

**МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени И.Т. ТРУБИЛИНА»**

Факультет прикладной информатики

Кафедра компьютерных систем и технологий

**КУРСОВАЯ РАБОТА**

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

на тему: АСК-анализ показателей мирового счастья за 2021 год на основе  
данных с портала Kaggle

Выполнила студентка группы: ИТз1941 Кравченко Кристина Александровна

Допущен к защите: \_\_\_\_\_

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

Защищен \_\_\_\_\_ 07.04.2021 \_\_\_\_\_  
(дата)

Оценка \_\_\_\_\_ отлично \_\_\_\_\_

Краснодар 2021

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

**Факультет прикладной информатики**

**РЕЦЕНЗИЯ  
на курсовую работу**

Студент Кравченко Кристина Александровна  
курса 2 заочной формы обучения группы ИТз1941

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»  
Наименование темы «АСК-анализ показателей мирового счастья за 2021 год  
на основе данных с портала Kaggle»

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор  
(*Ф.И.О., ученое звание и степень, должность*)

**Оценка качества выполнения курсовой работы**

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

Достоинства работы \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

Недостатки работы \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

Итоговая оценка при защите отлично \_\_\_\_\_

Рецензент (Е.В. Луценко) г.  
«\_07\_» \_04\_ 2021

## **РЕФЕРАТ**

Курсовая работа содержит: 38 страниц, 31 рисунок, 17 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS-X, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИ, НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙТРОННЫЕ СЕТИ, НЕЙРОНЫ.

Целью работы является проведение АСК-анализа показателей мирового счастья за 2021 год на основе данных 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 .....	5
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	6
1.1. Описание решения.....	6
1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл MS Excel.....	8
1.3. Ввод выборки в систему Aidos-X.....	10
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.....	26
2.3. Нелокальные нейронные сети и нейтроны.....	29
2.4. SWOT и PEST матрицы и диаграммы .....	32
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	36
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	38

## **ВВЕДЕНИЕ**

Одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий является создание систем искусственного интеллекта. Существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, но возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи исследования сведений о мировом счастье на основе АСК-анализа данных с 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 «World Happiness Report 2021» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – Kaggle.

Для решения задачи используются стандартные возможности MS Office Word и Excel, а также система 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, 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 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 278, 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;
- 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 MS Excel**

С электронного ресурса kaggle.com возьмем набор данных «World Happiness Report 2021» <https://www.kaggle.com/ajaypalsinghlo/world-happiness-report-2021>

Оценки и рейтинги счастья основаны на данных Всемирного опроса Гэллапа. Столбцы, следующие за основным показателем счастья (Ladder score), показывают, в какой степени каждый из факторов – экономическое производство, социальная поддержка, ожидаемая продолжительность жизни, свобода, отсутствие коррупции и щедрость – способствуют повышению оценок жизни в каждой стране, в сравнении с антиутопией, гипотетической страной Dystopia, где значения каждого из шести факторов равны самым низким в мире средним национальным показателям. Они никак не влияют на общий балл по каждой стране, но объясняют, почему уровень счастья в одних странах оценивается выше, чем в других.

CSV файл содержит следующие данные:

- Country name – Страна.
- Regional indication – Регион страны.
- Ladder score – Коэффициент сравниваемой позиции в таблице.
- Standard error of ladder score – Стандартные отклонения от сравниваемой позиции.
- Upper whisker – Верхняя граница.
- Lower whisker – Нижняя граница.
- Social support – Социальная поддержка.
- Healthy life expectancy – Ожидаемая продолжительность здоровой жизни.
- Generosity – Щедрость.
- Perceptions of corruption – Восприятие коррупции.
- Ladder score in Dystopia – Оценка в антиутопии.

— Explained by: Log GDP per capita – Объяснение: Логарифм ВВП на душу населения.

— Explained by: Social support – Объяснение: Социальная поддержка.

— Explained by: Healthy life expectancy – Объяснение: Ожидаемая продолжительность здоровой жизни.

— Explained by: Freedom to make life choices – Объяснение: Свобода делать жизненный выбор.

— Explained by: Generosity – Объяснение: Щедрость.

— Explained by: Perceptions of corruption – Объяснение: Восприятие коррупции.

— Dystopia + residual – Антиутопия + остаточное.

В качестве разделителей используются запятые.

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

Результат конвертации представлен на рисунке 1. Таким образом, в качестве классификационной шкалы решено использовать столбец В – «Ladder score». Остальные шкалы являются описательными.

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	Country name	Ladder score	Standard error of ladder score	upperwhisker	lowerwhisker	Logged GDP per capita	Social support	Healthy life expectancy	Freedom to make life choices	Generosity	Ladder score in Dystopia	Explained by: Log GDP per capita	Explained by: Social support	Explained by: Healthy life expectancy	Explained by: Freedom to make life choices	Explained by: Generosity	Dystopia + residual	Country name	Regional indicator	
2	Finland	7.842	0,032	7,904	7,780	10,775	0,954	72,000	0,949	-0,098	0,186	2,430	1,446	1,106	0,741	0,691	0,124	0,481	3,253	Finland Western Eu
3	Denmark	7.620	0,035	7,687	7,552	10,933	0,954	72,700	0,946	0,030	0,179	2,430	1,502	1,108	0,763	0,686	0,208	0,485	2,868	Denmark Western Eu
4	Switzerland	7.571	0,036	7,643	7,500	11,117	0,942	74,400	0,919	0,025	0,292	2,430	1,566	1,079	0,816	0,653	0,204	0,413	2,839	Switzerland Western Eu
5	Iceland	7.554	0,059	7,670	7,438	10,878	0,983	73,000	0,955	0,160	0,673	2,430	1,482	1,172	0,772	0,698	0,293	0,170	2,967	Iceland Western Eu
6	Netherlands	7.464	0,027	7,518	7,410	10,932	0,942	72,400	0,913	0,175	0,338	2,430	1,501	1,079	0,753	0,647	0,302	0,384	2,798	Netherlands Western Eu
7	Norway	7.392	0,035	7,462	7,323	11,053	0,954	73,300	0,960	0,093	0,270	2,430	1,543	1,108	0,782	0,703	0,249	0,427	2,580	Norway Western Eu
8	Sweden	7.363	0,036	7,433	7,293	10,867	0,934	72,700	0,945	0,086	0,237	2,430	1,478	1,062	0,763	0,685	0,244	0,448	2,683	Sweden Western Eu
9	Luxembourg	7.324	0,037	7,396	7,252	11,647	0,908	72,600	0,907	-0,034	0,386	2,430	1,751	1,003	0,760	0,639	0,166	0,353	2,967	Luxembourg Western Eu
10	New Zealand	7.277	0,040	7,355	7,198	10,643	0,948	73,400	0,929	0,134	0,242	2,430	1,400	1,094	0,785	0,665	0,276	0,445	2,612	New Zealand North America
11	Austria	7.268	0,036	7,337	7,198	10,906	0,934	73,300	0,908	0,042	0,481	2,430	1,492	1,062	0,782	0,640	0,215	0,292	2,784	Austria Western Eu
12	Australia	7.183	0,041	7,265	7,102	10,796	0,940	73,900	0,914	0,159	0,442	2,430	1,453	1,076	0,801	0,647	0,291	0,317	2,598	Australia North America
13	Israel	7.157	0,034	7,224	7,090	10,575	0,939	73,503	0,800	0,031	0,753	2,430	1,376	1,074	0,788	0,509	0,208	0,119	3,083	Israel Middle East
14	Germany	7.155	0,040	7,232	7,077	10,873	0,903	72,500	0,875	0,011	0,460	2,430	1,480	0,993	0,757	0,600	0,195	0,306	2,824	Germany Western Eu
15	Canada	7.103	0,042	7,185	7,021	10,776	0,926	73,800	0,915	0,089	0,415	2,430	1,447	1,044	0,798	0,648	0,246	0,335	2,585	Canada North America
16	Ireland	7.085	0,040	7,164	7,006	11,342	0,947	72,400	0,879	0,077	0,363	2,430	1,644	1,092	0,753	0,606	0,238	0,367	2,384	Ireland Western Eu
17	Costa Rica	7.069	0,056	7,179	6,960	9,880	0,891	71,400	0,934	-0,126	0,809	2,430	1,134	0,966	0,722	0,673	0,105	0,083	3,387	Costa Rica Latin America
18	United Kingdom	7.064	0,038	7,138	6,990	10,707	0,934	72,500	0,859	0,233	0,459	2,430	1,423	1,062	0,757	0,580	0,340	0,306	2,596	United Kingdom Western Eu
19	Czech Republic	6.995	0,049	7,062	6,868	10,556	0,947	70,807	0,858	-0,206	0,868	2,430	1,370	1,090	0,703	0,580	0,052	0,046	3,124	Czech Republic Central and Eastern Europe
20	United States	6.951	0,049	7,047	6,856	11,023	0,920	68,200	0,837	0,098	0,698	2,430	1,533	1,030	0,621	0,554	0,252	0,154	2,807	United States North America
21	Belgium	6.834	0,034	6,901	6,767	10,823	0,906	72,199	0,783	-0,153	0,646	2,430	1,463	0,998	0,747	0,489	0,088	0,187	2,862	Belgium Western Eu
22	France	6.690	0,037	6,762	6,618	10,704	0,942	74,000	0,822	-0,147	0,571	2,430	1,421	1,081	0,804	0,536	0,092	0,235	2,521	France Western Eu
23	Bahrain	6.647	0,068	6,779	6,514	10,669	0,862	69,495	0,925	0,089	0,722	2,430	1,409	0,899	0,662	0,661	0,246	0,139	2,631	Bahrain Middle East
24	Malta	6.602	0,044	6,688	6,516	10,674	0,931	72,200	0,927	0,133	0,653	2,430	1,411	1,055	0,747	0,664	0,275	0,183	2,268	Malta Western Eu
25	Taiwan Province	6.584	0,038	6,659	6,510	10,871	0,898	69,600	0,784	-0,070	0,721	2,430	1,480	0,982	0,665	0,490	0,142	0,139	2,687	Taiwan East Asia
26	United Arab Emirates	6.561	0,039	6,637	6,484	11,085	0,844	67,333	0,932	0,074	0,589	2,430	1,555	0,860	0,594	0,670	0,236	0,223	2,422	United Arab Emirates Middle East
27	Saudi Arabia	6.494	0,056	6,604	6,384	10,743	0,891	66,603	0,877	-0,149	0,684	2,430	1,435	0,964	0,571	0,603	0,090	0,163	2,668	Saudi Arabia Middle East

Рисунок 1 – Фрагмент обучающей выборки

### 1.3. Ввод выборки в систему Aidos-X

Теперь, когда имеется обучающая выборка в формате \*.xls, можно импортировать ее в систему Aidos-X.

Скопируем данную выборку в папку Inp\_data и переименуем ее в Inp\_data. Далее был использован универсальный программный интерфейс импорта данных в систему Aidos-X (режим 2.3.2.2), результат заполнения данной формы представлен на рисунке 2.

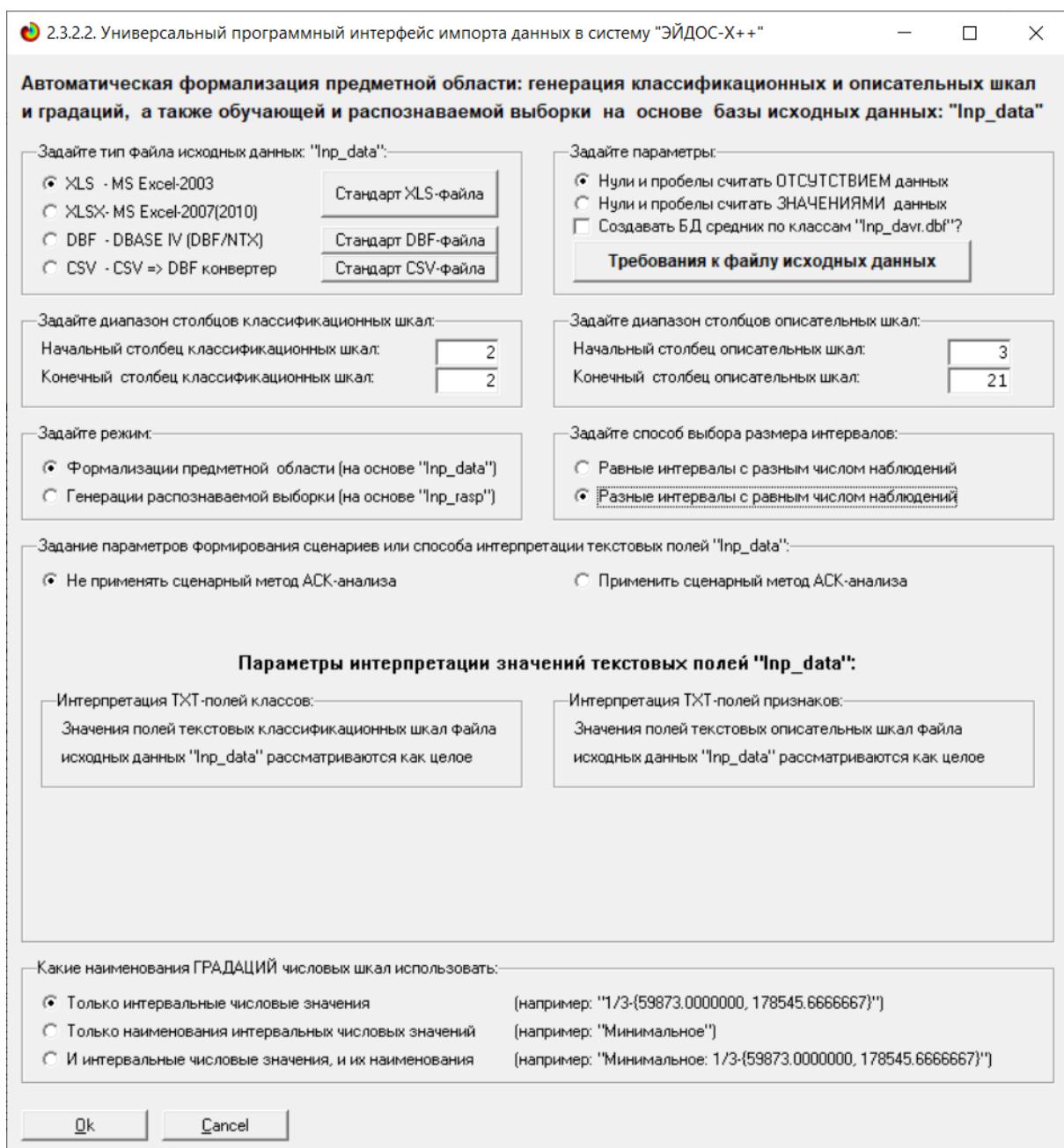


Рисунок 2 – Ввод обучающей выборки

Стоит отметить следующие настройки:

- Тип файла – xls;
- Классификационные шкалы – 2;
- Описательные шкалы – 3-21;
- Применяется спец. интерпретация текстовых полей признаков;
- В качестве признаков рассматриваются слова, без проведения лемитизации.

