных – <https://www.kaggle.com/blackecho/italy-earthquakes>.

Этот набор данных содержит данные о землетрясениях, произошедших в центре Италии в период с августа по ноябрь 2016 года. База содержит следующие значения: время, широта, долгота, глубина/км, магнитуда.

Каждая строка представляет событие – землетрясения. Для каждого события представлены следующие свойства:

- Time – точное время события в формате «ГГ-ММ-Д Ч:М:С»;
- Latitude, Longitude – точные географические координаты события по широте и долготе;
- Depth/Km – глубина эпицентра в километрах;
- Magnitude – значение величины по шкале Рихтера (магнитуда).

Для конвертации csv-файла в xls был использован онлайн конвертер: <https://document.online-convert.com/ru/convert/csv-to-excel>.

Из представленного файла была получена обучающая выборка, фрагмент которой представлен на рисунке 1.

Time	Latitude	Longitude	Depth/Km	Magnitude
2016-08-24 03:36:32.000	42,6983	13,2335	8,1	6
2016-08-24 03:37:26.580	42,7123	13,2533	9	4,5
2016-08-24 03:40:46.590	42,7647	13,1723	9,7	3,8
2016-08-24 03:41:38.900	42,7803	13,1683	9,7	3,9
2016-08-24 03:42:07.170	42,7798	13,1575	9,7	3,6
2016-08-24 03:43:58.700	42,7298	13,2137	10,7	3,4
2016-08-24 03:44:38.660	42,676	13,2858	10,8	2,7
2016-08-24 03:44:56.400	42,6282	13,2648	10,6	3,2
2016-08-24 03:46:12.240	42,7645	13,1777	6,6	3,7
2016-08-24 03:46:46.000	42,7445	13,2097	12,4	2,8
2016-08-24 03:47:51.540	42,6675	13,3238	6,5	3,3
2016-08-24 03:52:25.710	42,7447	13,2827	7,9	2,9
2016-08-24 03:52:43.210	42,6378	13,2313	10,9	3,1
2016-08-24 03:55:20.400	42,7895	13,1453	11,1	3
2016-08-24 03:55:44.630	42,7217	13,2497	6,3	3,5
2016-08-24 03:56:00.580	42,6008	13,2763	7,7	4,3
2016-08-24 03:57:23.090	42,7165	13,2208	8,5	3,4
2016-08-24 03:59:05.760	43,1615	12,8797	18,7	2
2016-08-24 03:59:23.630	42,6307	13,2283	10,7	2,8
2016-08-24 04:00:00.450	42,6125	13,2497	11,2	2,9
2016-08-24 04:01:08.120	42,7988	13,2412	6,9	3,9
2016-08-24 04:03:56.210	42,6253	13,2545	12,7	2,6
2016-08-24 04:04:05.850	42,7928	13,1333	9,8	2,8
2016-08-24 04:04:18.860	42,7892	13,1233	10,1	3,1
2016-08-24 04:04:50.450	42,6322	13,3002	7,1	2,9
2016-08-24 04:05:55.860	42,6162	13,2812	6,7	3,9
2016-08-24 04:07:30.340	42,6632	13,2957	6,4	3,8
2016-08-24 04:08:04.800	42,7918	13,1437	10,2	3,2
2016-08-24 04:09:08.810	42,6228	13,2665	10,2	2,7
2016-08-24 04:09:56.600	42,7352	13,1897	11,4	3,6
2016-08-24 04:10:37.790	42,718	13,2885	9,9	2,7
2016-08-24 04:10:56.030	42,7558	13,1927	9,5	3,8
2016-08-24 04:11:17.730	42,2743	13,391	9,2	3,1
2016-08-24 04:11:51.640	42,7198	13,2115	10,7	2,4
2016-08-24 04:12:12.210	42,8068	13,1488	8,9	3,5
2016-08-24 04:13:10.060	42,7035	13,2273	6,2	2,7
2016-08-24 04:13:57.320	42,7678	13,1538	9,3	3,7
2016-08-24 04:15:15.420	42,8002	13,1663	7,5	3,7

Рисунок 1 – Обучающая выборка (фрагмент)

1.3 Ввод выборки в систему Aidos-X

Теперь, когда имеется обучающая выборка в формате *.xls, можно импортировать ее в систему Aidos-X. Для этого необходимо скопировать файл с выборкой в папку Inp_data, переименовав файл в Inp_data.

Для импорта обучающей выборки в систему используется универсальный программный интерфейс импорта данных в систему Aidos-X (режим 2.3.2.2); результат заполнения формы интерфейса приведен на рисунке 2.

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

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

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

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

Стандарт XLS-файла

Стандарт DBF-файла

Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

- ☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
- ☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
- ☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davg.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал: 5

Конечный столбец классификационных шкал: 5

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал: 2

Конечный столбец описательных шкал: 4

Задайте режим:

- ☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
- ☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_asp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

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

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

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

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

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

Ok Cancel

Рисунок 2 – Импорт обучающей выборки в систему

Стоит отметить следующие настройки:

- Тип файла – xlsx;
- Классификационные шкалы – 5;
- Описательные шкалы – 2-4;
- Применяется спец. интерпретация текстовых полей признаков;
- В качестве признаков рассматриваются слова, без проведения лемматизации.

В форме задания размерности модели системы оставляем все без изменений (рисунок 3).

Рисунок 3 – Задание размерности модели системы Aidos-X

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

Рисунок 4 – Процесс импорта из внешней базы данных

Так как предварительно числовые шкалы были разбиты на интервалы, перерасчет шкал после ввода выборки производить не надо. После импорта автоматически формируются классификационные и описательные шкалы, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Тем самым этап формализации предметной области выполняется полностью автоматизировано.

Классификационная шкала представлена на рисунке 5; с ней можно ознакомиться в режиме 2.1 системы Aidos-X

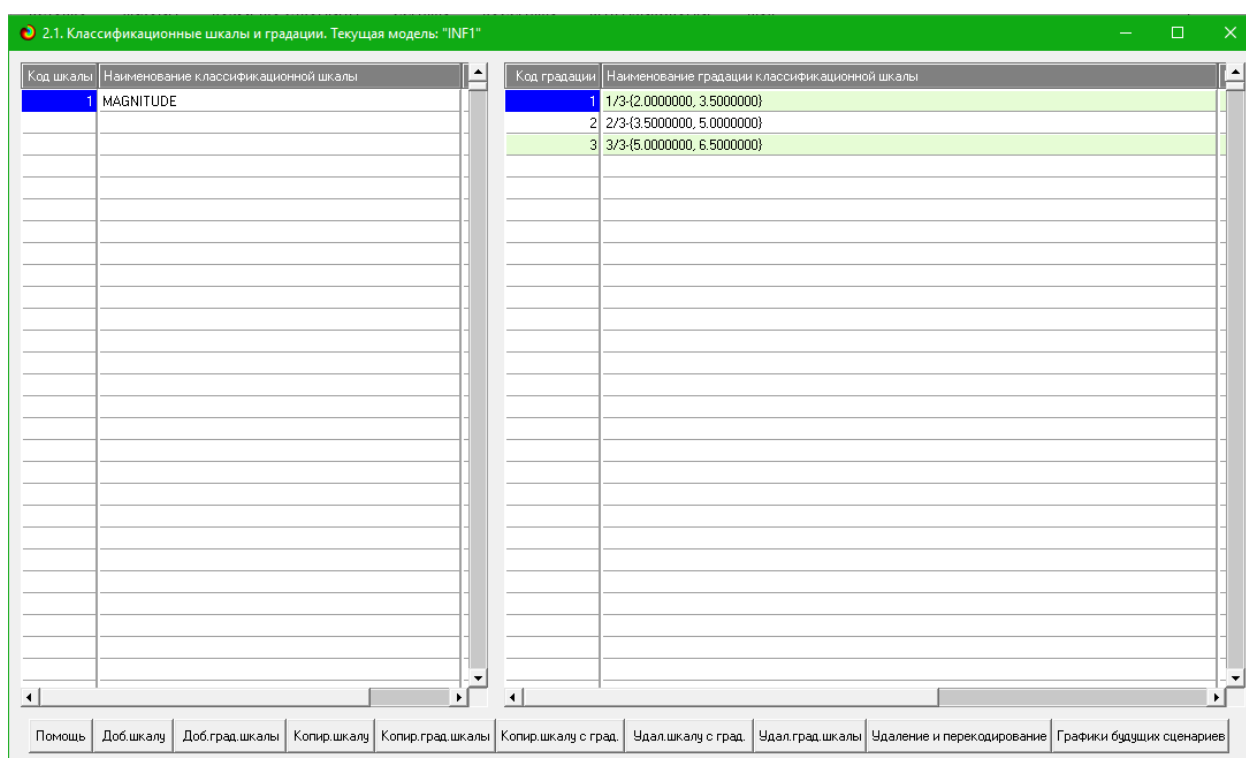


Рисунок 5 – Классификационные шкалы и градации (режим 2.1)

Описательные шкалы представлены на рисунках 6-8; с ними можно ознакомиться в режиме 2.2 системы Aidos-X.

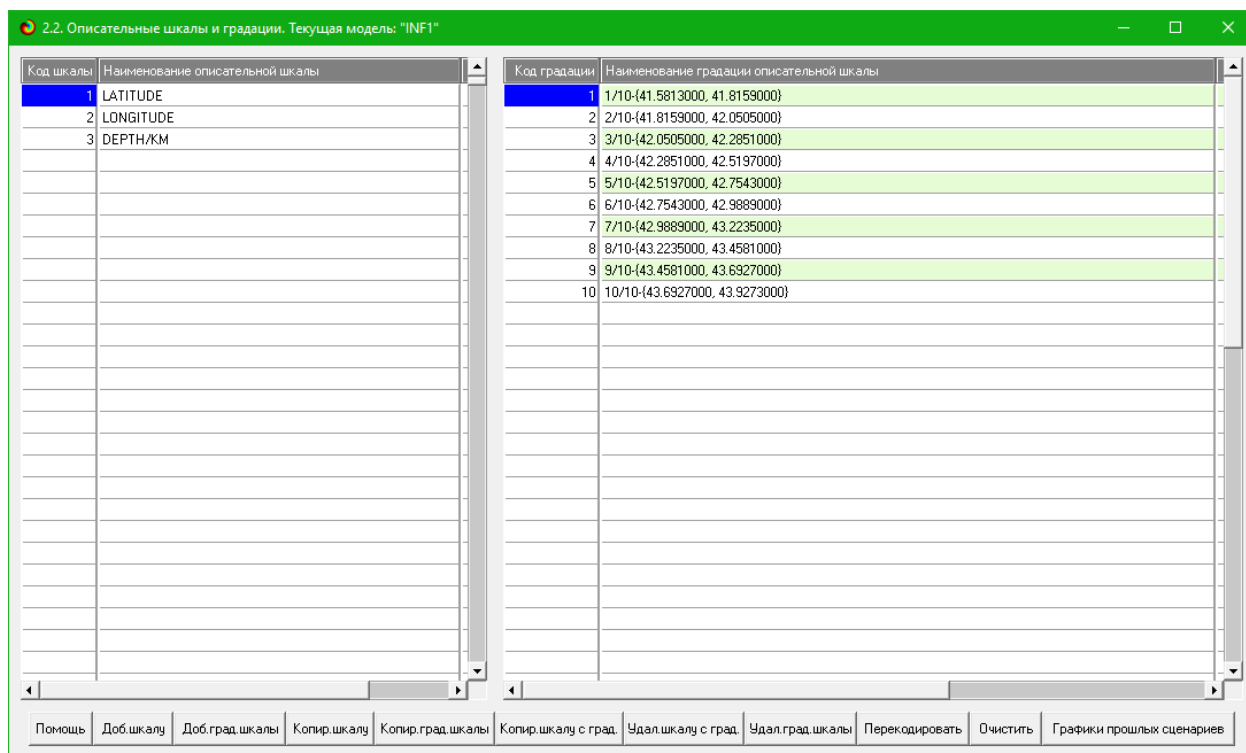


Рисунок 6 – Описательная шкала и градации Latitude (режим 2.2)

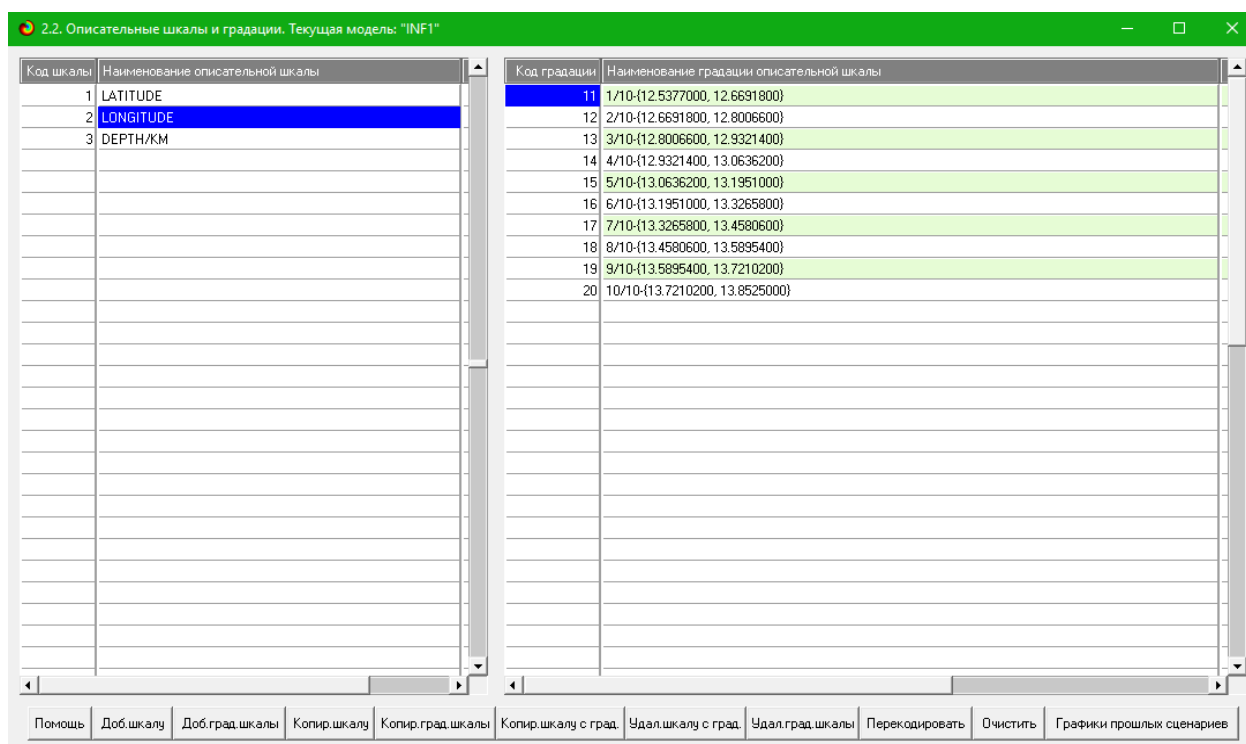


Рисунок 7 – Описательная шкала и градации Longitude (режим 2.2)

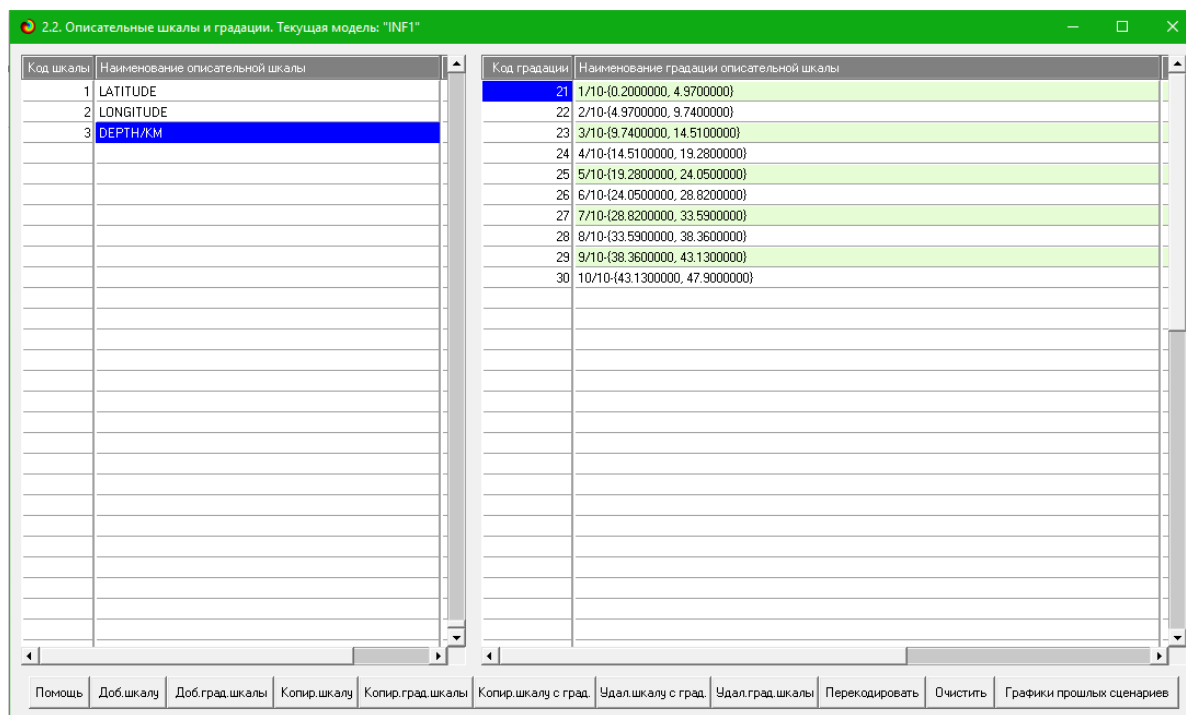


Рисунок 8 – Описательная шкала и градации Depth/km (режим 2.2)

Для ручного ввода-корректировки обучающей выборки в системе имеется режим 2.3.1; он представлен на рисунке 9. Установка значений описательных и классификационных шкал объектов осуществляется по их номерам.

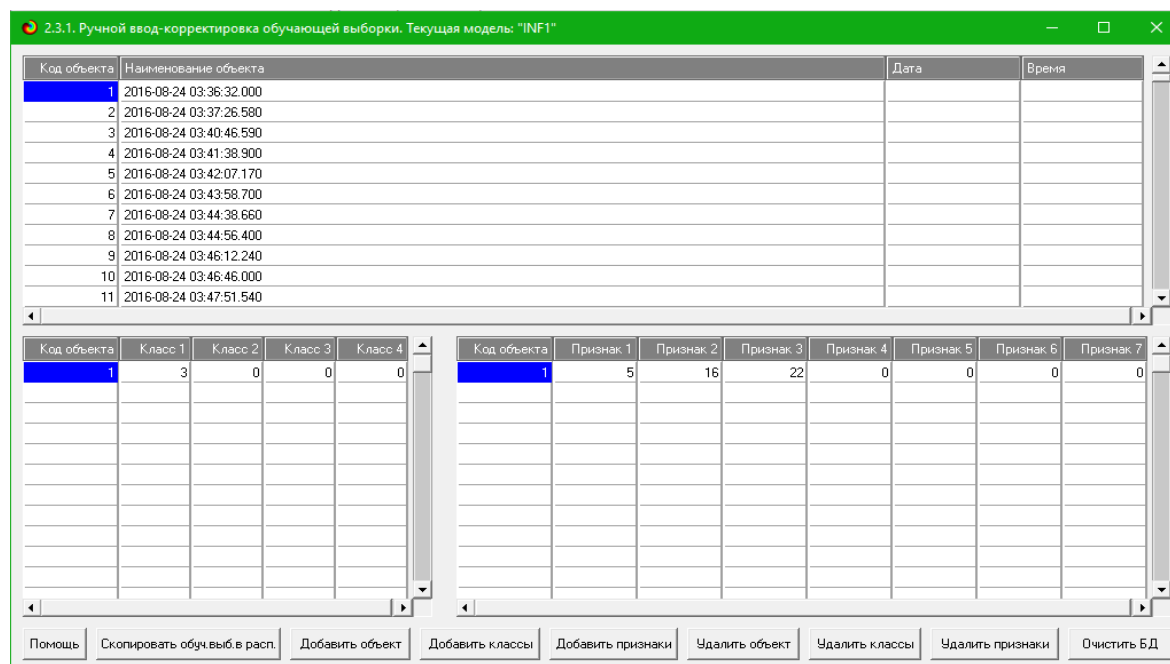


Рисунок 9 – Ручной ввод-корректировка обучающей выборки (режим 2.3.1)

Проведенные подготовительные работы описанных выше этапов позволяют создать все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы).

1.4 Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 10).

3.5. Выбор моделей для синтеза и верификации

Задайте модели для синтеза и верификации

Статистические базы:

- ☒ 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "класс-признак" у объектов обуч. выборки
- ☒ 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса
- ☒ 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-го класса

Системно-когнитивные модели (базы знаний):

- ☒ 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- ☒ 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- ☒ 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- ☒ 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- ☒ 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- ☒ 9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- ☒ 10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую:

Какие объекты обуч. выборки копировать:

- ☒ Копировать всю обучающую выборку
- ☐ Копировать только текущий объект
- ☐ Копировать каждый N-й объект
- ☐ Копировать N случайных объектов
- ☐ Копировать все объекты от N1 до N2
- ☐ Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять из обуч. выборки скопированные объекты:

- ☒ Не удалять
- ☐ Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Для каждой заданной модели выполнять:

- ☒ Синтез и верификацию
- ☐ Только верификацию
- ☐ Только синтез

На каком процессоре выполнять расчеты:

- ☒ CPU
- ☐ GPU

Уменьшение размеров базы данных результатов распознавания: Rasp.dbf

Расчетный размер БД результатов распознавания Rasp.dbf равен 1213100 байт, т.е.: 0.0564894 % от MAX-возможного, (от 2Гб)

Задайте, сколько % от исходной БД Rasp.dbf оставить, удаляя наименее достоверные результаты распознавания:

Ok Cancel

Рисунок 10 – Выбор моделей для синтеза и верификации (режим 3.5)

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, но мы используем параметры, приведенные на рисунке 10. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведены на рисунке 11.