В форме задания размерности вносим корректировки (рисунок 3) и пересчитываем шкалы и градации.

2.3.2.2. Задание размерности модели системы "ЭЙДОС-Х++"

ЗАДАНИЕ В ДИАЛОГЕ РАЗМЕРНОСТИ МОДЕЛИ

Суммарное количество градаций классификационных и описательных шкал: [10 x 210]

Тип шкалы	Количество классификационных шкал	Количество градаций классификационных	Среднее количество градаций на класс.шкалу	Количество описательных шкал	Количество градаций описательных шкал	Среднее количество градаций на опис.шкалу
Числовые	1	10	10,00	17	51	3,00
Текстовые	0	0	0,00	2	159	79,50
ВСЕГО:	1	10	10,00	19	210	11,05

Задайте число интервалов (градаций) в шкале:

В классификационных шкалах:  В описательных шкалах:

Пересчитать шкалы и градации Параметры числ.шкал и градаций Выйти на создание модели

Рисунок 3 – Задание размерности модели системы Aidos-X

Процесс импорта данных из внешней БД «Inp\_data.xls» в систему Aidos-X представлен на рисунке 4.

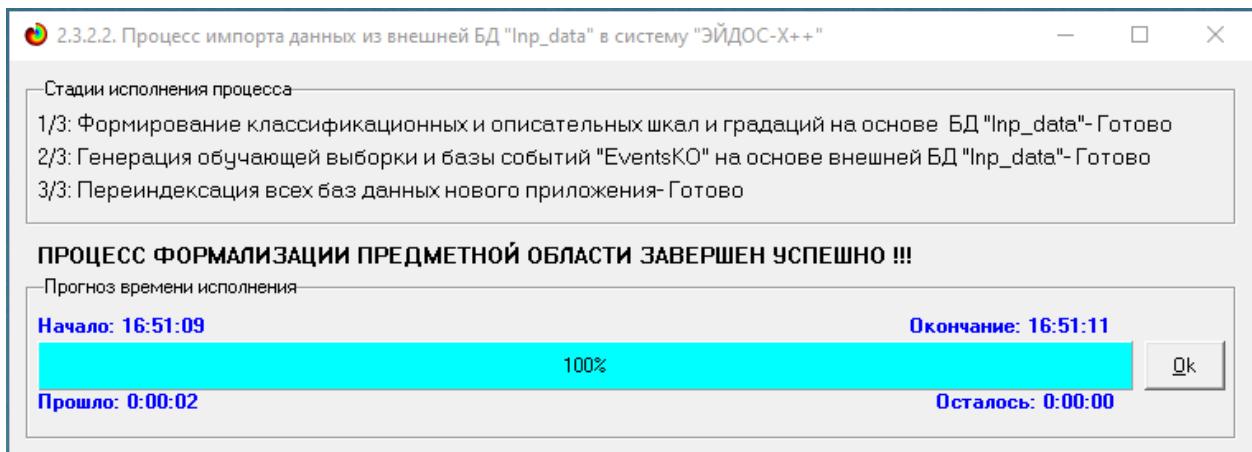


Рисунок 4 – Процесс импорта данных

После завершения импорта системой было обнаружено поле, которое никаким образом не влияет на выборку, поскольку значения в нем одинаковы для каждой записи. Данное поле можно оставить, оно не помешает дальнейшему исследованию.

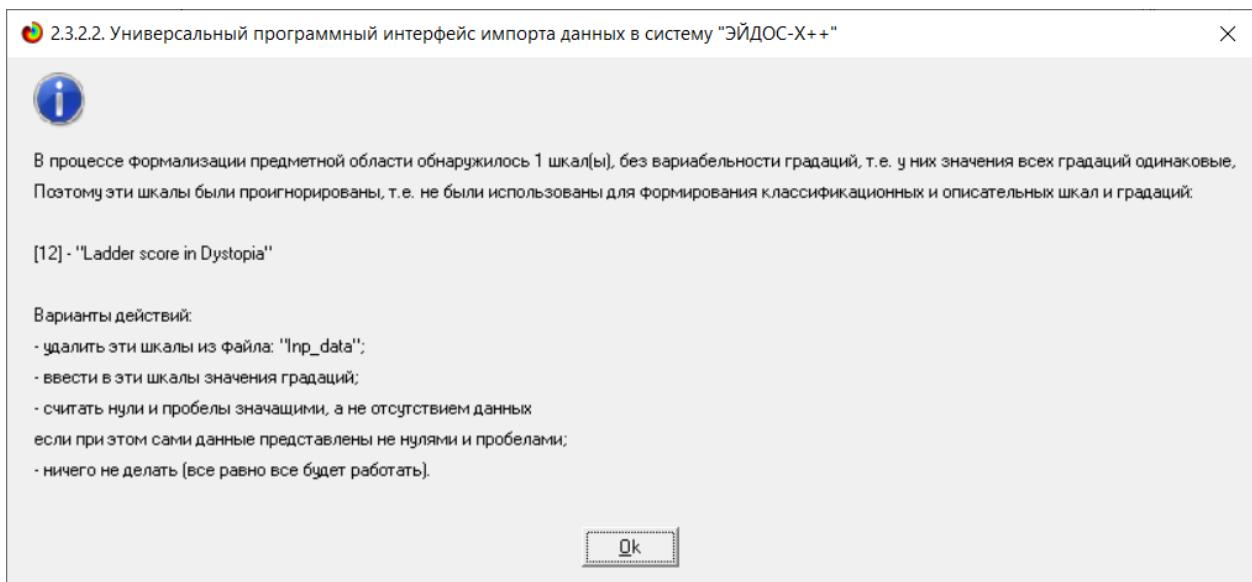


Рисунок 5 – Обнаружение шкалы с константой в процессе формализации предметной области

Так как предварительно числовые шкалы были разбиты на интервалы, то пересчет 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 6, её можно просмотреть в режиме 2.1. Описательные шкалы – в режиме 2.2 (рисунок 7).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	LADDER SCORE
2	
3	
4	
5	
6	
7	
8	
9	
10	
Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	1/10-{2.5230000, 4.1070000}
2	2/10-{4.1070000, 4.6070000}
3	3/10-{4.6070000, 4.9180000}
4	4/10-{4.9180000, 5.1420000}
5	5/10-{5.1420000, 5.4770000}
6	6/10-{5.4770000, 5.8800000}
7	7/10-{5.8800000, 6.1400000}
8	8/10-{6.1400000, 6.4310000}
9	9/10-{6.4310000, 7.0590000}
10	10/10-{7.0690000, 7.8420000}

Помощь Доб.шкалу Доб.град.шкалы Копир.шкалу Копир.град.шкалы Копир.шкалу с град. Чдал.шкалу с град. Чдал.град.шкалы Чдаление и перекодирование Графики будущих сценариев

Рисунок 6 – Классификационные шкалы и градации

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование описательной шкалы
1	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE
2	UPPERWHISKER
3	LOWERWHISKER
4	LOGGED GDP PER CAPITA
5	SOCIAL SUPPORT
6	HEALTHY LIFE EXPECTANCY
7	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES
8	GENEROSITY
9	PERCEPTIONS OF CORRUPTION
10	EXPLAINED BY: LOG GDP PER CAPITA
11	EXPLAINED BY: SOCIAL SUPPORT
12	EXPLAINED BY: HEALTHY LIFE EXPECTANCY
13	EXPLAINED BY: FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES
14	EXPLAINED BY: GENEROSITY
15	EXPLAINED BY: PERCEPTIONS OF CORRUPTION
16	DYSTOPIA + RESIDUAL
17	COUNTRY NAME
18	REGIONAL INDICATOR
Код градации	Наименование градации описательной шкалы
13	1/3-{0.4630000, 0.7840000}
14	2/3-{0.7840000, 0.8840000}
15	3/3-{0.8840000, 0.9830000}

Помощь Доб.шкалу Доб.град.шкалы Копир.шкалу Копир.град.шкалы Копир.шкалу с град. Чдал.шкалу с град. Чдал.град.шкалы Перекодировать Очистить Графики прошлых сценариев

Рисунок 7 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

Для ручного ввода-корректировки обучающей выборки существует режим 2.3.1, он представлен на рисунке 8. Установка значений описательных и классификационных шкал объектов осуществляется по их номерам.

Код объекта	Наименование объекта				Дата	Время
1	Finland					
2	Denmark					
3	Switzerland					
4	Iceland					
5	Netherlands					
6	Norway					
7	Sweden					
8	Luxembourg					
9	New Zealand					
10	Austria					
11	Australia					

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	10	0	0	0	1	6	9	12	15	18	21
					22	25	30	33	36	39	40
					45	48	89	207	0	0	0

Рисунок 8 – Корректировка обучающей выборки (фрагмент)

Таким образом создаются 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.

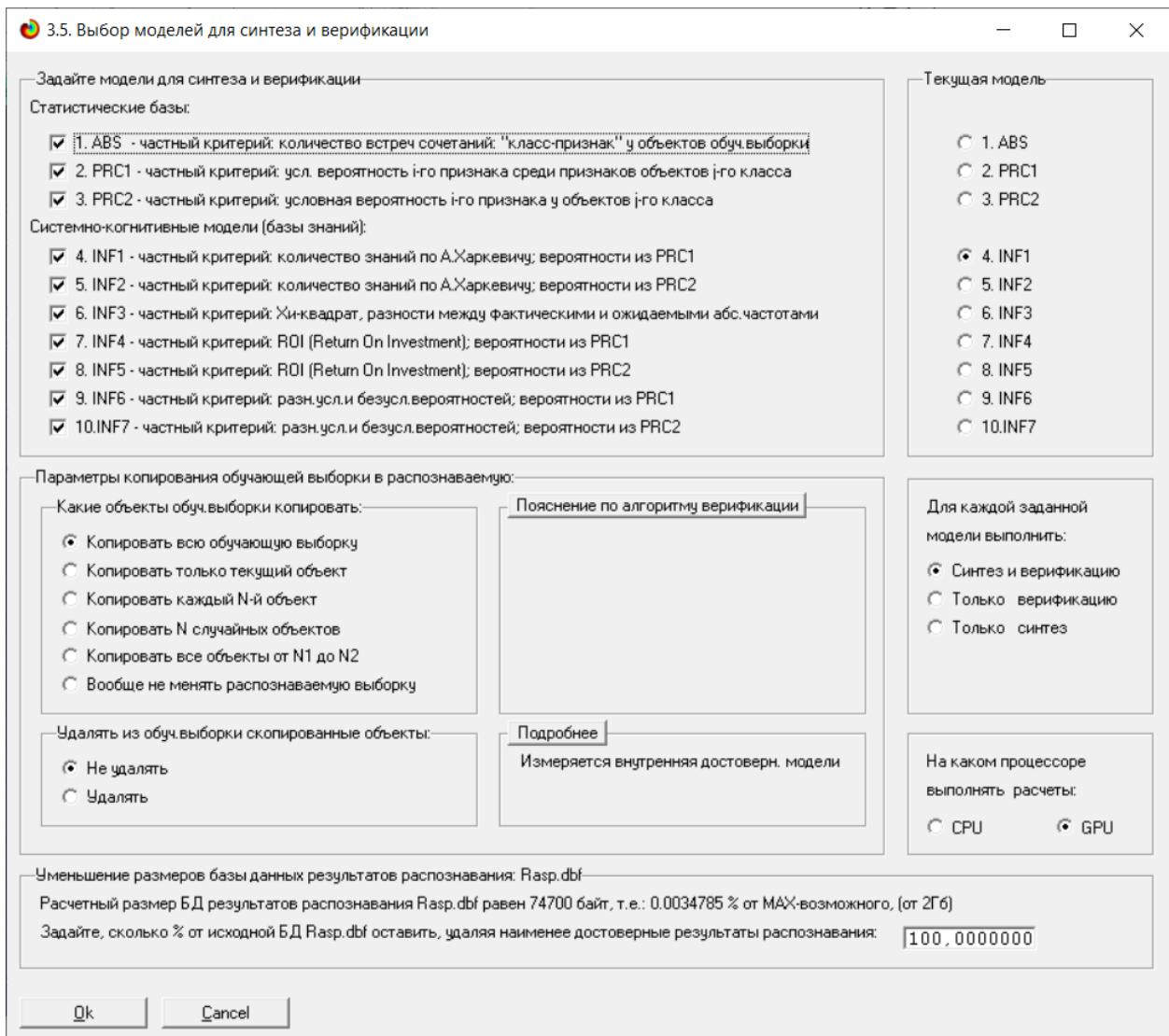


Рисунок 9 – Выбор моделей для синтеза и верификации

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей. Но мы используем параметры, приведенные на рисунке 9. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 10.