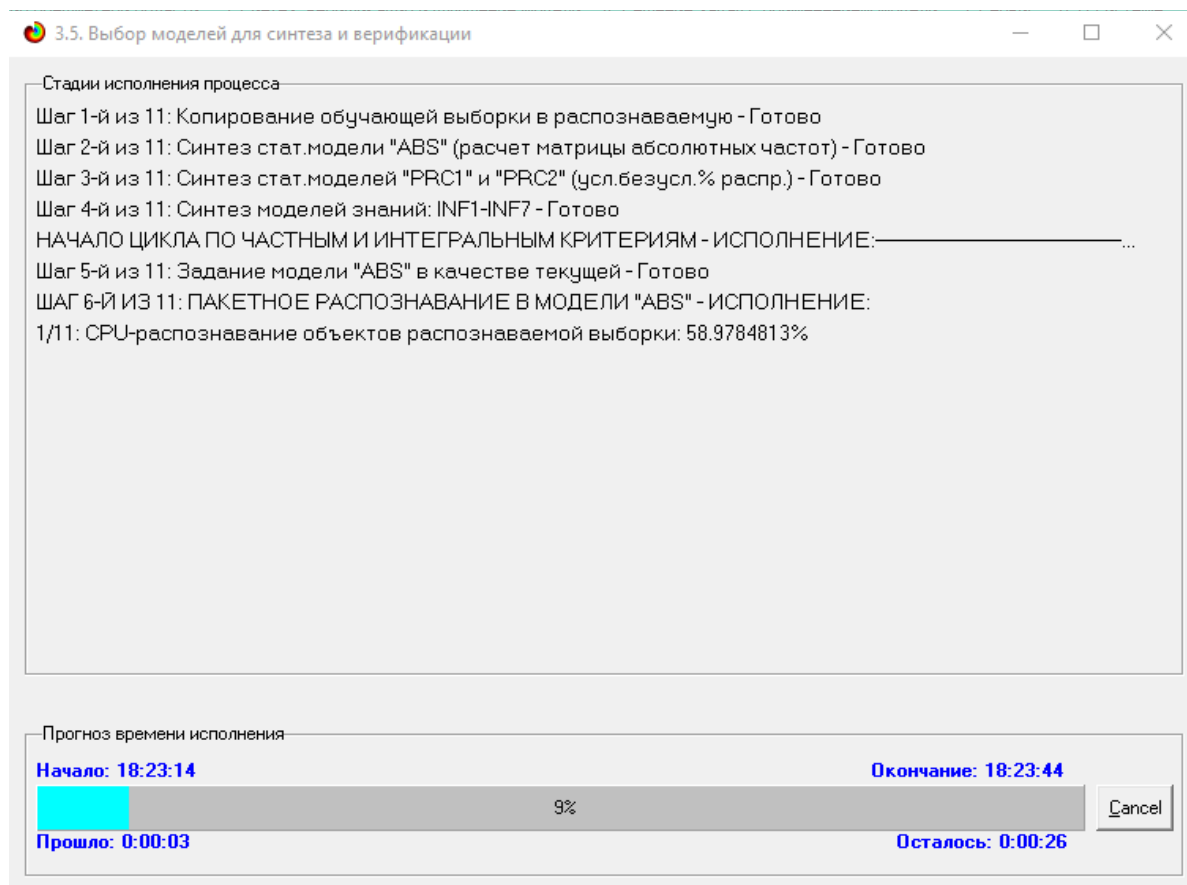


Рисунок 11 – Процесс выполнения режима 3.5

Интересно заметить, что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 6 минут 48 секунд. При этом оценка достоверности моделей проводилась на 50 примерах наблюдения из обучающей выборки.

После завершения этого этапа можно перейти непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

1.5 Виды моделей системы Aidos-X

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

Частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (рисунок 12) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, а также матрицы знаний (рисунок 13-15).

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MAGNITUDE 1/3 (2.0, 3.5)	2. MAGNITUDE 2/3 (3.5, 5.0)	3. MAGNITUDE 3/3 (5.0, 6.5)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
11	LONGITUDE-1/10-{12.5377000, 12.6691800}	6			6	2.00	3.46
12	LONGITUDE-2/10-{12.6691800, 12.8006600}	32			32	10.67	18.48
13	LONGITUDE-3/10-{12.8006600, 12.9321400}	20			20	6.67	11.55
14	LONGITUDE-4/10-{12.9321400, 13.0636200}	736	12		748	249.33	421.51
15	LONGITUDE-5/10-{13.0636200, 13.1951000}	4336	114	4	4454	1484.67	2469.94
16	LONGITUDE-6/10-{13.1951000, 13.3265800}	2691	48	1	2740	913.33	1539.68
17	LONGITUDE-7/10-{13.3265800, 13.4580600}	69			69	23.00	39.84
18	LONGITUDE-8/10-{13.4580600, 13.5895400}	12			12	4.00	6.93
19	LONGITUDE-9/10-{13.5895400, 13.7210200}	1			1	0.33	0.58
20	LONGITUDE-10/10-{13.7210200, 13.8525000}	4			4	1.33	2.31
21	DEPTH/КМ-1/10-{0.2000000, 4.9700000}	69			69	23.00	39.84
22	DEPTH/КМ-2/10-{4.9700000, 9.7400000}	3580	104	5	3689	1229.67	2036.05
23	DEPTH/КМ-3/10-{9.7400000, 14.5100000}	4038	69		4107	1369.00	2311.68
24	DEPTH/КМ-4/10-{14.5100000, 19.2800000}	168			168	56.00	96.99
25	DEPTH/КМ-5/10-{19.2800000, 24.0500000}	36			36	12.00	20.78
26	DEPTH/КМ-6/10-{24.0500000, 28.8200000}	11	1		12	4.00	6.08
27	DEPTH/КМ-7/10-{28.8200000, 33.5900000}	4			4	1.33	2.31
28	DEPTH/КМ-8/10-{33.5900000, 38.3600000}						
29	DEPTH/КМ-9/10-{38.3600000, 43.1300000}						
30	DEPTH/КМ-10/10-{43.1300000, 47.9000000}	1			1	0.33	0.58
	Сумма числа признаков	23721	522	15	24258		
	Среднее	791	17	1		269.53	
	Среднеквадратичное отклонение	1501	36	1			933.98
	Сумма числа объектов обуч.выборки	7907	174	5	8086		

Рисунок 12 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MAGNITUDE 1/3 (2.0, 3.5)	2. MAGNITUDE 2/3 (3.5, 5.0)	3. MAGNITUDE 3/3 (5.0, 6.5)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
10	LATITUDE-10/10-(43.6927000, 43.9273000)	0.004			0.004	0.001	0.002
11	LONGITUDE-1/10-(12.5377000, 12.6691800)	0.004			0.004	0.001	0.002
12	LONGITUDE-2/10-(12.6691800, 12.8006600)	0.004			0.004	0.001	0.002
13	LONGITUDE-3/10-(12.8006600, 12.9321400)	0.004			0.004	0.001	0.002
14	LONGITUDE-4/10-(12.9321400, 13.0636200)	0.001	-0.046		-0.045	-0.015	0.027
15	LONGITUDE-5/10-(13.0636200, 13.1951000)	-0.001	0.027	0.059	0.085	0.028	0.030
16	LONGITUDE-6/10-(13.1951000, 13.3265800)	0.001	-0.032	-0.083	-0.114	-0.038	0.042
17	LONGITUDE-7/10-(13.3265800, 13.4580600)	0.004			0.004	0.001	0.002
18	LONGITUDE-8/10-(13.4580600, 13.5895400)	0.004			0.004	0.001	0.002
19	LONGITUDE-9/10-(13.5895400, 13.7210200)	0.004			0.004	0.001	0.002
20	LONGITUDE-10/10-(13.7210200, 13.8525000)	0.004			0.004	0.001	0.002
21	DEPTH/KM-1/10-(0.2000000, 4.9700000)	0.004			0.004	0.001	0.002
22	DEPTH/KM-2/10-(4.9700000, 9.7400000)	-0.001	0.042	0.123	0.164	0.055	0.063
23	DEPTH/KM-3/10-(9.7400000, 14.5100000)	0.001	-0.039		-0.038	-0.013	0.023
24	DEPTH/KM-4/10-(14.5100000, 19.2800000)	0.004			0.004	0.001	0.002
25	DEPTH/KM-5/10-(19.2800000, 24.0500000)	0.004			0.004	0.001	0.002
26	DEPTH/KM-6/10-(24.0500000, 28.8200000)	-0.010	0.213		0.202	0.067	0.126
27	DEPTH/KM-7/10-(28.8200000, 33.5900000)	0.004			0.004	0.001	0.002
28	DEPTH/KM-8/10-(33.5900000, 38.3600000)						
29	DEPTH/KM-9/10-(38.3600000, 43.1300000)						
30	DEPTH/KM-10/10-(43.1300000, 47.9000000)	0.004			0.004	0.001	0.002
	Сумма	0.058	0.110	0.105	0.274		
	Среднее	0.002	0.004	0.004		0.003	
	Среднеквадратичное отклонение	0.003	0.044	0.031			0.031

Рисунок 13 – Модель INF1 (фрагмент)

5.5. Модель: "7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MAGNITUDE 1/3 (2.0, 3.5)	2. MAGNITUDE 2/3 (3.5, 5.0)	3. MAGNITUDE 3/3 (5.0, 6.5)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
10	LATITUDE-10/10-(43.6927000, 43.9273000)	0.023			0.023	0.008	0.013
11	LONGITUDE-1/10-(12.5377000, 12.6691800)	0.023			0.023	0.008	0.013
12	LONGITUDE-2/10-(12.6691800, 12.8006600)	0.023			0.023	0.008	0.013
13	LONGITUDE-3/10-(12.8006600, 12.9321400)	0.023			0.023	0.008	0.013
14	LONGITUDE-4/10-(12.9321400, 13.0636200)	0.006	-0.254		-0.248	-0.083	0.149
15	LONGITUDE-5/10-(13.0636200, 13.1951000)	-0.004	0.189	0.452	0.637	0.212	0.229
16	LONGITUDE-6/10-(13.1951000, 13.3265800)	0.004	-0.186	-0.410	-0.591	-0.197	0.207
17	LONGITUDE-7/10-(13.3265800, 13.4580600)	0.023			0.023	0.008	0.013
18	LONGITUDE-8/10-(13.4580600, 13.5895400)	0.023			0.023	0.008	0.013
19	LONGITUDE-9/10-(13.5895400, 13.7210200)	0.023			0.023	0.008	0.013
20	LONGITUDE-10/10-(13.7210200, 13.8525000)	0.023			0.023	0.008	0.013
21	DEPTH/KM-1/10-(0.2000000, 4.9700000)	0.023			0.023	0.008	0.013
22	DEPTH/KM-2/10-(4.9700000, 9.7400000)	-0.008	0.310	1.192	1.494	0.498	0.621
23	DEPTH/KM-3/10-(9.7400000, 14.5100000)	0.005	-0.219		-0.214	-0.071	0.128
24	DEPTH/KM-4/10-(14.5100000, 19.2800000)	0.023			0.023	0.008	0.013
25	DEPTH/KM-5/10-(19.2800000, 24.0500000)	0.023			0.023	0.008	0.013
26	DEPTH/KM-6/10-(24.0500000, 28.8200000)	-0.063	2.873		2.810	0.937	1.677
27	DEPTH/KM-7/10-(28.8200000, 33.5900000)	0.023			0.023	0.008	0.013
28	DEPTH/KM-8/10-(33.5900000, 38.3600000)						
29	DEPTH/KM-9/10-(38.3600000, 43.1300000)						
30	DEPTH/KM-10/10-(43.1300000, 47.9000000)	0.023			0.023	0.008	0.013
	Сумма	0.378	2.437	1.336	4.152		
	Среднее	0.013	0.081	0.045		0.046	
	Среднеквадратичное отклонение	0.018	0.540	0.254			0.342

Рисунок 14 – Модель INF4 (фрагмент)

5.5. Модель: "8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2"							
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. MAGNITUDE 1/3 (2.0, 3.5)	2. MAGNITUDE 2/3 (3.5, 5.0)	3. MAGNITUDE 3/3 (5.0, 6.5)	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	LATITUDE-1/10-(41.5813000, 41.8159000)	0.023			0.023	0.008	0.013
2	LATITUDE-2/10-(41.8159000, 42.0505000)	0.023			0.023	0.008	0.013
3	LATITUDE-3/10-(42.0505000, 42.2851000)	0.023			0.023	0.008	0.013
4	LATITUDE-4/10-(42.2851000, 42.5197000)	0.023			0.023	0.008	0.013
5	LATITUDE-5/10-(42.5197000, 42.7543000)	0.001	-0.060	-0.202	-0.261	-0.087	0.104
6	LATITUDE-6/10-(42.7543000, 42.9889000)	-0.003	0.105	0.304	0.407	0.136	0.155
7	LATITUDE-7/10-(42.9889000, 43.2235000)	0.008	-0.321		-0.313	-0.104	0.187
8	LATITUDE-8/10-(43.2235000, 43.4581000)	0.023			0.023	0.008	0.013
9	LATITUDE-9/10-(43.4581000, 43.6927000)	0.023			0.023	0.008	0.013
10	LATITUDE-10/10-(43.6927000, 43.9273000)	0.023			0.023	0.008	0.013
11	LONGITUDE-1/10-(12.5377000, 12.6691800)	0.023			0.023	0.008	0.013
12	LONGITUDE-2/10-(12.6691800, 12.8006600)	0.023			0.023	0.008	0.013
13	LONGITUDE-3/10-(12.8006600, 12.9321400)	0.023			0.023	0.008	0.013
14	LONGITUDE-4/10-(12.9321400, 13.0636200)	0.006	-0.254		-0.248	-0.083	0.149
15	LONGITUDE-5/10-(13.0636200, 13.1951000)	-0.004	0.189	0.452	0.637	0.212	0.229
16	LONGITUDE-6/10-(13.1951000, 13.3265800)	0.004	-0.186	-0.410	-0.591	-0.197	0.207
17	LONGITUDE-7/10-(13.3265800, 13.4580600)	0.023			0.023	0.008	0.013
18	LONGITUDE-8/10-(13.4580600, 13.5895400)	0.023			0.023	0.008	0.013
19	LONGITUDE-9/10-(13.5895400, 13.7210200)	0.023			0.023	0.008	0.013
20	LONGITUDE-10/10-(13.7210200, 13.8525000)	0.023			0.023	0.008	0.013
21	DEPTH/KM-1/10-(0.2000000, 4.9700000)	0.023			0.023	0.008	0.013
22	DEPTH/KM-2/10-(4.9700000, 9.7400000)	-0.008	0.310	1.192	1.494	0.498	0.621
23	DEPTH/KM-3/10-(9.7400000, 14.5100000)	0.005	-0.219		-0.214	-0.071	0.128
24	DEPTH/KM-4/10-(14.5100000, 19.2800000)	0.023			0.023	0.008	0.013

Рисунок 15 – Модель INF5 (фрагмент)

1.6 Результаты верификации моделей

Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями представлены на рисунке 16.

3.4. Обобщ. форма по достов. моделей при разн. инт. крит. Текущая модель: "INF1"											
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Коэффициент модели	Фильтра Ван Ризбергера	Сумма модуль. уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма модуль. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Сумма модуль. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма модуль. уровней сход. ложно-отриц. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средний уровень сход. истинно-полож. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас..."	Корреляция абс. частот с обр...	0.998	0.908	5172.222	0.677	863.711	1.010	0.857	1.000	0.923	0.
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас..."	Сумма абс. частот по признакам...	1.000	0.909	6370.604		42.918		0.993	1.000	0.997	0.
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность нго признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.998	0.908	5172.223	0.677	863.711	1.010	0.857	1.000	0.923	0.
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность нго признака сред...	Сумма усл.отн. частот по при...	1.000	0.909	4200.283		856.195		0.831	1.000	0.908	0.
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность нго признака...	Корреляция усл.отн. частот с о...	0.998	0.908	5171.776	0.677	863.681	1.010	0.857	1.000	0.923	0.
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность нго признака...	Сумма усл.отн. частот по при...	1.000	0.909	4200.283		856.195		0.831	1.000	0.908	0.
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	0.019	0.034	24.533	233.752	276.590	2402.548	0.081	0.010	0.018	0.
4. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.373	0.496	54.200	204.084	317.474	34.251	0.146	0.010	0.236	0.
5. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Семантический резонанс зна...	0.019	0.034	24.532	233.752	276.590	2402.637	0.081	0.010	0.018	0.
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу: в...	Сумма знаний	0.373	0.496	54.199	204.084	317.474	34.250	0.146	0.010	0.236	0.
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0.341	0.469	1076.539	309.675	490.870	2739.536	0.687	0.282	0.400	0.
6. INF3 - частный критерий: Хинкватрат, разности между факти...	Сумма знаний	0.341	0.469	1074.316	157.153	248.190	2761.339	0.812	0.280	0.417	0.
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.015	0.027	14.400	160.865	298.909	2362.985	0.046	0.006	0.011	0.
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.373	0.496	32.222	86.365	258.542	16.453	0.111	0.662	0.190	0.
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.015	0.027	14.399	160.865	298.909	2363.010	0.046	0.006	0.011	0.
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.373	0.496	32.222	86.365	258.542	16.453	0.111	0.662	0.190	0.
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	0.341	0.464	995.679	212.117	526.968	2537.528	0.654	0.282	0.394	0.
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей, вер...	Сумма знаний	0.341	0.463	38.867	84.017	405.381	25.352	0.087	0.605	0.153	0.
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.341	0.464	995.681	212.117	526.968	2537.530	0.654	0.282	0.394	0.
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.341	0.463	38.867	84.017	405.381	25.352	0.087	0.605	0.153	0.

Рисунок 16 – Оценки достоверности моделей (режим 3.4)

Наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель ABS при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергена) составила 0,909, а точность модели (L1-мера профессора Луценко) – 0,997.

Следует отметить, L1-мера профессора Луценко является более достоверной, по сравнению с F-мерой Ван Ризбергена. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 100%. Для оценки достоверности моделей в рамках АСК-анализа и системе Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В. Луценко (рисунок 17).



Рисунок 17 – Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием (помощь по режимам)

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. Этим и оправдано применение моделей знаний и 21 интеллектуальных технологий. На рисунке 18 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели ABS.



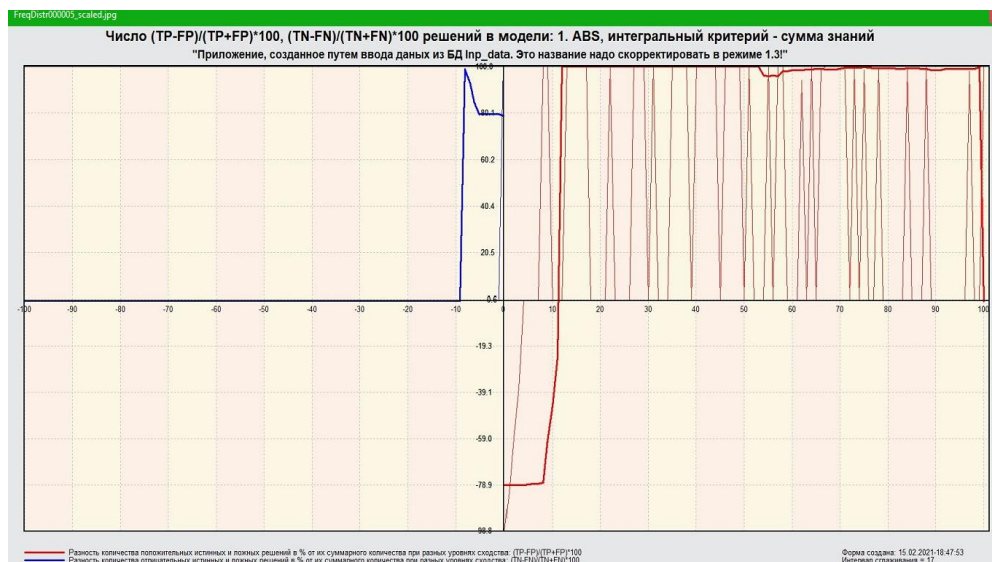


Рисунок 18 – Частотные распределения числа верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели ABS

Из рисунка 18 видно, что:

- наиболее модель ABS лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность;
- модуль уровня сходства-различия в модели ABS для верно идентифицированных и верно не идентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно не идентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 20% уровня сходства. Для уровней сходства-различия более 25% ошибочно идентифицированные и не идентифицированные ситуации практически отсутствуют.

2 РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1 Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель ABS (рисунок 19, 20) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1 (рисунок 21).

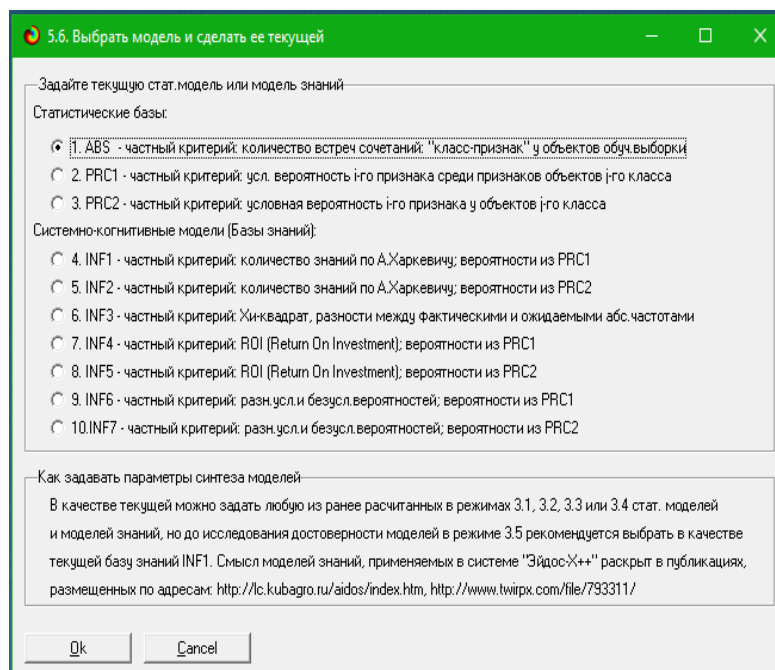


Рисунок 19 – Выбор модели (режим 5.6)

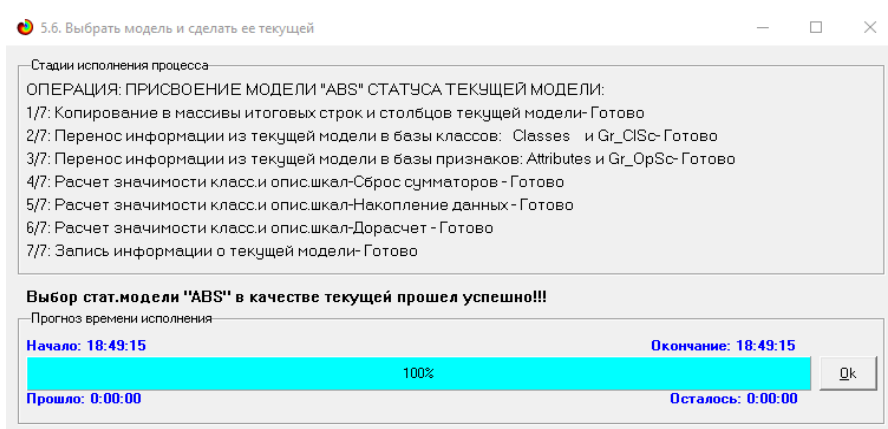


Рисунок 20 – Процесс выбора модели в качестве текущей (режим 5.6)