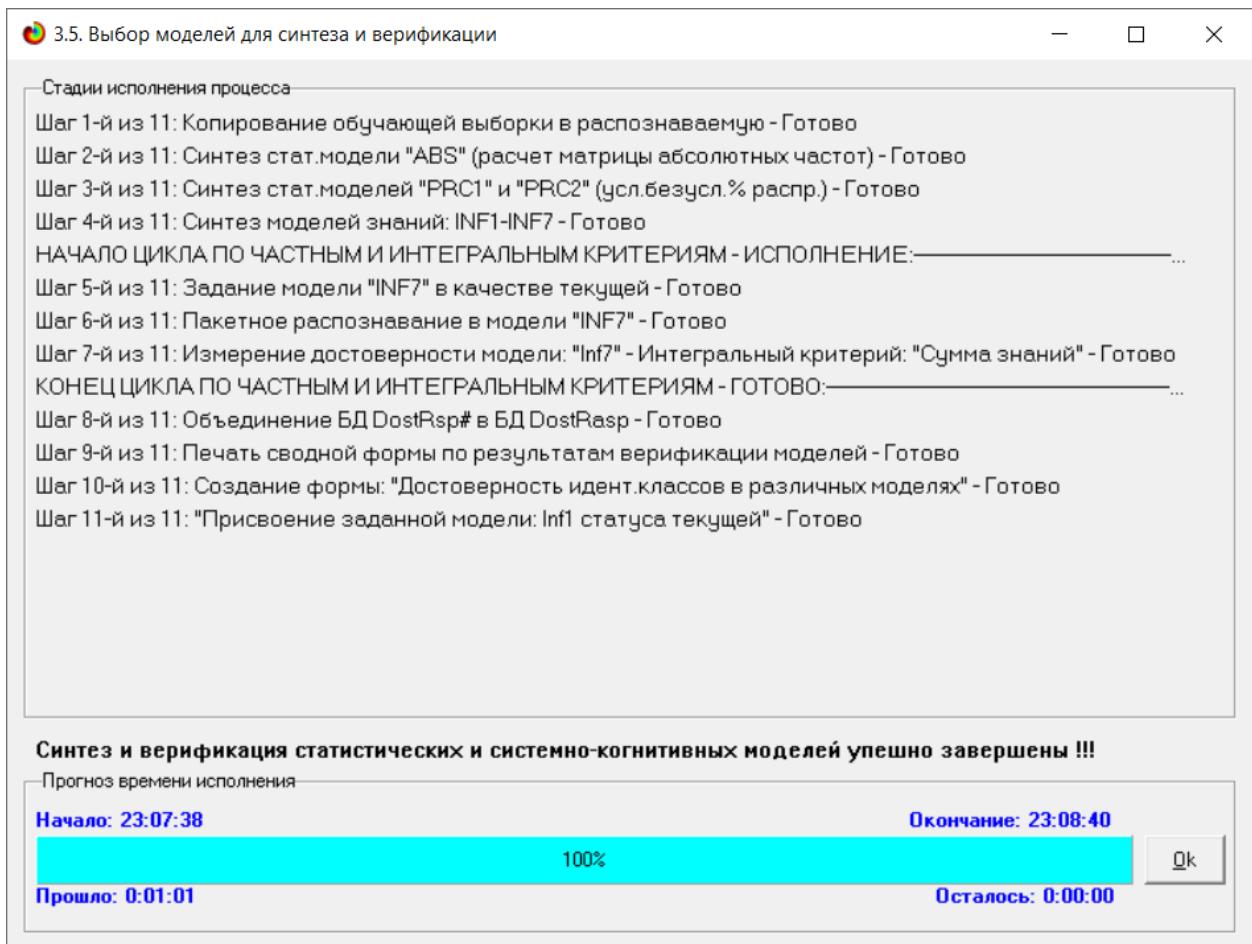


Рисунок 10 – Процесс исполнения режима 3.5

После процесса выбора моделей для синтеза и верификации 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, которое было получено по принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если известно, что у этого объекта есть некоторый признак.

То есть частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (рисунок 11) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (рисунок 12 и 13).

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. LADDER SCORE 1/10 (2.5, 4.1)	2. LADDER SCORE 2/10 (4.1, 4.6)	3. LADDER SCORE 3/10 (4.6, 4.9)	4. LADDER SCORE 4/10 (4.9, 5.1)	5. LADDER SCORE 5/10 (5.1, 5.5)	6. LADDER SCORE 6/10 (5.5, 5.9)	7. LADDER SCORE 7/10 (5.9, 6.1)	8. LADDER SCORE 8/10 (6.1, 6.4)	9. LADDER SCORE 9/10 (6.4, 7.1)	10. LADDER SCORE 10/10 (7.1, 7.8)
1	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-1/3-(0.0260000, 0.0460000)	2	1		4	5	5	2	8	9	
2	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-2/3-(0.0460000, 0.0650000)	1	6	8	3	5	7	10	4	4	
3	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-3/3-(0.0650000, 0.1730000)	11	8	7	8	5	3	3	3	2	
4	UPPERWHISKER-1/3-(2.5960000, 5.1190000)	14	15	15	5						
5	UPPERWHISKER-2/3-(5.1190000, 6.1340000)				10	15	15	10			
6	UPPERWHISKER-3/3-(6.1340000, 7.9040000)							5	15	15	
7	LOWERWHISKER-1/3-(2.4490000, 4.9750000)	14	15	15	5						
8	LOWERWHISKER-2/3-(4.8790000, 5.9330000)				10	15	15	11			
9	LOWERWHISKER-3/3-(5.9330000, 7.7800000)							4	15	15	
10	LOGGED GDP PER CAPITA-1/3-(6.6350000, 9.0460000)	13	8	8	10	5	2	2	1		
11	LOGGED GDP PER CAPITA-2/3-(9.0460000, 10.0710000)	1	7	7	4	7	10	6	6	2	
12	LOGGED GDP PER CAPITA-3/3-(10.0710000, 11.6470000)				1	3	3	7	8	13	
13	SOCIAL SUPPORT-1/3-(0.4530000, 0.7840000)	12	10	12	11	3		1			
14	SOCIAL SUPPORT-2/3-(0.7840000, 0.8840000)	2	5	2	3	9	11	8	6	4	
15	SOCIAL SUPPORT-3/3-(0.8840000, 0.9830000)				1	1	3	4	6	9	11
16	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-1/3-(48.4780000, 62.3000000)	14	11	9	10	4	1				
17	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-2/3-(62.3000000, 68.2000000)		4	6	4	8	8	10	6	4	
18	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-3/3-(68.2000000, 76.9530000)				1	3	6	5	9	11	
19	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-1/3-(0.3820000, 0.7490000)	8	10	11	7	4	6	1	1	1	
20	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-2/3-(0.7490000, 0.8600000)	4	4	2	5	7	5	9	6	7	
21	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-3/3-(0.8600000, 0.9700000)	2	1	2	3	4	4	5	8	7	
22	GENEROSITY-1/3-(0.2880000, -0.0980000)	4	7	4	1	5	5	10	7	6	
23	GENEROSITY-2/3-(0.0980000, 0.0340000)	3	2	6	7	6	7	3	6	4	

Рисунок 11 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. LADDER SCORE 1/10 (2.5, 4.1)	2. LADDER SCORE 2/10 (4.1, 4.6)	3. LADDER SCORE 3/10 (4.6, 4.9)	4. LADDER SCORE 4/10 (4.9, 5.1)	5. LADDER SCORE 5/10 (5.1, 5.5)	6. LADDER SCORE 6/10 (5.5, 5.9)	7. LADDER SCORE 7/10 (5.9, 6.1)	8. LADDER SCORE 8/10 (6.1, 6.4)	9. LADDER SCORE 9/10 (6.4, 7.1)
1	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-1/3-(0.0260000, 0.0460000)	-0.355	-0.680		-0.098	-0.004	-0.002	-0.388	0.194	0
2	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-2/3-(0.0460000, 0.0650000)	-0.639	0.083	0.203		-0.210	0.005	0.148	0.298	-0.089
3	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-3/3-(0.0650000, 0.1730000)	0.362	0.196	0.138	0.194		-0.004	-0.217	-0.217	-0.219
4	UPPERWHISKER-1/3-(2.5960000, 5.1190000)	0.472	0.469	0.467	0.005					
5	UPPERWHISKER-2/3-(5.1190000, 6.1340000)				0.288	0.459	0.460	0.290		
6	UPPERWHISKER-3/3-(6.1340000, 7.9040000)							-0.002	0.459	0
7	LOWERWHISKER-1/3-(2.4490000, 4.9750000)	0.472	0.469	0.467	0.005					
8	LOWERWHISKER-2/3-(4.8790000, 5.9330000)				0.280	0.450	0.452	0.321		
9	LOWERWHISKER-3/3-(5.9330000, 7.7800000)							-0.088	0.467	0
10	LOGGED GDP PER CAPITA-1/3-(6.6350000, 9.0460000)	0.441	0.204	0.203	0.297	0.005	-0.379	-0.379	-0.673	
11	LOGGED GDP PER CAPITA-2/3-(9.0460000, 10.0710000)	-0.647	0.139	0.138	-0.098	0.138	0.290	0.075	0.073	-0
12	LOGGED GDP PER CAPITA-3/3-(10.0710000, 11.6470000)				-0.681	-0.219	-0.217	0.139	0.194	0
13	SOCIAL SUPPORT-1/3-(0.4530000, 0.7840000)	0.407	0.298	0.373	0.337	-0.210		-0.671		
14	SOCIAL SUPPORT-2/3-(0.7840000, 0.8840000)	-0.355	-0.002	-0.389	-0.219	0.244	0.330	0.196	0.073	-0
15	SOCIAL SUPPORT-3/3-(0.8840000, 0.9830000)				-0.681	-0.219	-0.096	0.075	0.244	0
16	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-1/3-(48.4780000, 62.3000000)	0.472	0.338	0.252	0.297	-0.089	-0.671			
17	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-2/3-(62.3000000, 68.2000000)		-0.096	0.073	-0.098	0.194	0.196	0.290	0.073	-0
18	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-3/3-(68.2000000, 76.9530000)				-0.681	-0.219	0.075	-0.002	0.244	0
19	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-1/3-(0.3820000, 0.7490000)	0.237	0.298	0.337	0.146	-0.089	0.083	-0.671	-0.673	-0
20	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-2/3-(0.7490000, 0.8600000)	-0.064	-0.096	-0.389	-0.004	0.138	-0.002	0.245	0.073	0
21	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-3/3-(0.8600000, 0.9700000)	-0.355	-0.680	-0.389	-0.219	-0.098	-0.096	-0.002	0.194	0
22	GENEROSITY-1/3-(0.2880000, -0.0980000)	-0.064	0.139	-0.098	-0.681	-0.004	-0.002	0.290	0.138	0
23	GENEROSITY-2/3-(0.0980000, 0.0340000)	-0.176	-0.379	0.081	0.146	0.081	0.148	-0.209	0.081	-0

Рисунок 12 – Модель INF1 (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1.	2.	3.	4.	5.	6.	7.	8.	9.
		LADDER SCORE								
1	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-1/3-(0.0260000, 0.0460000)	-0.574	-0.801		-0.205	-0.007	-0.007	-0.603	0.589	0
2	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-2/3-(0.0460000, 0.0650000)	-0.783	0.216	0.622	-0.392	0.014	0.419	1.027	-0.189	-0
3	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-3/3-(0.0650000, 0.1730000)	1.341	0.589	0.391	0.589	-0.007	-0.404	-0.404	-0.404	-0
4	UPPERWHISKER-1/3-(2.596000, 5.119000)	2.041	2.041	2.041	0.014					
5	UPPERWHISKER-2/3-(5.119000, 6.134000)				0.987	1.980	1.980	0.987		
6	UPPERWHISKER-3/3-(6.134000, 7.904000)							-0.007	1.980	1
7	LOWERWHISKER-1/3-(2.449000, 4.975000)	2.041	2.041	2.041	0.014					
8	LOWERWHISKER-2/3-(4.975000, 5.933000)				0.948	1.922	1.922	1.142		
9	LOWERWHISKER-3/3-(5.933000, 7.780000)							-0.189	2.041	2
10	LOGGED GDP PER CAPITA-1/3-(6.635000, 9.046000)	1.824	0.622	0.622	1.027	0.014	-0.595	-0.595	-0.797	
11	LOGGED GDP PER CAPITA-2/3-(9.046000, 10.071000)	-0.787	0.391	0.391	-0.205	0.391	0.987	0.192	0.192	-0
12	LOGGED GDP PER CAPITA-3/3-(10.071000, 11.647000)				-0.801	-0.404	-0.404	-0.391	0.589	1
13	SOCIAL SUPPORT-1/3-(0.453000, 0.784000)	1.606	1.027	1.433	1.230	-0.392			-0.797	
14	SOCIAL SUPPORT-2/3-(0.784000, 0.884000)	-0.574	-0.007	-0.603	-0.404	0.788	1.185	0.589	0.192	-0
15	SOCIAL SUPPORT-3/3-(0.884000, 0.983000)			-0.801	-0.801	-0.404	-0.205	0.192	0.788	1
16	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-1/3-(48.478000, 62.300000)	2.041	1.230	0.824	1.027	-0.189	-0.797			
17	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-2/3-(62.300000, 68.200000)		-0.205	0.192	-0.205	0.589	0.589	0.987	0.192	-0
18	HEALTHY LIFE EXPECTANCY-3/3-(68.200000, 76.953000)				-0.801	-0.404	0.192	-0.007	0.788	1
19	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-1/3-(0.382000, 0.749000)	0.738	1.027	1.230	0.419	-0.189	0.216	-0.797	-0.797	-0
20	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-2/3-(0.749000, 0.860000)	-0.149	-0.205	-0.603	-0.007	0.391	-0.007	0.788	0.192	0
21	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-3/3-(0.860000, 0.970000)	-0.574	-0.801	-0.603	-0.404	-0.205	-0.205	-0.007	0.589	0
22	GENEROSITY-1/3-(0.2880000, -0.0980000)	-0.149	0.391	-0.205	-0.801	-0.007	-0.007	0.987	0.391	0
23	GENEROSITY-2/3-(0.0980000, 0.0340000)	-0.348	-0.595	0.216	0.419	0.216	0.419	-0.392	0.216	-0

Рисунок 13 – Модель INF5 (фрагмент)

## 1.6. Результаты верификации моделей

Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями представлены на рисунке 14.