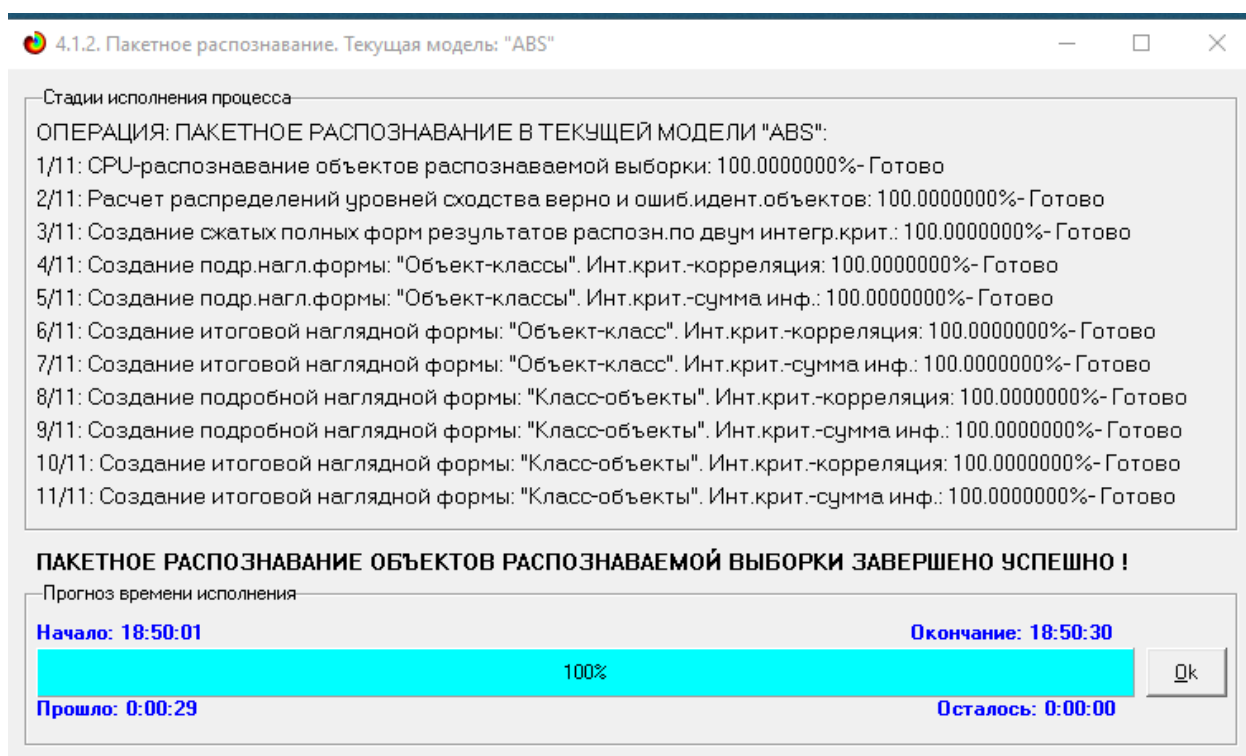


Рисунок 21 – Пакетное распознавание (модель ABS; режим 4.1.2)

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:

1. Подробно наглядно: «Объект – классы».
2. Подробно наглядно: «Класс – объекты».
3. Итоги наглядно: «Объект – классы».
4. Итоги наглядно: «Класс – объекты».
5. Подробно сжато: «Объект – классы».
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.
7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.

8. Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.

9. Распознавание уровня сходства при разных моделях и интегральных критериях.

10. Достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях.

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 22 и 23 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели ABS на основе наблюдения предыстории их развития.

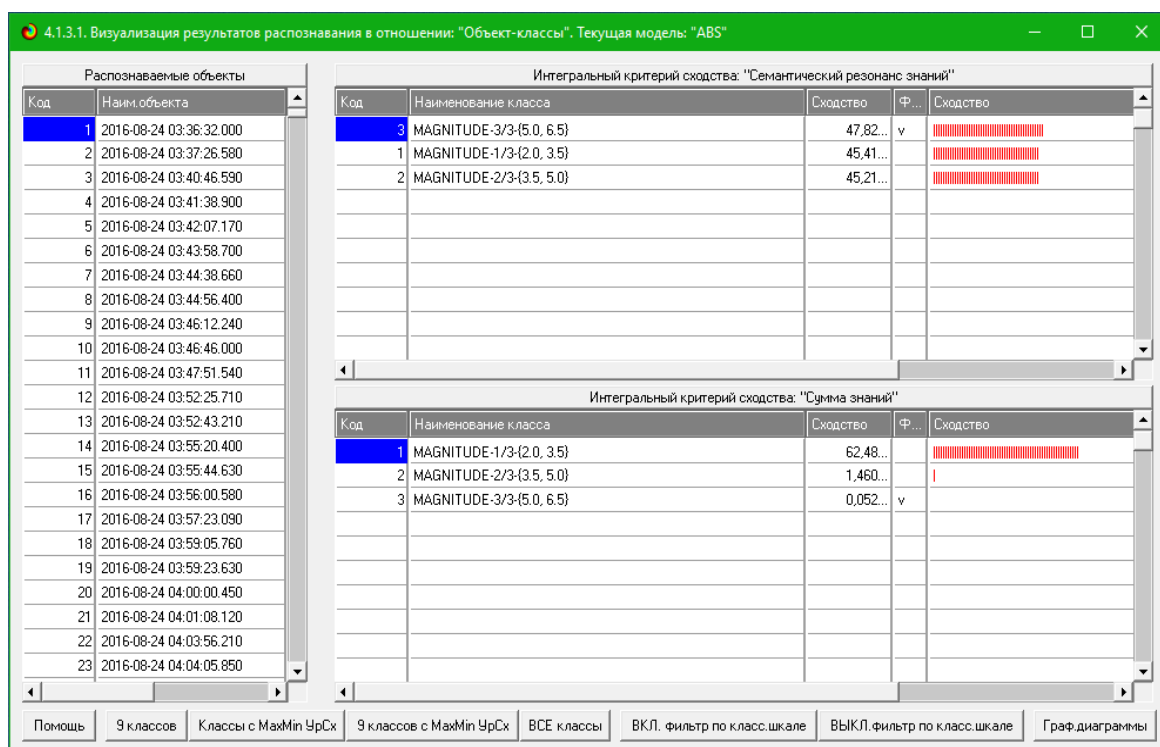


Рисунок 22 – Визуализация результатов распознавания в отношениях «Объект-классы» (режим 4.1.3.1)

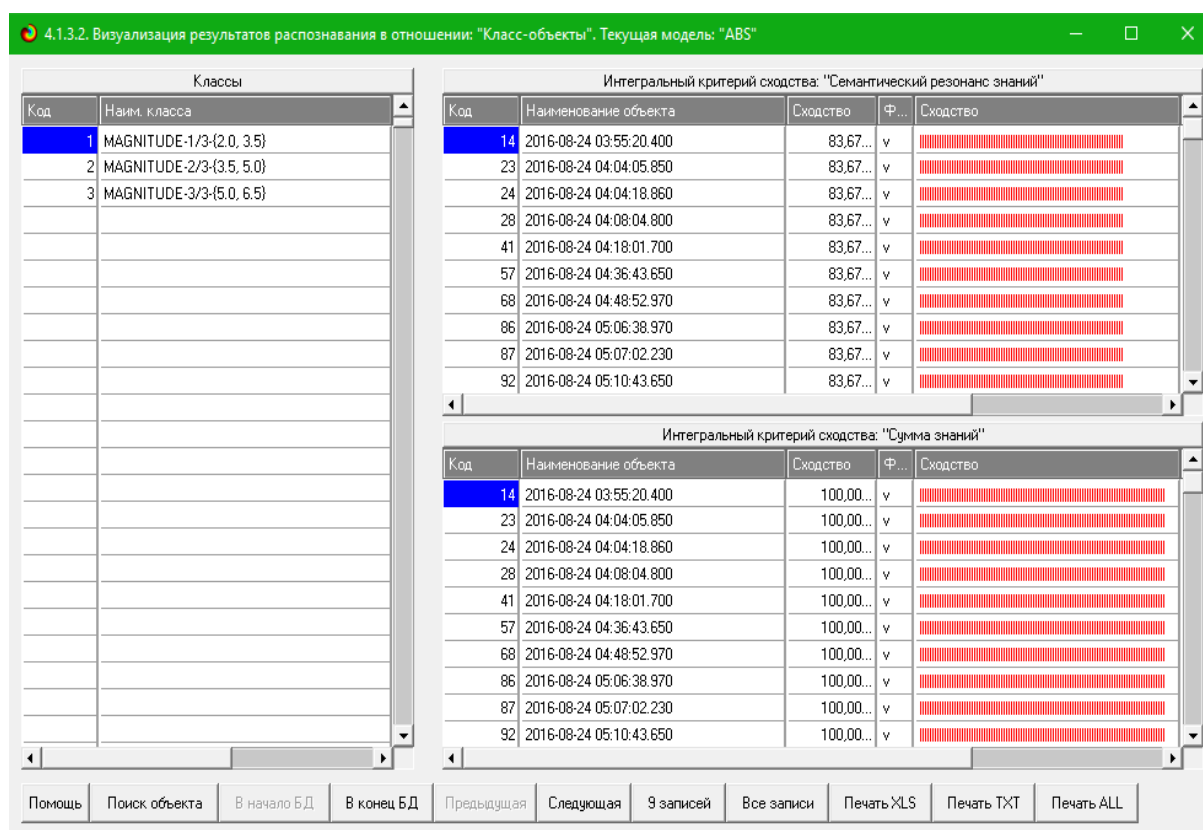


Рисунок 23 – Визуализация результатов распознавания в отношении «Класс-объекты» (режим 4.1.3.2)

2.2 Кластерно-конструктивный анализ

Сходство-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений показателей. Результаты сравнения классов по системе характерных приведены на рисунке 24.

На рисунке 25 представлена семантическая сеть классов в модели «ABS».

На рисунке 26 представлена дендрограмма когнитивной кластеризации классов в модели «ABS».

На рисунке 27 представлено изменение межкластерных расстояний при когнитивной кластеризации классов в модели «ABS».