3.4. Обобщ форма по достоверн моделей при разн. критер. Текущая модель: "INF1"												
Назнение модели и частного критерия	Интегральный критерий	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модул. уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. решений (SNT)	Сумма модул. уровней сход. истинно-отриц. ложноН-полож. решений (SFN)	Точность модели	Э-Полнота модели	Л-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сход. истинно-полож. решений		
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтений "1" класс	Корреляция abs. частот с общ. ...	104	1.000	0.188	109.181	1.733	445.126	0.197	1.000	0.329	0.733	
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочтений "1" класс	Сумма abs. частот по признакам	100	1.000	0.182	91.485		436.969	0.173	1.000	0.295	0.614	
2. PRCI - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл. частот с о...	104	1.000	0.188	109.181	1.733	445.126	0.197	1.000	0.329	0.733	
2. PRCI - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл. частот от частот с о...	100	1.000	0.182	92.400		440.819	0.173	1.000	0.295	0.620	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл. частот с от...	104	1.000	0.188	109.181	1.733	445.125	0.197	1.000	0.329	0.733	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл. частот от частот с о...	100	1.000	0.182	92.180		439.808	0.173	1.000	0.295	0.619	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХареневиц, в...	Семантический резонанс зна...	328	0.953	0.488	57.686	59.147	1.062	0.507	0.982	0.669	0.406	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХареневиц, в...	Семантический резонанс зна...	227	0.993	0.369	71.943	187.854	108.308	0.298	0.996	0.570	0.486	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХареневиц, в...	Семантический резонанс зна...	328	0.953	0.488	57.766	394.021	56.218	1.051	0.507	0.982	0.669	0.407
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХареневиц, в...	Сумма знаний	225	0.993	0.367	71.793	187.563	108.152	0.296	0.996	0.570	0.485	
6. INF3 - частный критерий Хиккадрат: различия между фактами	Семантический резонанс зна...	227	0.993	0.369	89.640	270.596	180.821	0.246	0.331	0.997	0.498	0.606
6. INF3 - частный критерий Хиккадрат: различия между фактами	Сумма знаний	227	0.993	0.369	60.541	177.124	116.711	0.128	0.342	0.998	0.509	0.409
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	626	0.953	0.755	45.559	531.380	10.531	0.605	0.825	0.889	0.349	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	168	1.000	0.287	77.347	37.478	109.852	0.413	1.000	0.586	0.519	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	631	0.952	0.759	49.510	530.835	10.455	0.597	0.826	0.988	0.349	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	168	1.000	0.287	77.085	37.308	109.504	0.413	1.000	0.595	0.517	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безузл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	196	0.993	0.327	85.523	129.959	194.860	0.266	0.305	0.997	0.467	0.578
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безузл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	169	0.993	0.288	61.272	53.727	149.254	0.128	0.291	0.998	0.451	0.414
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безузл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	195	0.993	0.326	85.508	129.855	194.878	0.264	0.305	0.997	0.467	0.578
10.INF7 - частный критерий: разн. усл. и безузл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	168	0.993	0.288	61.037	53.572	148.727	0.127	0.291	0.998	0.451	0.412

Рисунок 14 – Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергена) составляет 0.759, а точность

модели (L1-мера профессора Луценко) – 0.900. 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 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 15).

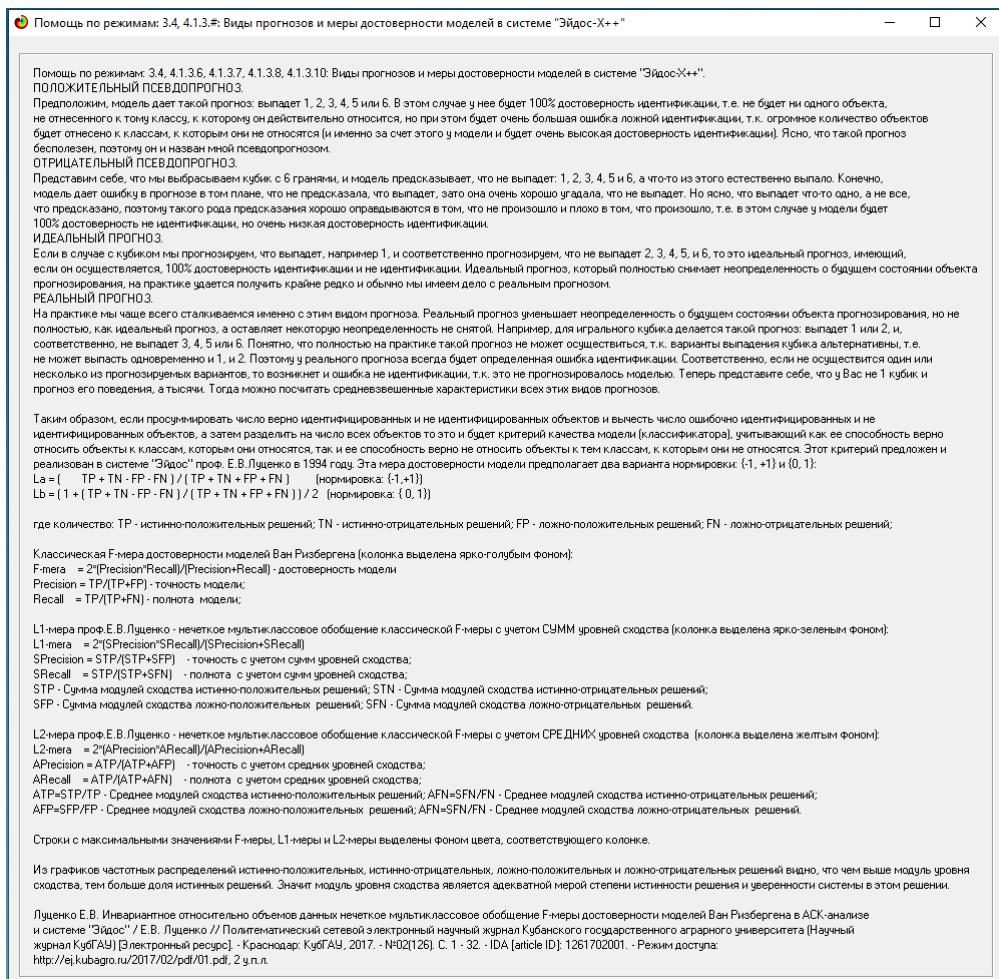


Рисунок 15 – Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

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 16 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF5.

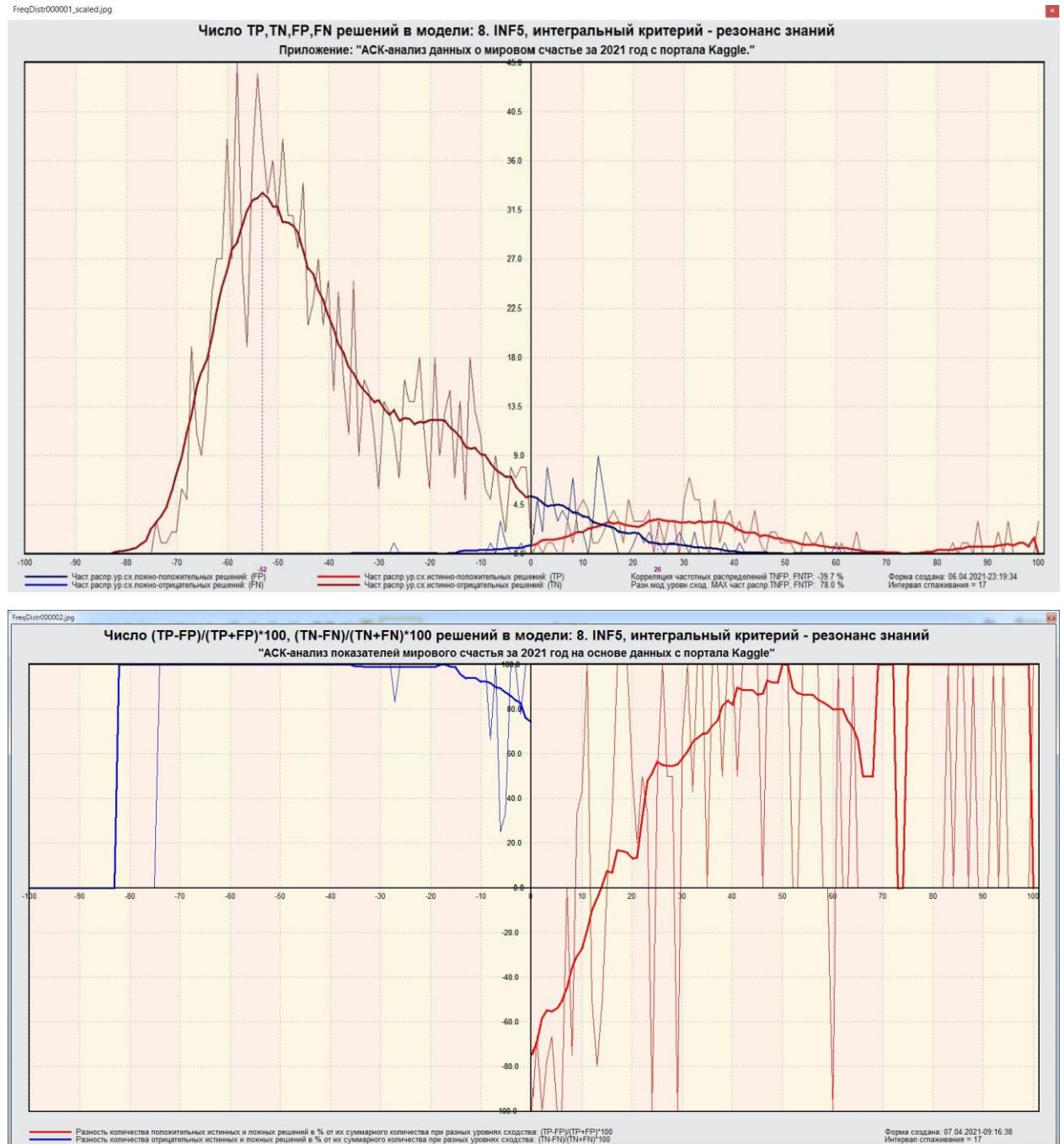


Рисунок 16.1 – Частотные распределения числа верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели INF5

Из рисунка 16 видно, что:

- модель INF5 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность;
- модуль уровня сходства-различия в модели INF5 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 15% уровня сходства. Для уровней сходства-различия более 30% ошибочно идентифицированные и не идентифицированными ситуации практически отсутствуют;
- чем выше уровень сходства, тем выше доля истинных решений. Это значит, что уровень сходства (интегральный критерий) является адекватной мерой степени истинности решения. Таким образом, в системе «Эйдос» есть внутренний критерий уверенности в степени истинности решения, который может быть использован в режиме 3.5 для исключения из результатов распознавания заведомо недостоверных решений.

## 2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF5 (режим 5.6) (рисунок 17, 18) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1 (рисунок 19).