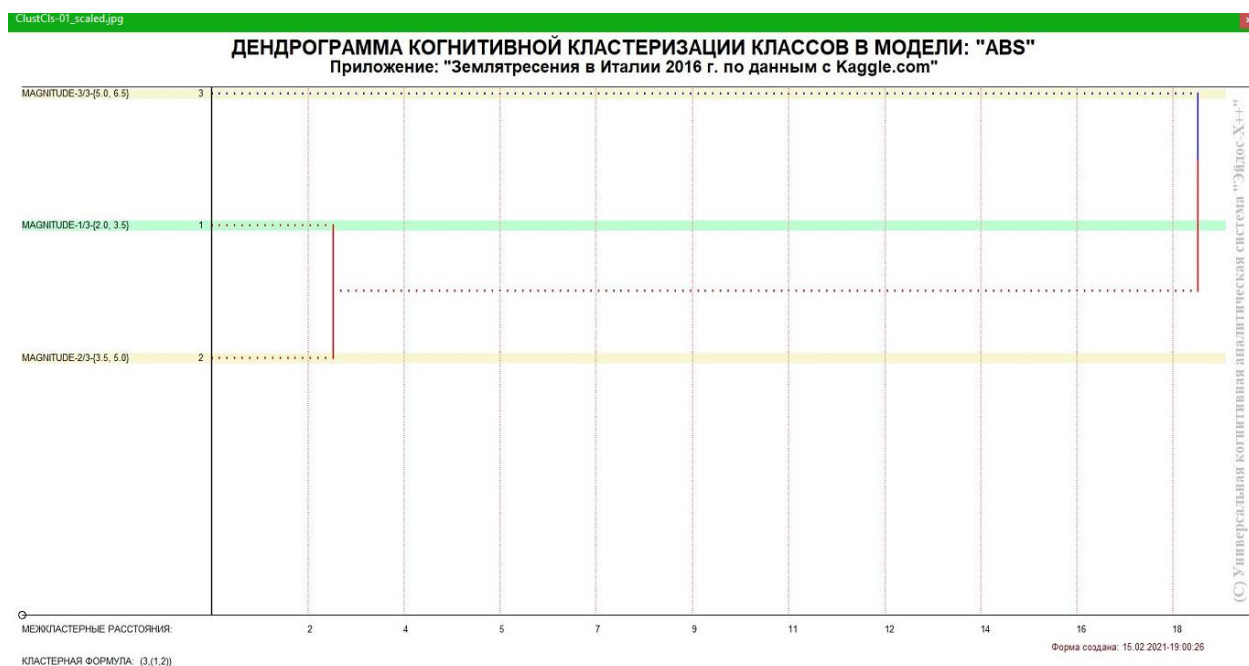


Рисунок 26 – Дендрограмма когнитивной кластеризации классов в модели ABS

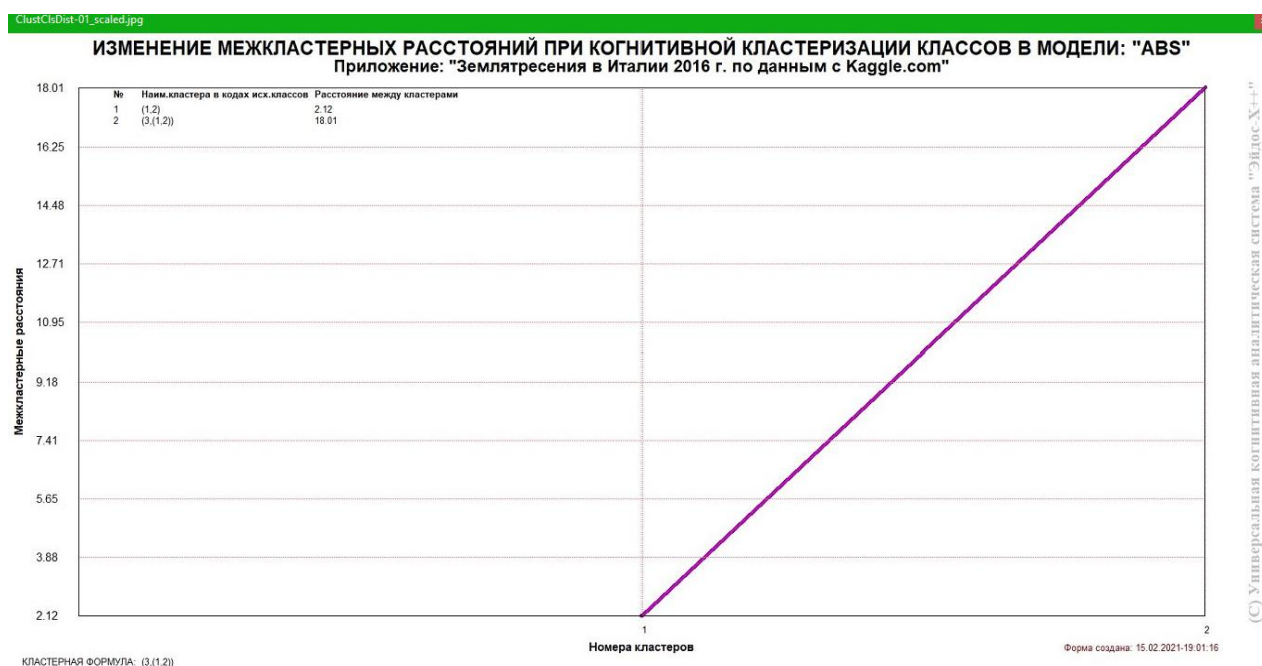


Рисунок 27 – Изменение межкластерных расстояний когнитивной кластеризации в модели ABS

2.3 Нелокальные нейронные сети и нейтроны

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует нелокальную нейронную сеть.

Рассмотрим пару примеров, возвращаясь к нашим задачам.

На рисунке 28 изображено графическое отображение нелокальных нейронов исследуемой модели в системе Aidos-X.

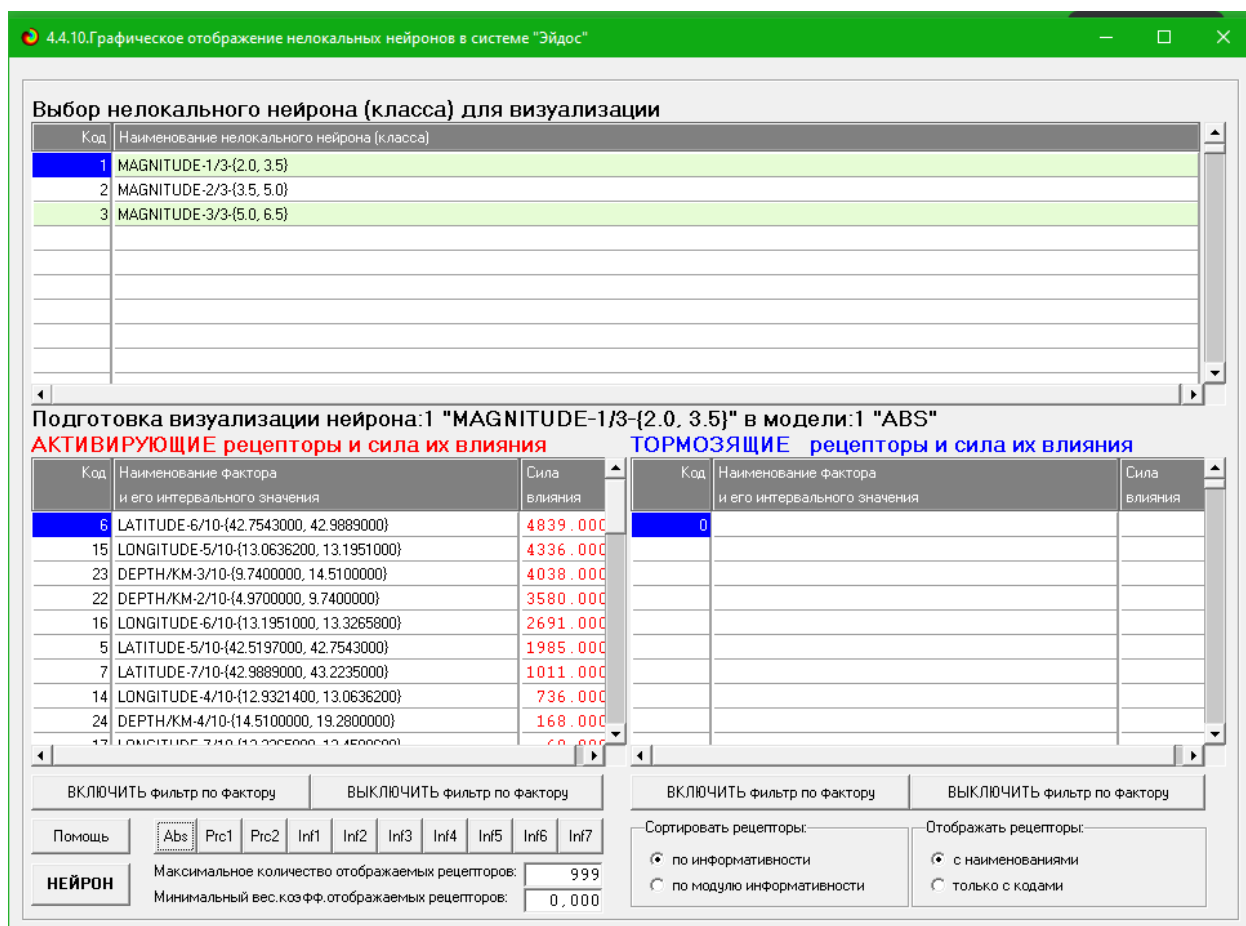


Рисунок 28 – Графическое представление нелокальных нейронов (режим 4.4.10)

Для каждого фактора модели в соответствии с предложенной моделью определяется величина и направление его влияния на осуществление всех желаемых и не желаемых хозяйственных ситуаций. Для каждой ситуации эта информация отображается в различных текстовых и графических формах, в частности в форме нелокального нейрона (рисунок 29). На данной диаграмме

цвет линии означает знак связи (красный – положительная, синий – отрицательная), а толщина – ее модуль.

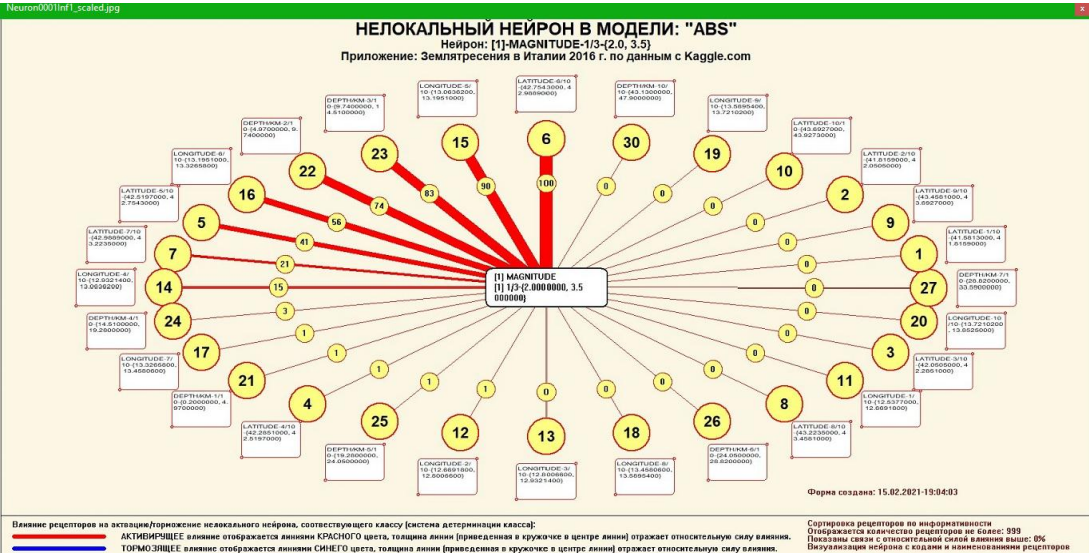


Рисунок 29 – Нелокальный нейрон в модели ABS

Дополнение модели нейрона связями факторов позволяет построить классическую когнитивную карту ситуации. Детальная внутренняя структура любой связи отображается в форме инвертированной когнитивной диаграммы (рисунок 30). Необходимо отметить, что все указанные графические формы генерируются системой Aidos-X автоматически в соответствии с созданной моделью.