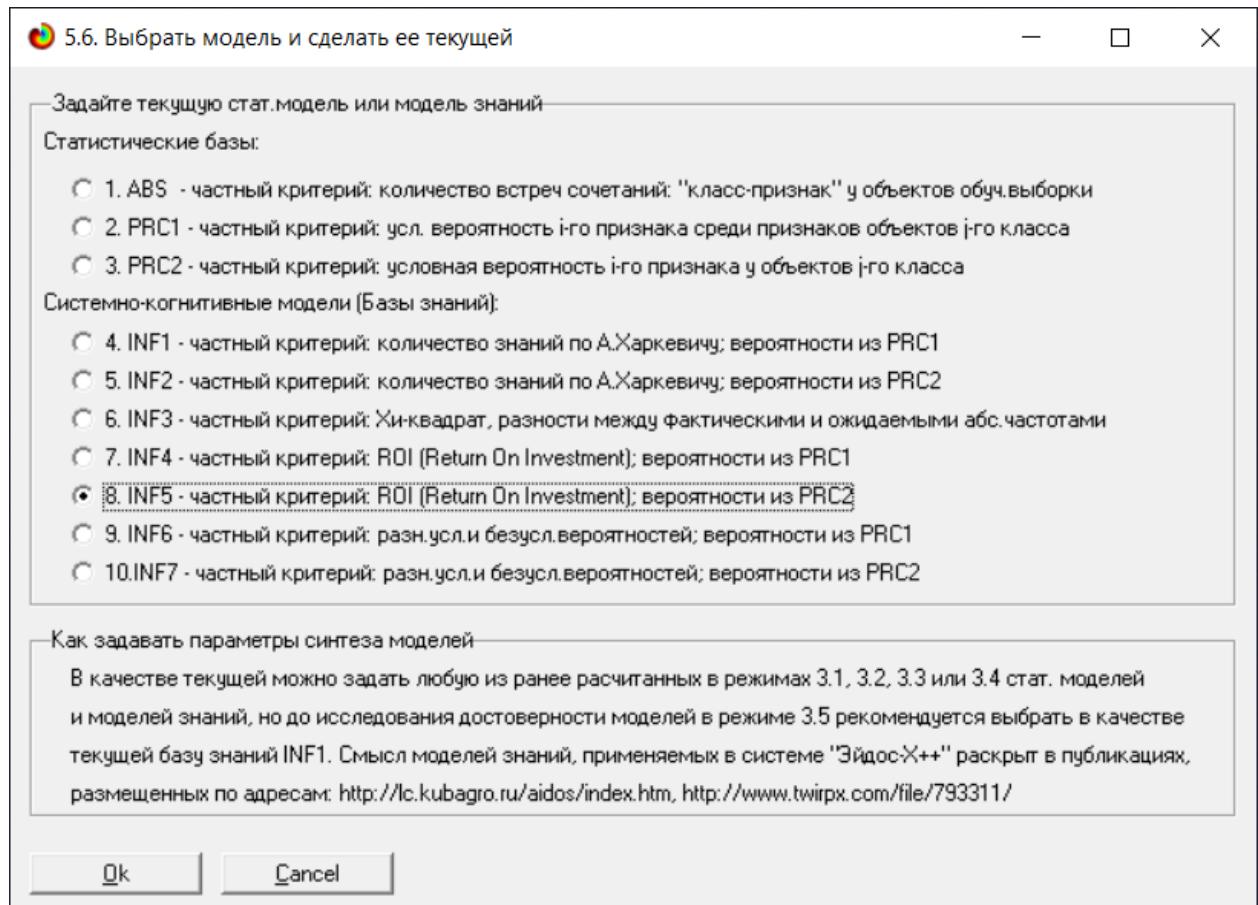


Рисунок 17 – Экранная форма режима задания модели в качестве текущей

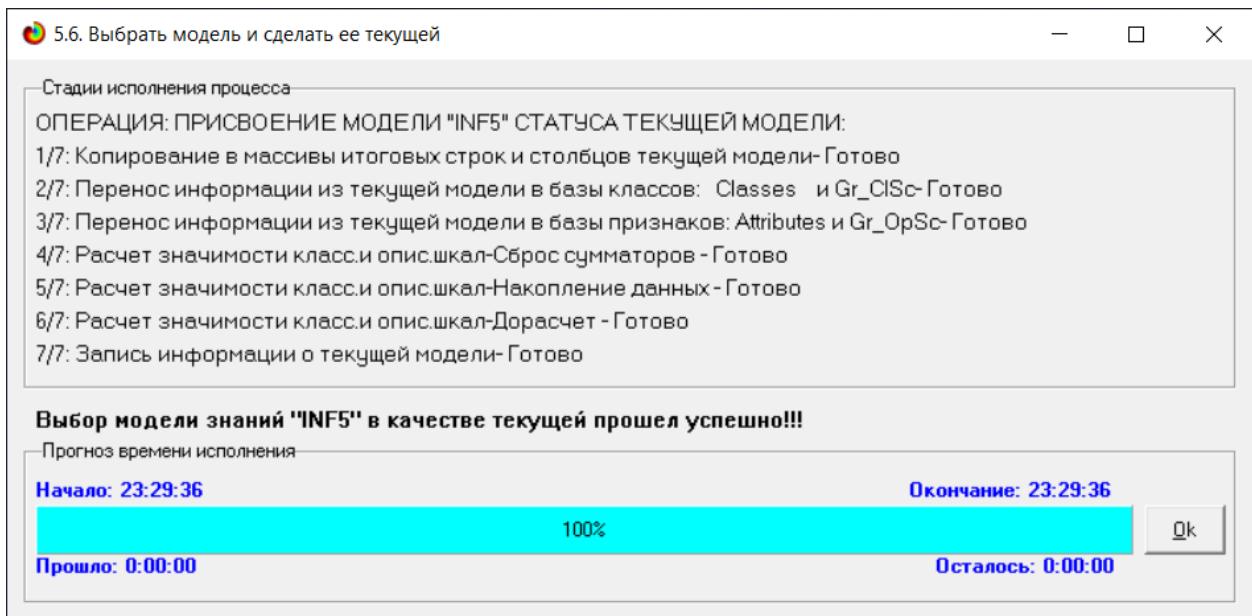


Рисунок 18 – Успешно выполненный процесс выбора модели в качестве текущей

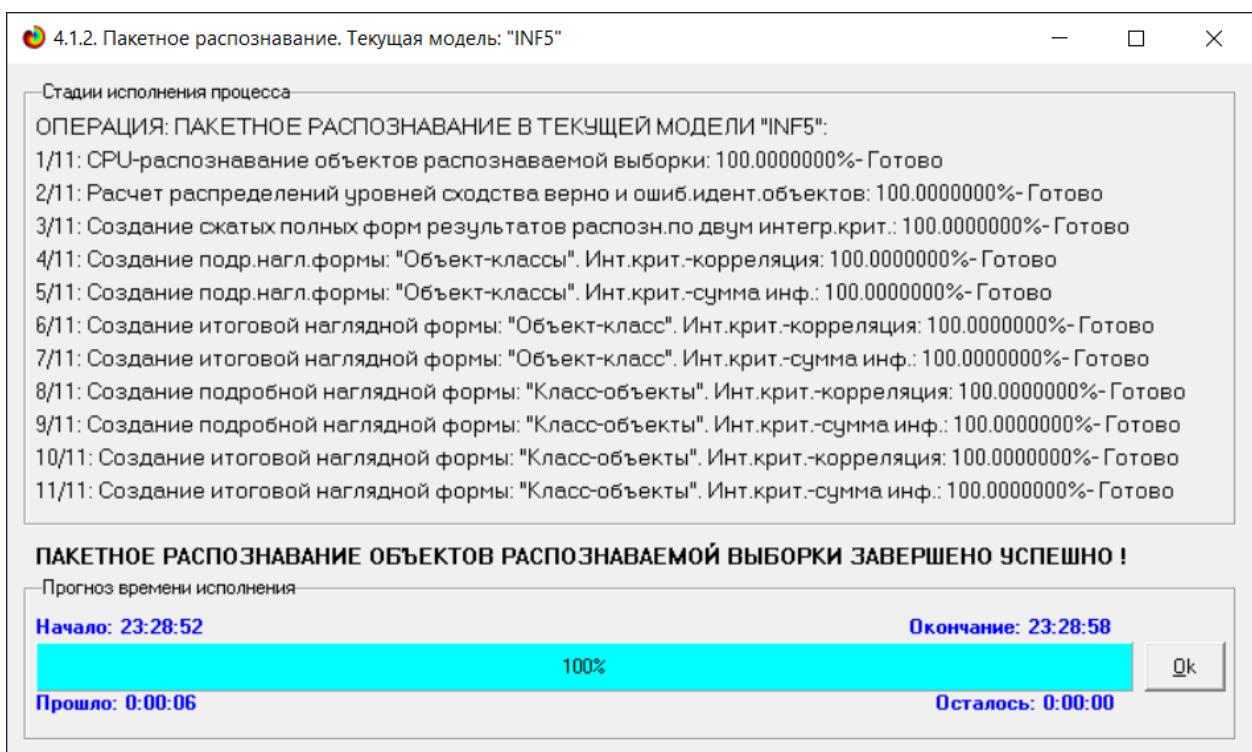


Рисунок 19 – Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

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

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 20 и 21 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели INF5 на основе наблюдения предыстории их развития:

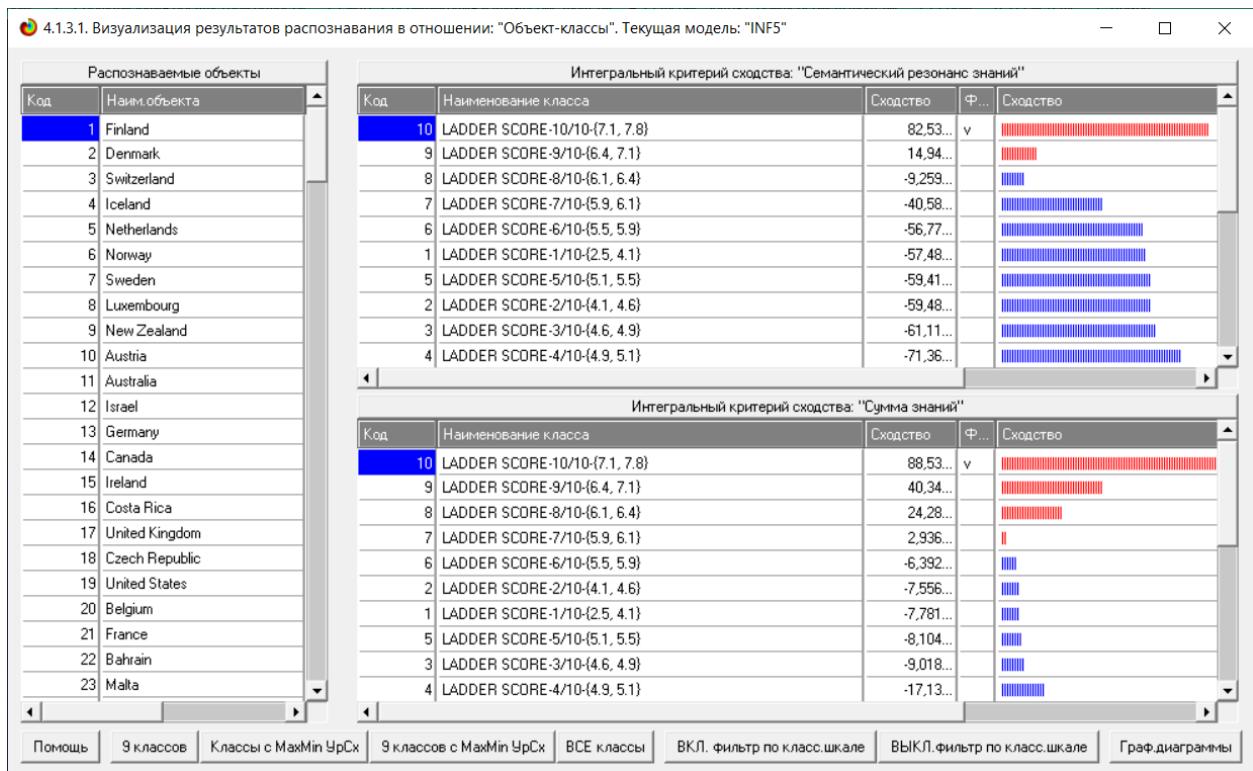


Рисунок 20 – Пример идентификации объектов в модели INF5

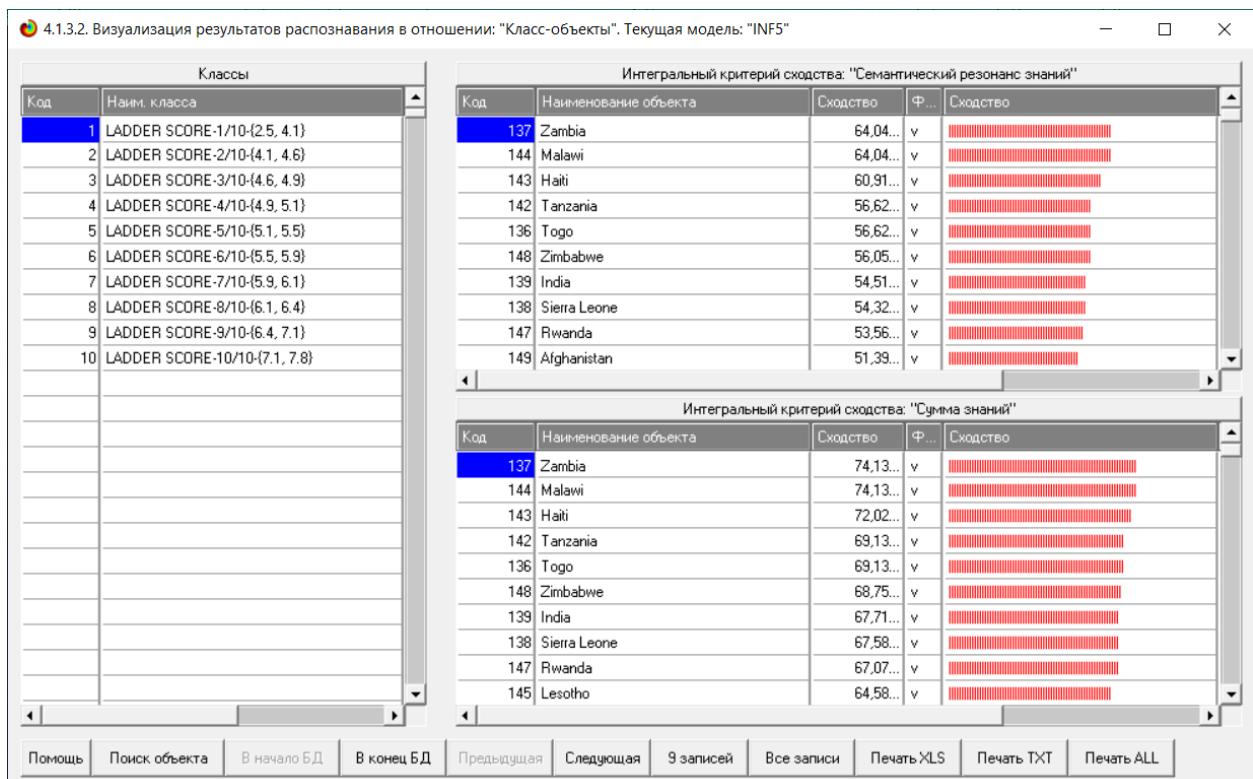


Рисунок 21 – Пример идентификации классов в модели INF5

## 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 22:

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов			
Конспект класса:1 "LADDER SCORE-1/10-{2.5, 4.1}" в модели:4 "INF1"			
Код	Наименование класса	№	Код класса
1	LADDER SCORE-1/10-{2.5, 4.1}	1	LADDER SCORE-1/10-{2.5, 4.1}
2	LADDER SCORE-2/10-{4.1, 4.6}	2	LADDER SCORE-2/10-{4.1, 4.6}
3	LADDER SCORE-3/10-{4.6, 4.9}	3	LADDER SCORE-4/10-{4.9, 5.1}
4	LADDER SCORE-4/10-{4.9, 5.1}	4	LADDER SCORE-3/10-{4.6, 4.9}
5	LADDER SCORE-5/10-{5.1, 5.5}	5	LADDER SCORE-9/10-{6.4, 7.1}
6	LADDER SCORE-6/10-{5.5, 5.9}	6	LADDER SCORE-5/10-{5.1, 5.5}
7	LADDER SCORE-7/10-{5.9, 6.1}	7	LADDER SCORE-10/10-{7.1, 7.8}
8	LADDER SCORE-8/10-{6.1, 6.4}	8	LADDER SCORE-8/10-{6.1, 6.4}
9	LADDER SCORE-9/10-{6.4, 7.1}	9	LADDER SCORE-7/10-{5.9, 6.1}
10	LADDER SCORE-10/10-{7.1, 7.8}	10	LADDER SCORE-6/10-{5.5, 5.9}

Рисунок 22 – Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

На рисунке 23 представлена семантическая сеть классов в модели «INF5».

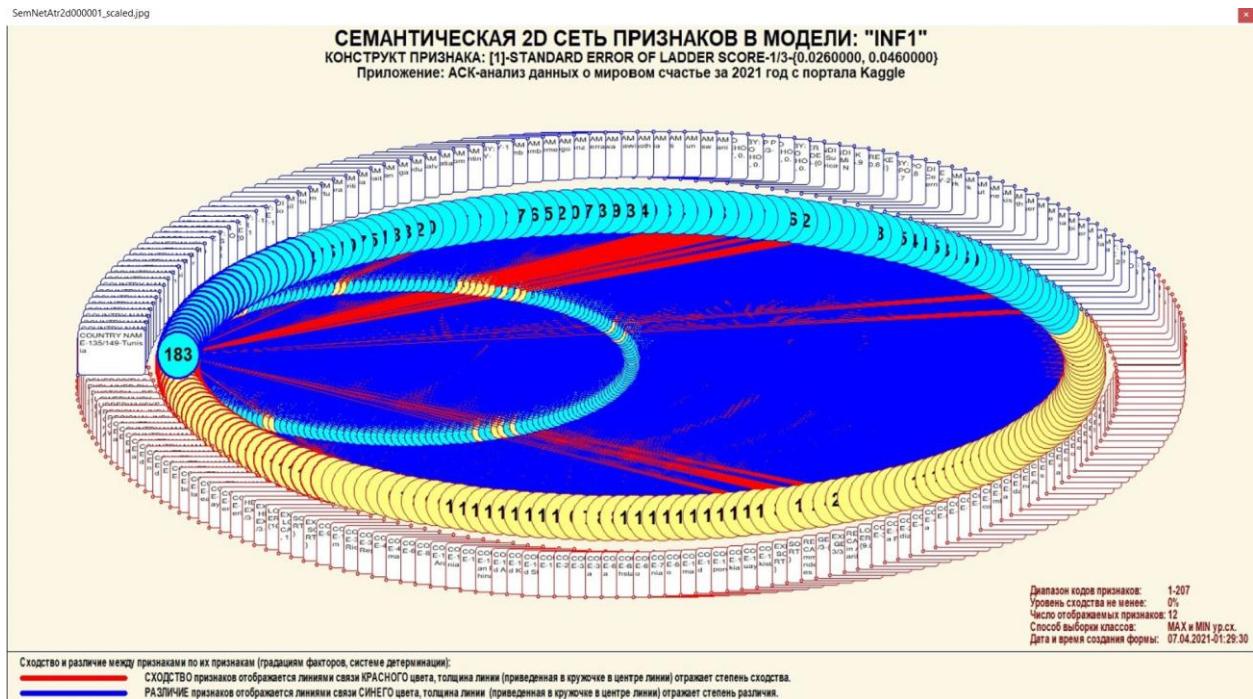
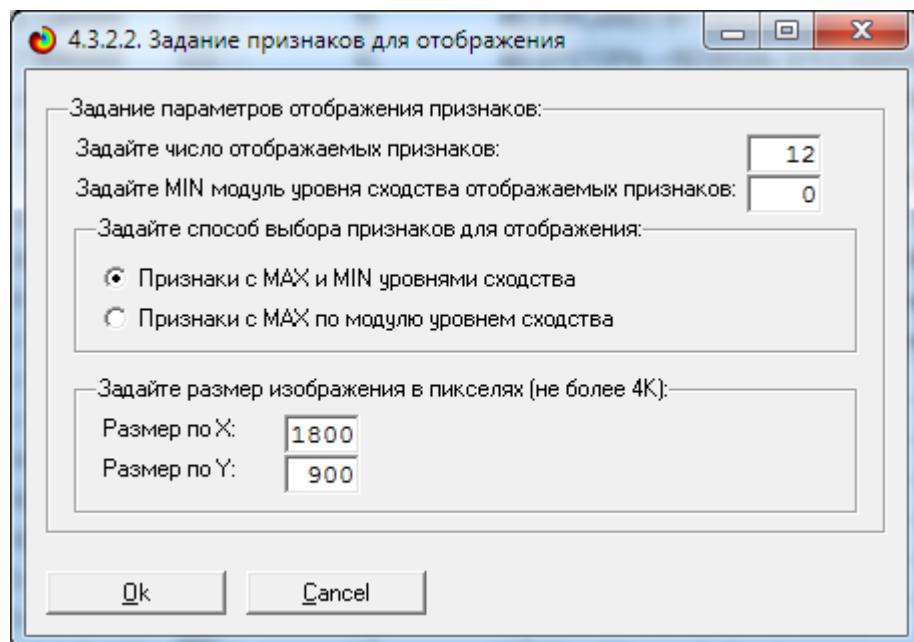


Рисунок 23 – Семантическая 2D сеть классов

Конечно, рисунок 23 нечитабельный. Поэтому зададим следующие параметры визуализации:



Тогда Семантическая 2D сеть классов будет отображаться в виде (рисунок 23б):