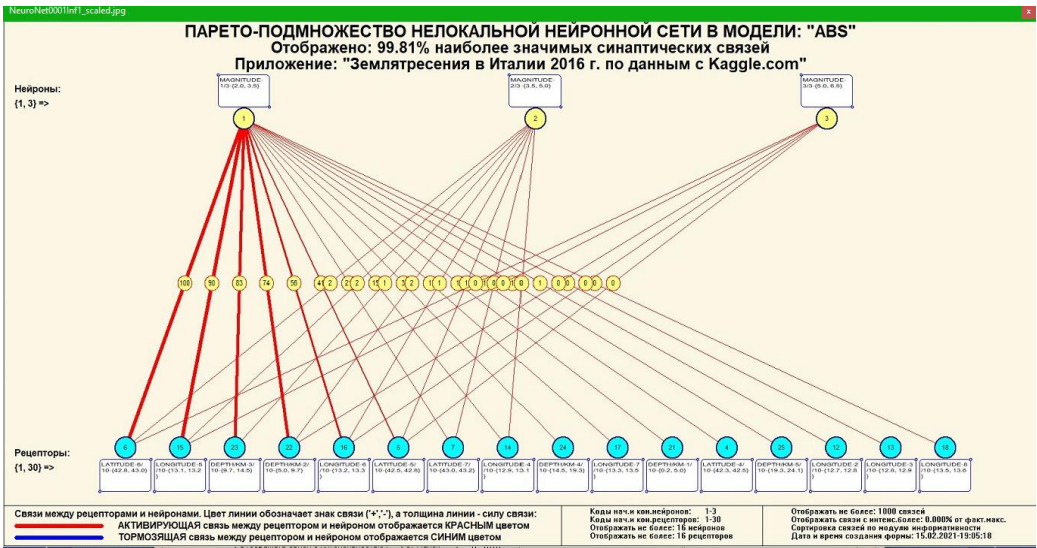


Рисунок 30 – Парето-подмножество нелокальной нейронной сети в модели ABS

2.4 SWOT и PEST матрицы и диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают не формализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т. е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система Aidos-X. Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: Aidos-X++ предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 31, 32).

На рисунках 33 приведен пример табличной выходной формы количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы Aidos-X; на рисунке 34 – графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа.

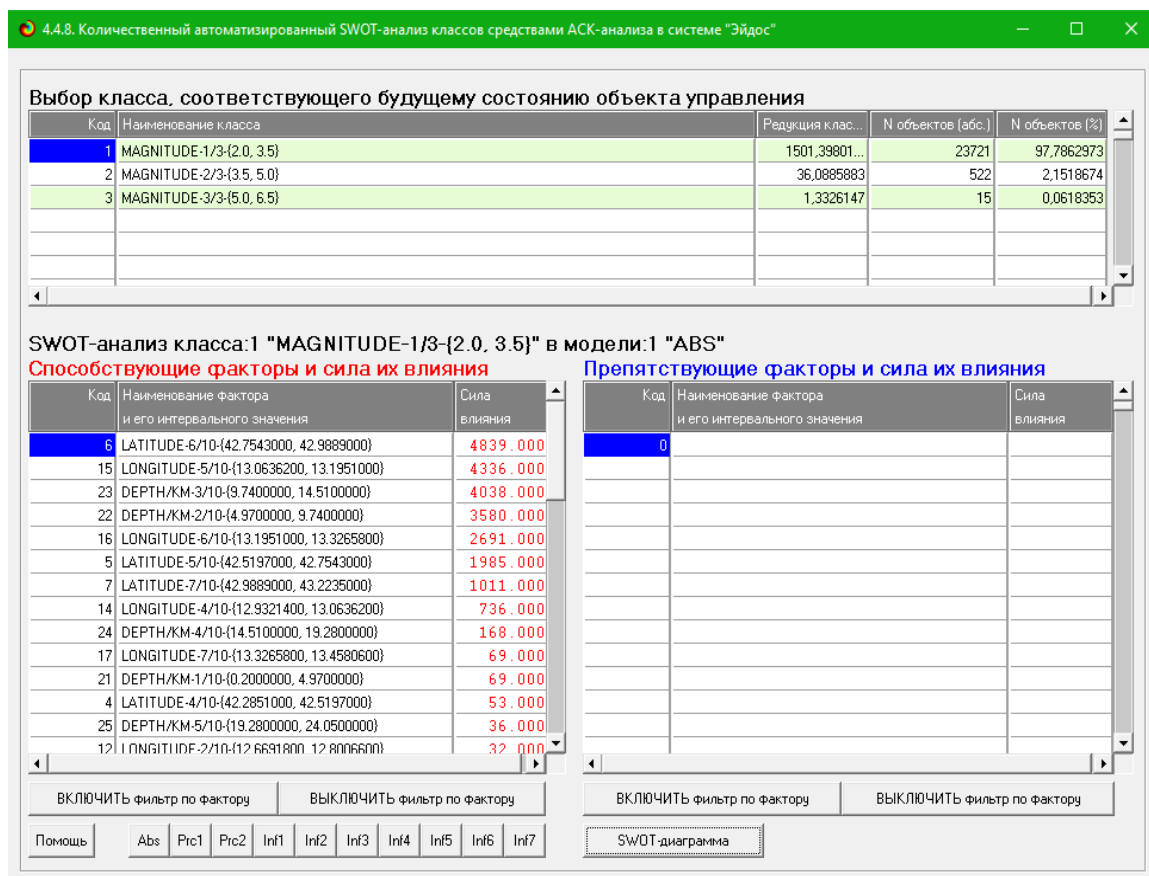


Рисунок 31 – Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов (режим 4.4.8)

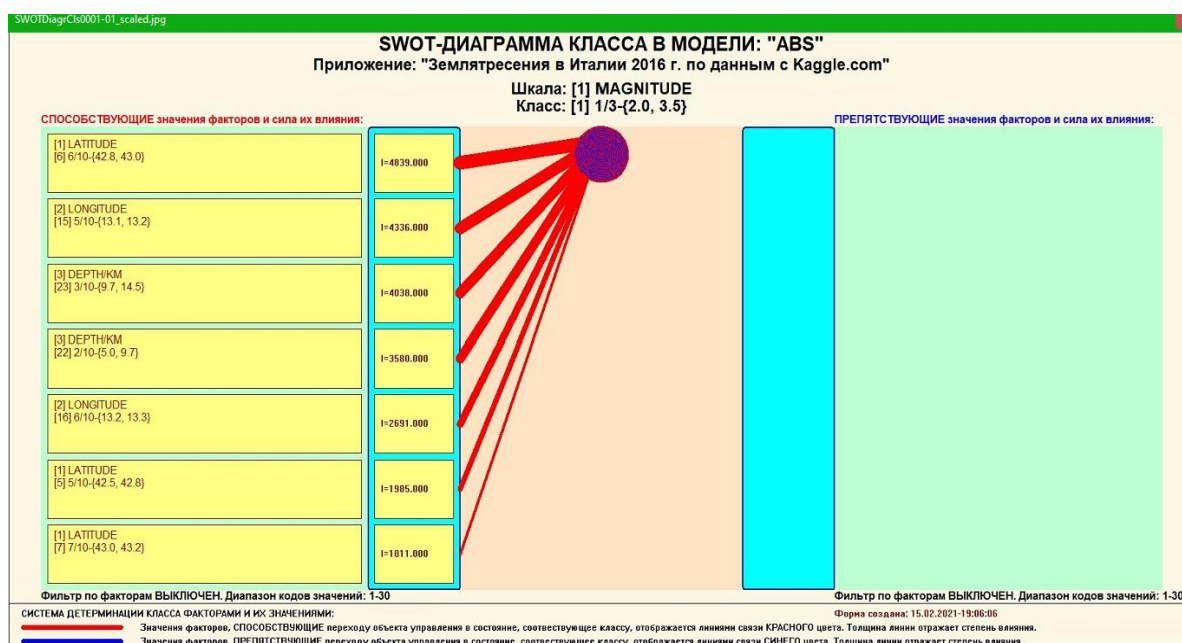


Рисунок 32 – Графическая выходная форма автоматизированного SWOT-анализа классов

4.4.9 Количественный автоматизированный SWOT-анализ значений факторов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

Выбор значения фактора, оказывающего влияние на переход объекта управления в будущие состояния

Код	Наименование значения фактора
1	LATITUDE-1/10-{41.5813000, 41.8159000}
2	LATITUDE-2/10-{41.8159000, 42.0505000}
3	LATITUDE-3/10-{42.0505000, 42.2851000}
4	LATITUDE-4/10-{42.2851000, 42.5197000}
5	LATITUDE-5/10-{42.5197000, 42.7543000}
6	LATITUDE-6/10-{42.7543000, 42.9889000}

SWOT-анализ значения фактора:1 "LATITUDE-1/10-{41.5813000, 41.8159000}" в модели:1 "ABS"

СПОСОБСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора СПОСОБСТВУЕТ	Сила влияния
1	MAGNITUDE-1/3-{2.0, 3.5}	3.000

ПРЕПЯТСТВУЕТ:

Код	Состояния объекта управления, переходу в которые данное значение фактора ПРЕПЯТСТВУЕТ	Сила влияния
0		

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале ВКЛЮЧИТЬ фильтр по кл.шкале

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 SWOT-диаграмма

Рисунок 33 – Табличная выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа (режим 4.4.9)

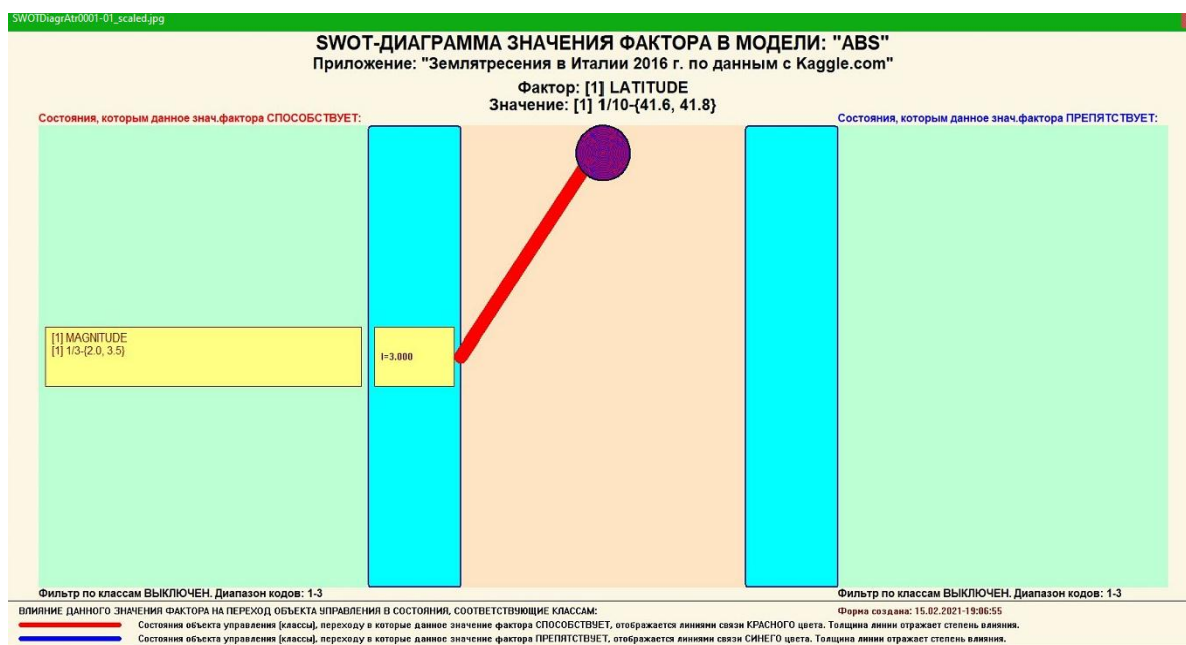


Рисунок 34 – Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа

2.5 Когнитивные функции

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 35).