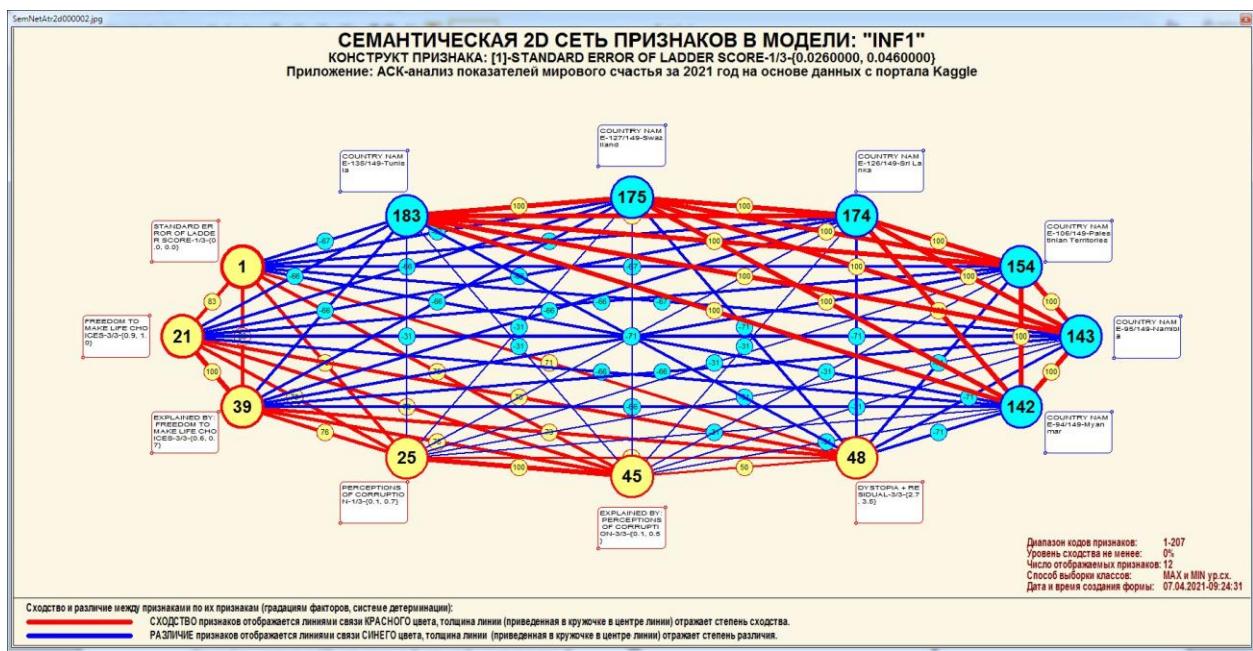


Рисунок 23б – Семантическая 2D сеть классов

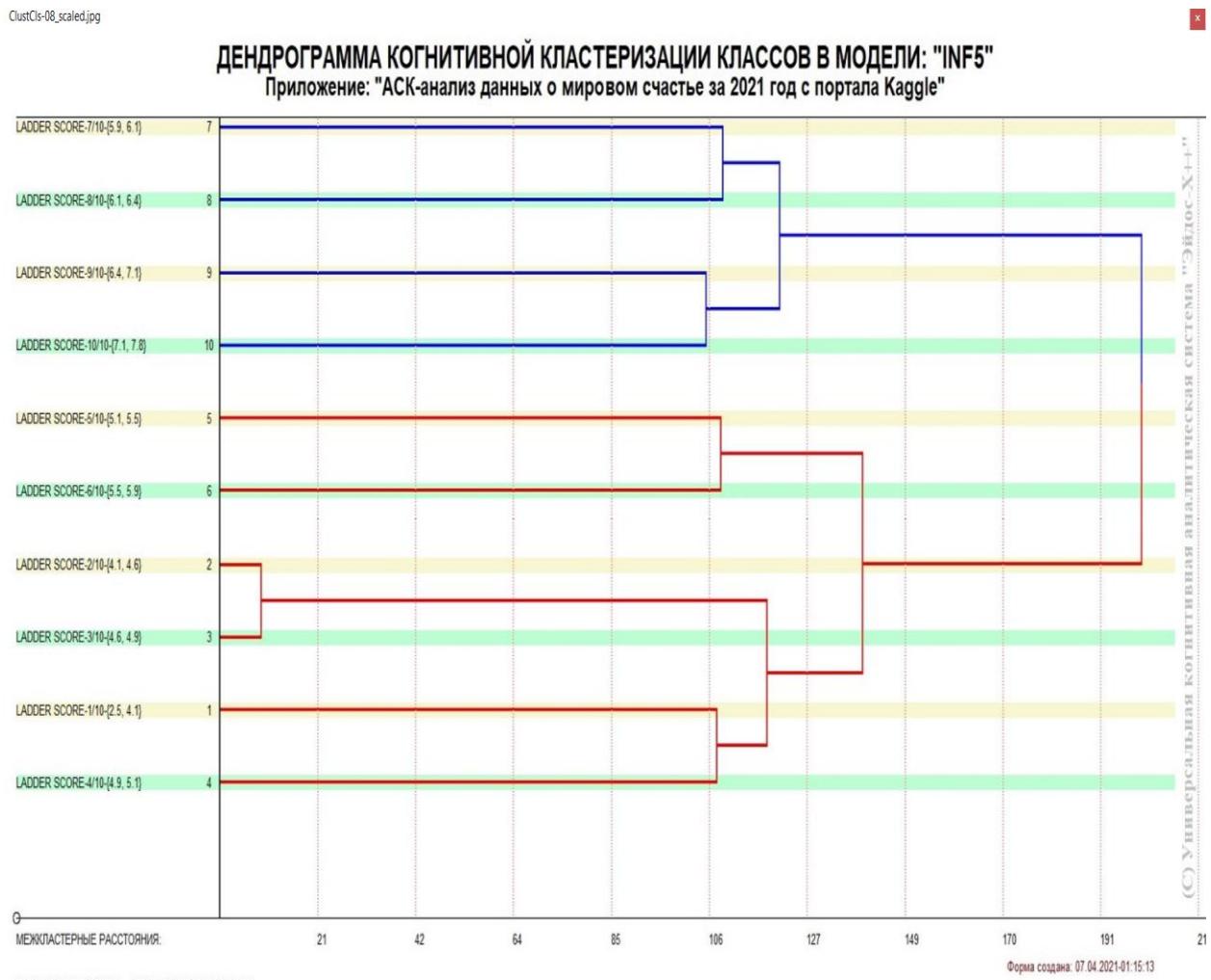


Рисунок 24 – Агломеративная дендрограмма классов

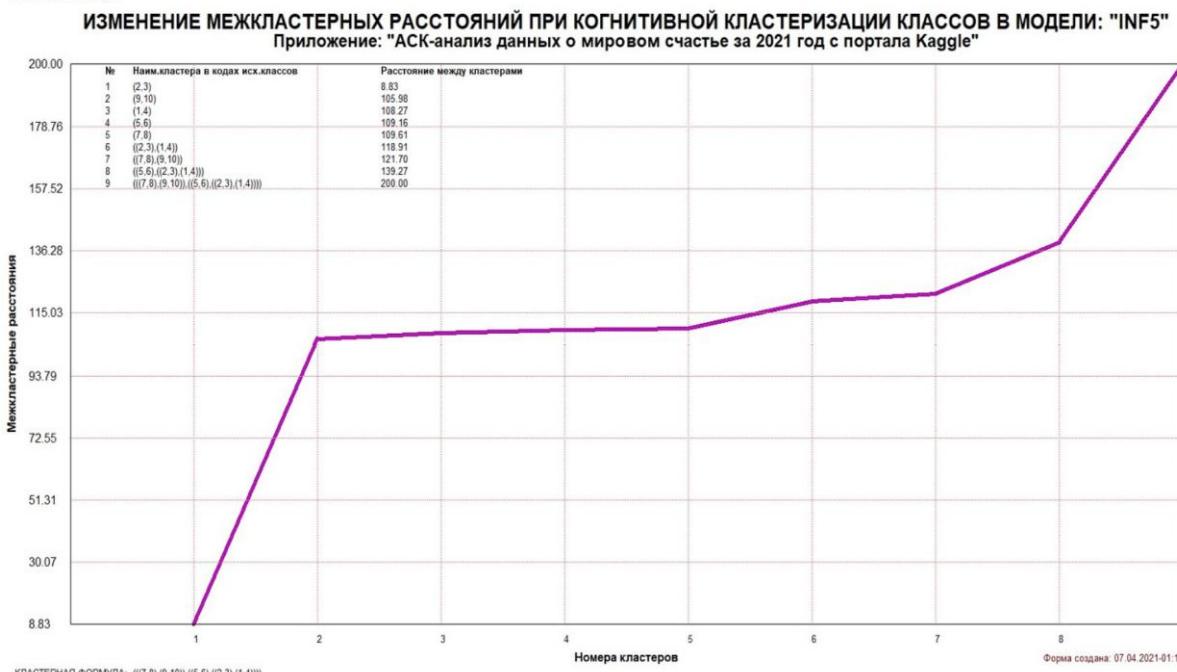


Рисунок 25 – График межклusterных расстояний классов

### 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 26 изображено графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X.

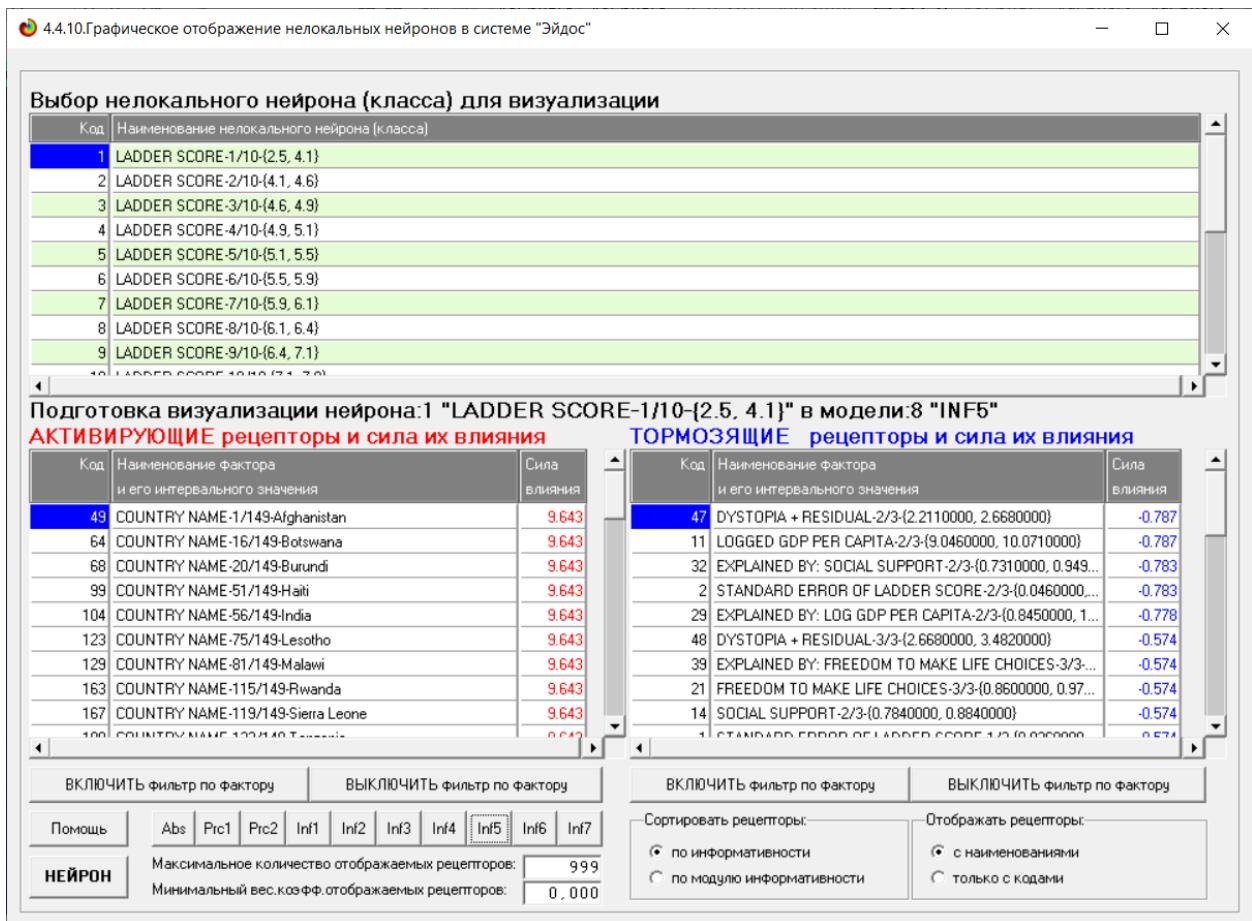


Рисунок 26 – Графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X

Для каждого технологического фактора 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 27). На данной диаграмме цвет линии означает знак связи (красный – положительная, синий – отрицательная), а толщина – ее модуль.

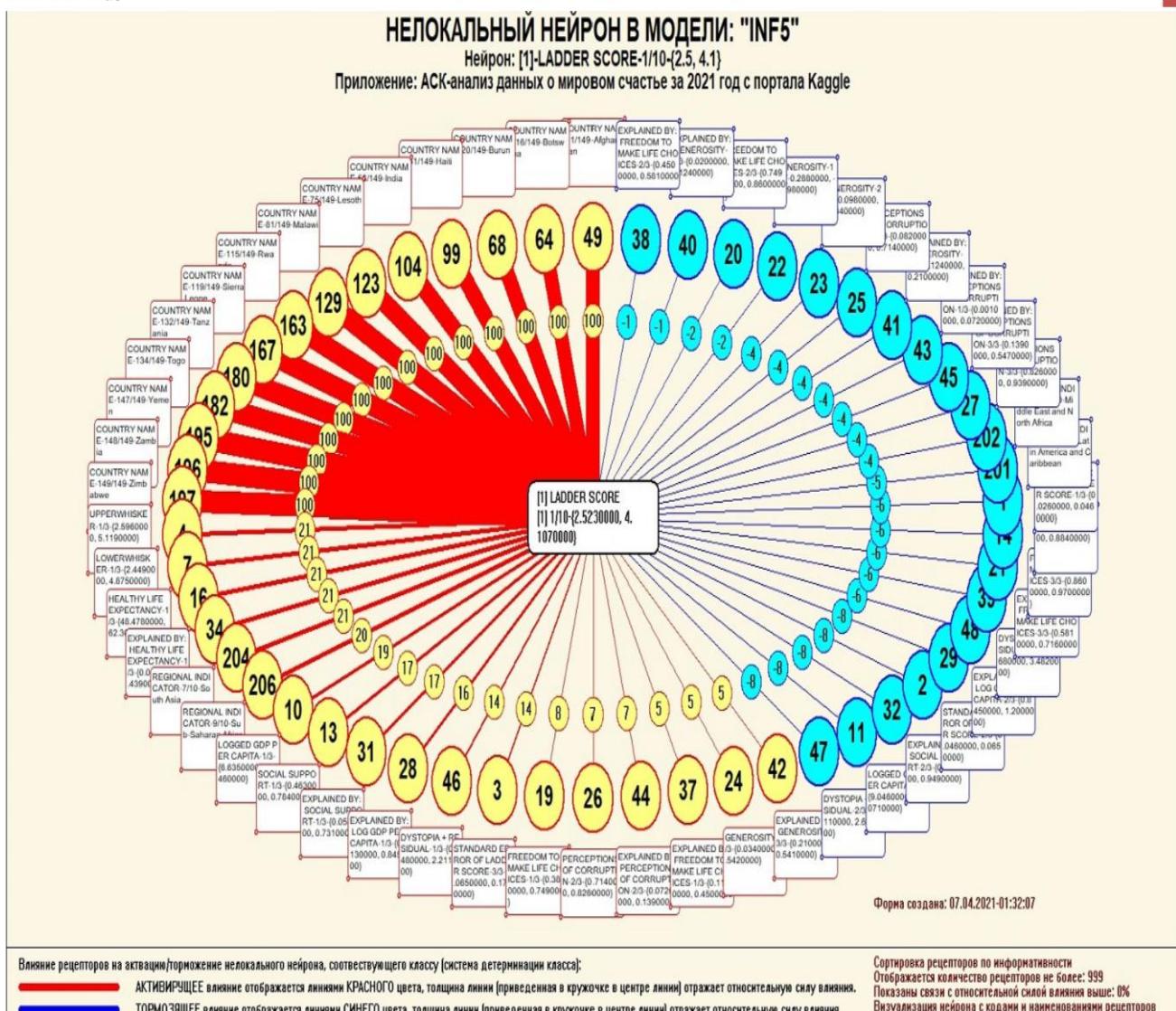


Рисунок 27 – Нелокальный нейрон в модели “INF3”

Дополнение модели нейрона связями факторов позволяет построить классическую когнитивную карту ситуации (будущего состояния АОУ). Детальная внутренняя структура любой связи отображается в форме инвертированной когнитивной диаграммы (рисунок 28).

Необходимо отметить, что все указанные графические формы генерируются системой Aidos-X автоматически в соответствии с созданной моделью[9].

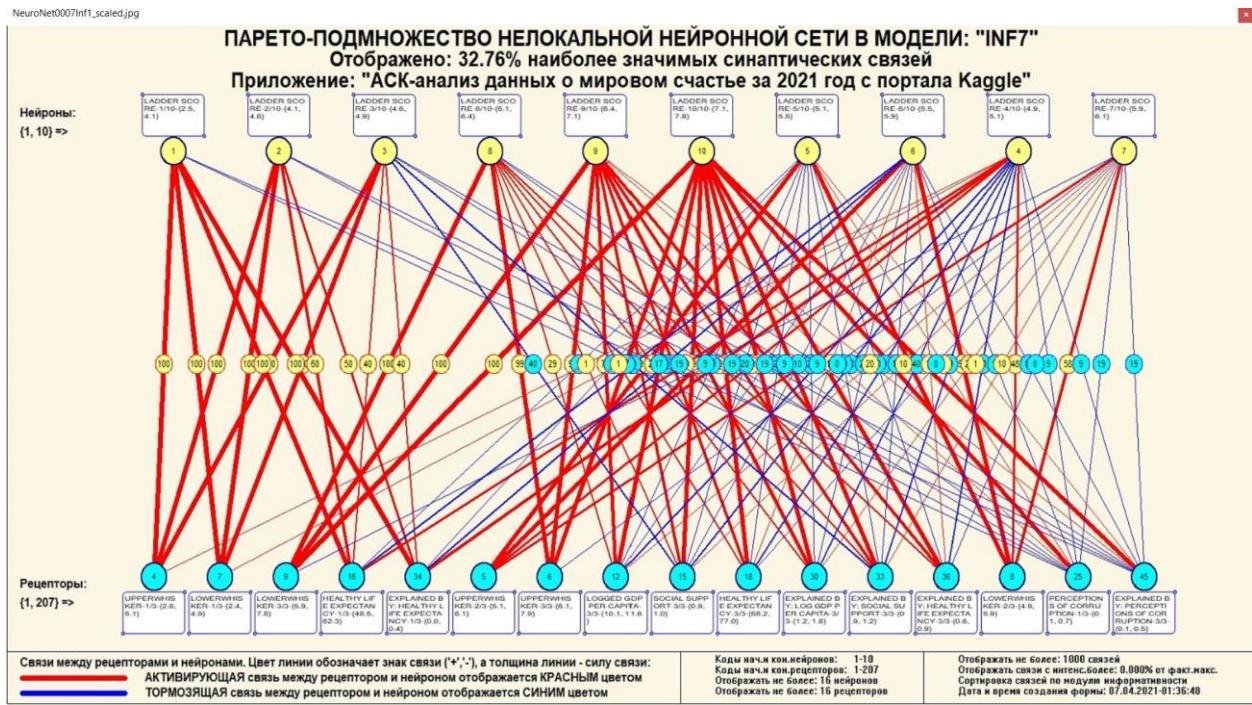


Рисунок 28 – Парето – подмножество нелокальной нейронной сети

## 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.

На рисунке 29 приведен пример табличной выходной формы количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы Aidos.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами ACK-анализа в системе "Эйдос"