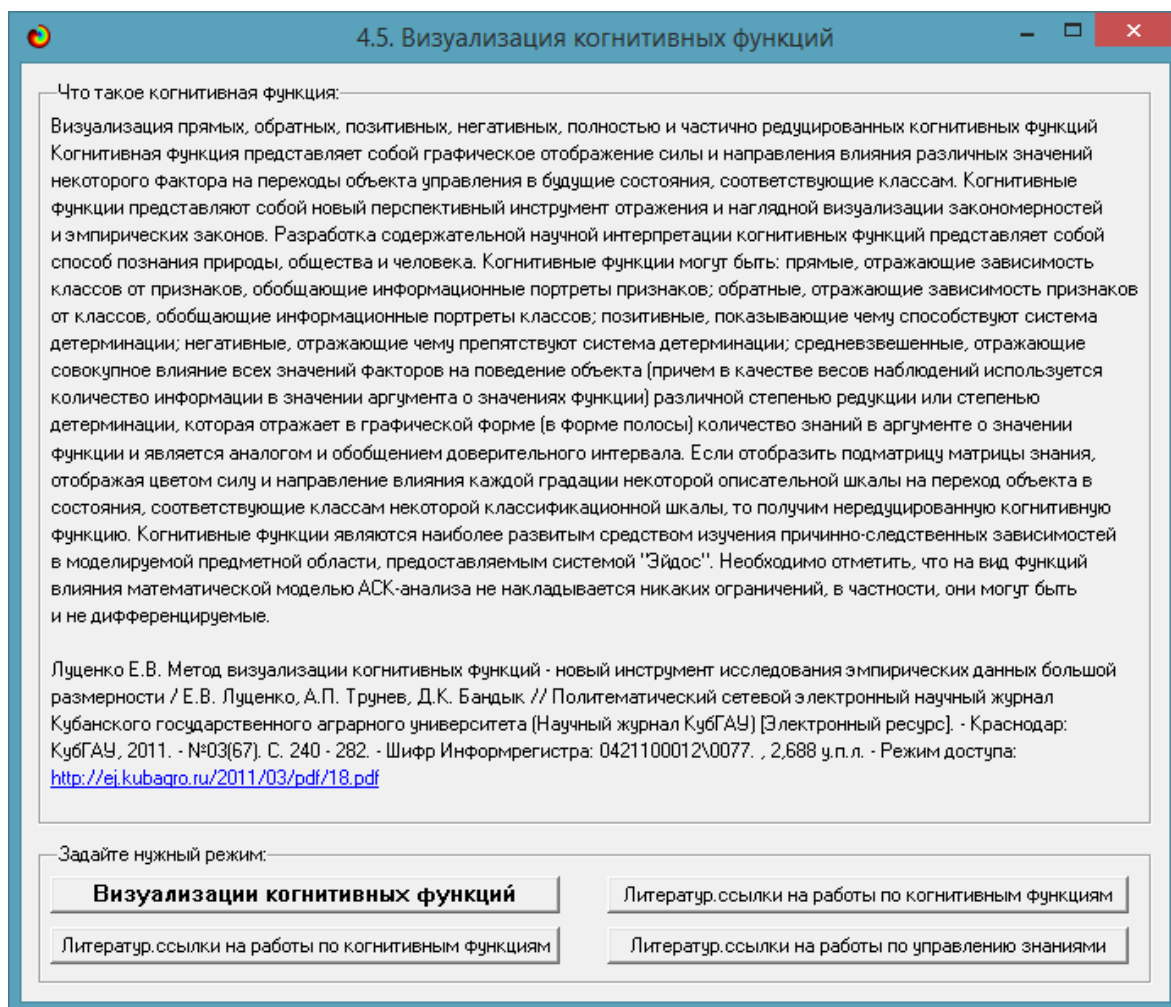


Рисунок 35 – Визуализация когнитивных функций (режим 4.5)

Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. На рисунке 36 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели ABS.

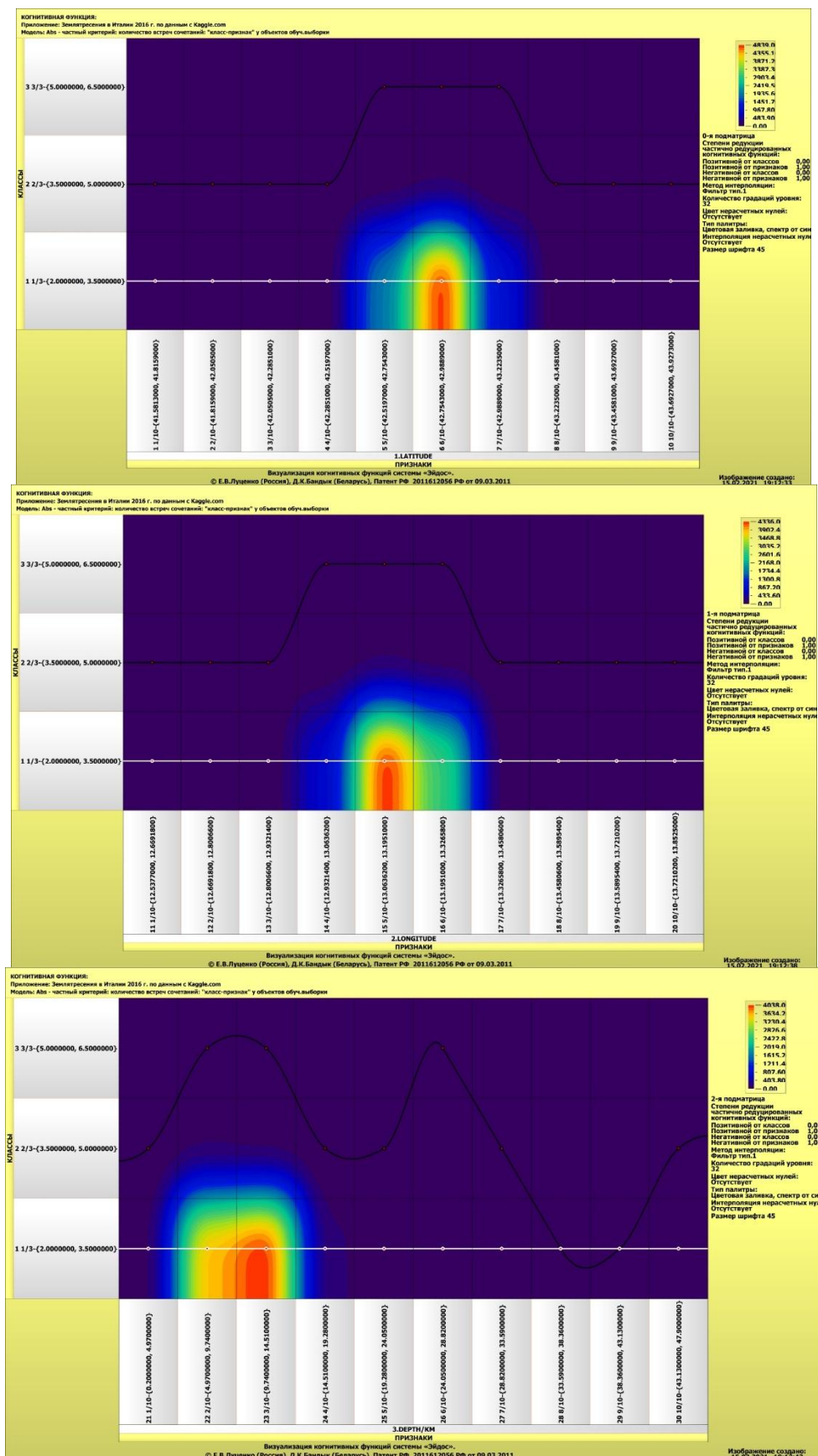


Рисунок 36 – Визуализация когнитивных функций модели ABS

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной курсовой работе было показано построение модели зависимости количества совершенных преступлений от полицейского района и даты совершения преступления системой искусственного интеллекта "Aidos-X++" с использованием общедоступной базы данных «Italy's Earthquakes». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель ABS, основанная на семантической мере целесообразности информации А. Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,997, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 100%.

АСК-анализ текстов позволяет:

- формировать обобщенные лингвистические образы классов (семантические ядра) на основе фрагментов или примеров относящихся к ним текстов на любом языке;
- количественно сравнивать лингвистический образ конкретного человека, или описание объекта, процесса с обобщенными лингвистическими образами групп (классов);
- сравнивать обобщенные лингвистические образы классов друг с другом и создавать их кластеры и конструкты;
- исследовать моделируемую предметную область путем исследования ее лингвистической системно-когнитивной модели;
- проводить интеллектуальную атрибуцию текстов, т. е. определять вероятное авторство анонимных и псевдонимных текстов, датировку, жанр и смысловую направленность содержания текстов;
- все это можно делать для любого естественного или искусственного языка или системы кодирования.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.3.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.
4. [Электронный ресурс]. Статья "Emergency – 911 Calls": <https://www.kaggle.com/mchirico/montcoalert>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.анг.
5. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.рус.
6. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>, 2,062 у.п.л.. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057>.
7. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 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. Синтез семантических ядер научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификации статей по научным специальностям с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» (на примере Научного журнала КубГАУ и его научных специальностей: механизации, агрономии и ветеринарии) / Е.В. Луценко, Н.В. Андрафанова, Н.В. Потапова // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №01(145). С. 31 – 102. – IDA [article ID]: 1451901033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/01/pdf/33.pdf>, 4,5 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Формирование семантического ядра ветеринарии путем Автоматизированного системно-когнитивного анализа паспортов научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификация текстов по направлениям науки / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2018. – №10(144). С. 44 – 102. – IDA [article ID]: 1441810033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2018/10/pdf/33.pdf>, 3,688 у.п.л.

11. Луценко Е.В. Интеллектуальная привязка некорректных ссылок к литературным источникам в библиографических базах данных с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» (на примере Российского индекса научного цитирования – РИНЦ) / Е.В. Луценко, В.А. Глухов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №01(125). С. 1 – 65. – IDA [article ID]: 1251701001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/01/pdf/01.pdf>, 4,062 у.п.л.

12. Луценко Е.В. Применение АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" для решения в общем виде задачи идентификации литературных источников и авторов по стандартным, нестандартным и некорректным библиографическим описаниям / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №09(103). С. 498 – 544. – IDA [article ID]: 1031409032. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/09/pdf/32.pdf>, 2,938 у.п.л.

13. Луценко Е.В. АСК-анализ проблематики статей Научного журнала КубГАУ в динамике / Е.В. Луценко, В.И. Лойко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №06(100). С. 109 – 145. – IDA [article ID]: 1001406007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/07.pdf>, 2,312 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Атрибуция анонимных и псевдонимных текстов в системно-когнитивном анализе / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 44 – 64. – IDA [article ID]: 0050403003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/03.pdf>, 1,312 у.п.л.

15. Луценко Е.В. Атрибуция текстов, как обобщенная задача идентификации и прогнозирования / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 146 – 164. – IDA [article ID]: 0020302013. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/13.pdf>, 1,188 у.п.л.

16. Луценко Д.С., Луценко Е.В. Интеллектуальная датировка текста, определение авторства и жанра на примере русской литературы XIX и XX веков, 2020 // Статья в открытом архиве. 38 с. – DOI: 10.13140/RG.2.2.28824.01281, <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43796415>

17. Lutsenko D.S., Lutsenko E.V. Intellectual attribution of literary texts (finding the dates of the text, determining authorship and genre on the example of russian literature of the XIX and XX centuries), 2020 // Статья в открытом архиве. 9 p. – DOI: 10.13140/RG.2.2.15349.81122, <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43794562>