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления				Редукция клас...	N объектов (абс.)	N объектов (%)
Код	Наименование класса					
1	LADDER SCORE-1/10-{2.5, 4.1}			2,4542374	249	9,3959732
2	LADDER SCORE-2/10-{4.1, 4.6}			2,3325446	269	10,0671141
3	LADDER SCORE-3/10-{4.6, 4.9}			2,3337023	270	10,0671141
4	LADDER SCORE-4/10-{4.9, 5.1}			2,3391198	270	10,0671141
5	LADDER SCORE-5/10-{5.1, 5.5}			2,3404510	270	10,0671141
6	LADDER SCORE-6/10-{5.5, 5.9}			2,3364126	269	10,0671141

SWOT-анализ класса:1 "LADDER SCORE-1/10-{2.5, 4.1}" в модели:8 "INF5"

Способствующие факторы и сила их влияния			Препятствующие факторы и сила их влияния		
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния	Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
49	COUNTRY NAME-1/149-Afghanistan	9.643	47	DYSTOPIA + RESIDUAL-2/3-{2.2110000, 2.6680000}	-0.787
64	COUNTRY NAME-16/149-Botswana	9.643	11	LOGGED GDP PER CAPITA-2/3-{9.0460000, 10.0710000}	-0.787
68	COUNTRY NAME-20/149-Burundi	9.643	32	EXPLAINED BY: SOCIAL SUPPORT-2/3-{0.7310000, 0.9...	-0.783
99	COUNTRY NAME-51/149-Haiti	9.643	2	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-2/3-{0.04600...	-0.783
104	COUNTRY NAME-56/149-India	9.643	29	EXPLAINED BY: LOG GDP PER CAPITA-2/3-{0.8450000...	-0.778
123	COUNTRY NAME-75/149-Lesotho	9.643	48	DYSTOPIA + RESIDUAL-3/3-{2.6680000, 3.4820000}	-0.574
129	COUNTRY NAME-81/149-Malawi	9.643	39	EXPLAINED BY: FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-3/...	-0.574
163	COUNTRY NAME-115/149-Rwanda	9.643	21	FREEDOM TO MAKE LIFE CHOICES-3/3-{0.8600000, 0...	-0.574
167	COUNTRY NAME-119/149-Sierra Leone	9.643	14	SOCIAL SUPPORT-2/3-{0.7840000, 0.8840000}	-0.574
180	COUNTRY NAME-132/149-Tanzania	9.643	1	STANDARD ERROR OF LADDER SCORE-1/3-{0.02600...	-0.574
182	COUNTRY NAME-134/149-Togo	9.643	201	REGIONAL INDICATOR-4/10-Latin America and Caribbean	-0.468
195	COUNTRY NAME-147/149-Yemen	9.643	202	REGIONAL INDICATOR-5/10-Middle East and North Africa	-0.374
196	COUNTRY NAME-148/149-Zambia	9.643	27	PERCEPTIONS OF CORRUPTION-3/3-{0.8260000, 0.93...	-0.361
197	GPI INTRY NAMF-149/149-Zimbabwe	9.643	45	EXPLAINED BY: PREFERENCES OF CORRUPTION-3/3-	-0.348

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору      ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору      ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

SWOT-диаграмма

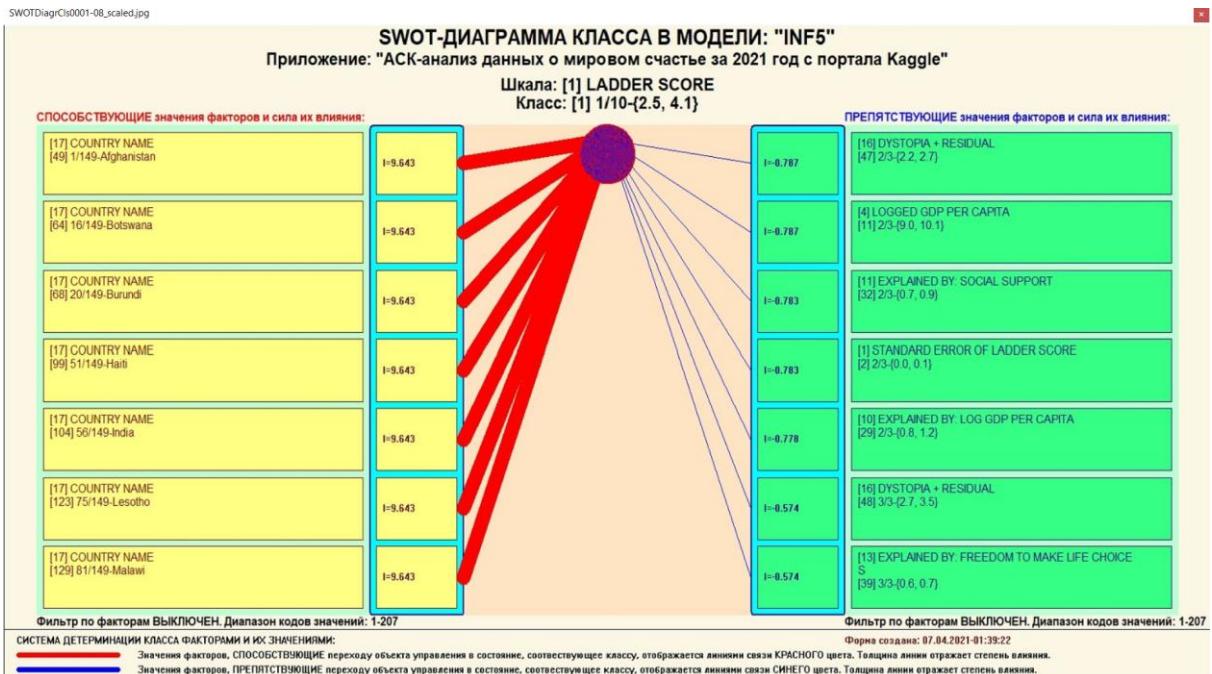


Рисунок 29 – Пример SWOT-матрицы в модели INF5

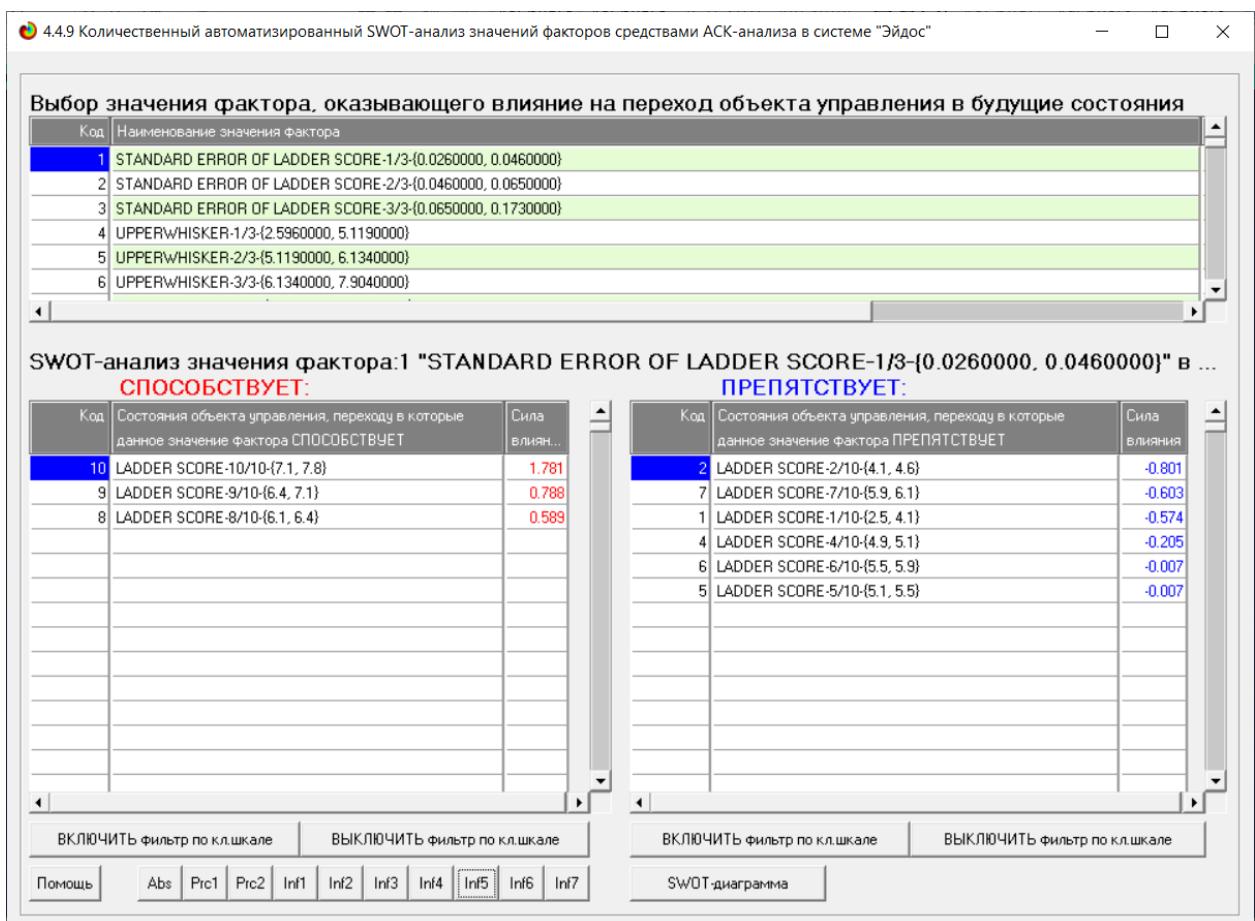


Рисунок 30 – Табличная выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos-X

На рисунке 31 приведен пример графической выходной формы количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы Aidos.

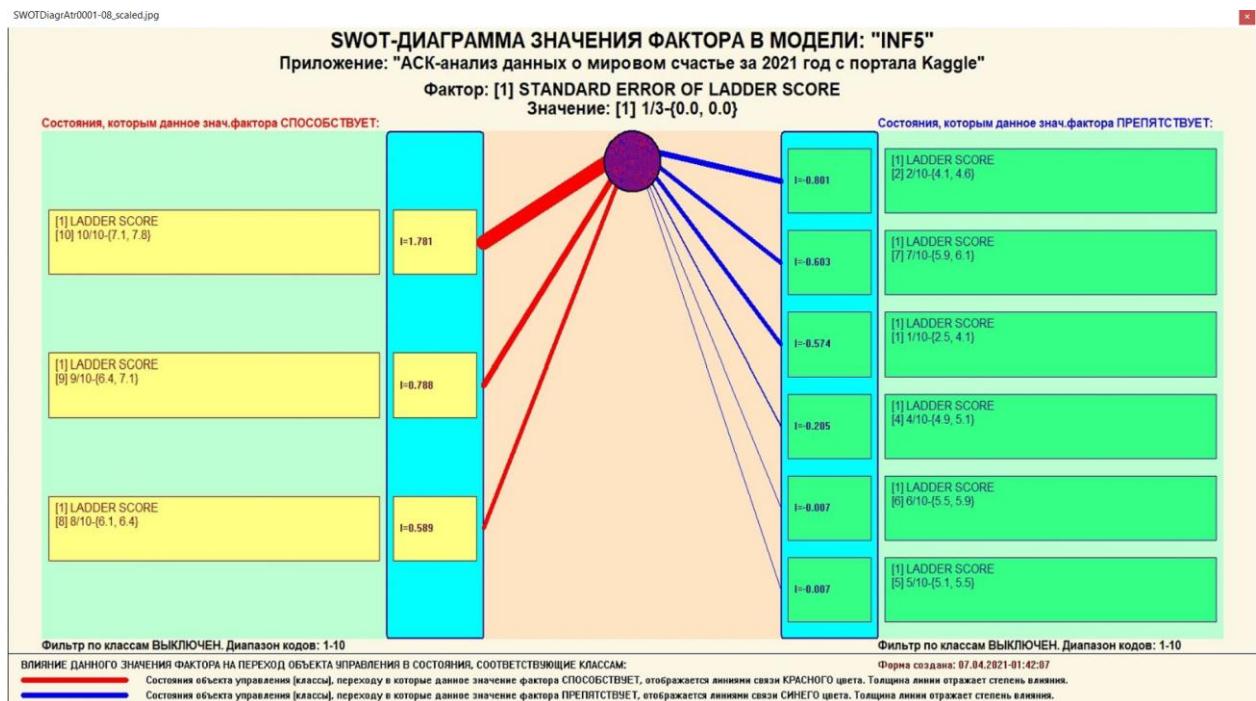


Рисунок 31 – Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы Aidos

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную электронную базу Kaggle.

Сверхзадачей искусственного интеллекта является построение компьютерной интеллектуальной системы, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его.

Самую существенную часть систем искусственного интеллекта составляют экспертные системы. Экспертная система обычно определяется как программа ЭВМ, моделирующая действия эксперта человека при решении задач в узкой предметной области: составление базы знаний и накопления их.

В данной курсовой работе был продемонстрировано построение модели зависимости уровня мирового счастья от различных характеристик стран системой искусственного интеллекта «Aidos-X++» с использованием общедоступной базы данных «World Happiness Report 2021». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF5, основанная на семантической мере ROI (Return On Investment) при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний». Точность модели по F-мере Ван Ризбергена составляет 0.759, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 49,4%.

ACK-анализ 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- X++» / 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 // Политетматический 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 // Политетматический 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 // Политетматический 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 // Политетматический 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 // Политетматический 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 // Политетматический 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](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 XI X and XX centuries), 2020 // Статья в открытом архиве. 9 р. – DOI: [10.13140/RG.2.2.15349.81122, https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43794562](https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43794562)