

Министерство сельского хозяйства Российской Федерации  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ**  
**им. И.Т. Трубилина**

Факультет прикладной информатики  
Кафедра компьютерных технологий и систем

## **Лабораторная работа**

по дисциплине: Интеллектуальные информационные системы

на тему:

АСК- анализ мирового индекса счастья

выполнил студент группы: ПИ1521

Карпенко Ирина Алексеевна

Руководитель работы:  
профессор Луценко Е.В.

Краснодар 2018

## **Содержание**

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1.СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ .....	4
1.1. Описание решения .....	4
1.2. Преобразование исходных данных в файл MS Excel.....	4
1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей ..	9
1.4. Виды моделей системы «Эйдос».....	10
1.5. Результаты верификации моделей .....	12
2.РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	16
2.1.Решение задачи.....	16
2.2 Когнитивные функции.....	19
2.3. SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	20
2.4. Нелокальные нейронные сети.....	22
2.5 Кластерный и конструктивный анализ .....	23
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	24
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	25

## **ВВЕДЕНИЕ**

Одним из важнейших и перспективных направлений в развитии современных информационных технологий, на сегодняшний день, является создание систем искусственного интеллекта. В результате развития технологий в данном направлении, возникла необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи определения мирового индекса счастья в различных странах.

При выполнении работы нужно учесть, что необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая необходима для преобразования этих данных в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Среди баз данных текстовых задач для систем искусственного интеллекта удачным выбором является репозиторий «Kaggle».

В данной лабораторной работе использована база данных «World Happiness Report» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллект-репозитория «Kaggle».

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

# 1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

## 1.1. Описание решения

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

1. Преобразование исходных данных в промежуточные файлы MS Excel.
2. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы «Эйдос».
3. Синтез и верификация моделей предметной области.
4. Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

## 1.2. Преобразование исходных данных в файл MS Excel

Из электронного ресурса баз данных «Kaggle» возьмем базу данных «World Happiness Report», которую приведем к виду на рисунке 1. Исходную базу данных можно найти по ссылке: <https://www.kaggle.com/undsn/world-happiness/data>.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1	Country	Happiness Score	Region	Happiness Rank	Economy (GDP per Capita)	Family	Health (Life Expectancy)	Freedom	Trust (Government Corruption)	Generosity	Dystopia Residual
2	Switzerland 2015	7.587	Western Europe	1	1.39651	1.34951	0.94143	0.66557	0.41978	0.29678	2.51738
3	Iceland 2015	7.561	Western Europe	2	1.30232	1.40223	0.94784	0.62877	0.14145	0.43633	2.70201
4	Denmark 2015	7.527	Western Europe	3	1.32548	1.36058	0.87464	0.64938	0.48357	0.34139	2.49204
5	Norway 2015	7.522	Western Europe	4	1.459	1.33095	0.88521	0.66973	0.36503	0.34699	2.46531
6	Canada 2015	7.427	North America	5	1.32629	1.32261	0.90563	0.63297	0.32957	0.45811	2.45176
7	Finland 2015	7.406	Western Europe	6	1.29025	1.31826	0.88911	0.64169	0.41372	0.23351	2.61955
8	Netherlands 2015	7.378	Western Europe	7	1.32944	1.28017	0.89284	0.61576	0.31814	0.4761	2.46571
9	Sweden 2015	7.364	Western Europe	8	1.33174	1.28907	0.91087	0.6598	0.43844	0.36262	2.37119
10	New Zealand 2015	7.286	Australia and New Zealand	9	1.25018	1.31967	0.90837	0.63938	0.42922	0.47501	2.26425
11	Australia 2015	7.284	Australia and New Zealand	10	1.33358	1.30923	0.93156	0.65124	0.35637	0.43562	2.26646
12	Israel 2015	7.278	Middle East and Northern Africa	11	1.22857	1.22393	0.91387	0.41319	0.07785	0.33172	3.08854
13	Costa Rica 2015	7.226	Latin America and Caribbean	12	0.95578	1.23788	0.86027	0.63376	0.10583	0.25497	3.17728
14	Austria 2015	7.201	Western Europe	13	1.33723	1.29704	0.89042	0.62433	0.18676	0.33088	2.53321
15	Mexico 2015	7.187	Latin America and Caribbean	14	1.02054	0.91451	0.81444	0.48181	0.21312	0.14074	3.60214
16	United States 2015	7.119	North America	15	1.39451	1.24711	0.86179	0.54604	0.1589	0.40105	2.51011
17	Brazil 2015	6.983	Latin America and Caribbean	16	1.98124	1.23287	0.69702	0.49049	0.17521	0.14574	3.26001
18	Luxembourg 2015	6.946	Western Europe	17	1.56391	1.21963	0.91894	0.61583	0.37798	0.28034	1.96961
19	Ireland 2015	6.941	Western Europe	18	1.33596	1.36948	0.89533	0.61777	0.28703	0.45901	1.97571
20	Belgium 2015	6.937	Western Europe	19	1.30782	1.28566	0.89667	0.5845	0.2254	0.2225	2.41484
21	United Arab Emirates 2015	6.901	Middle East and Northern Africa	20	1.42727	1.12575	0.80925	0.64157	0.38583	0.26428	2.24743
22	United Kingdom 2015	6.867	Western Europe	21	1.26637	1.28548	0.90943	0.59625	0.32067	0.51912	1.96994
23	Oman 2015	6.853	Middle East and Northern Africa	22	1.36011	1.08182	0.76276	0.63274	0.32524	0.21542	2.47489
24	Venezuela 2015	6.811	Latin America and Caribbean	23	1.04424	1.25596	0.70252	0.42908	0.11069	0.05841	3.19131
25	Singapore 2015	6.798	Southeastern Asia	24	1.52186	1.021	1.02525	0.54252	0.4921	0.31105	1.88501
26	Panama 2015	6.786	Latin America and Caribbean	25	1.06353	1.19851	0.79661	0.5421	0.0927	0.24434	2.84848
27	Germany 2015	6.751	Western Europe	26	1.32792	1.29937	0.89186	0.61477	0.21843	0.28214	2.11569
28	Chile 2015	6.671	Latin America and Caribbean	27	1.10715	1.12447	0.85857	0.44132	0.12869	0.33363	2.67585

Рисунок 1 - Исходные данные в файле MS Excel

Поскольку ввод исходных данных в систему «Эйдос» планируется осуществить с помощью ее универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных, который работает с файлами MS Excel, то преобразуем данные из html-файла в xls-файл, для чего выполним следующие операции.

Скопируем таблицу в MS Excel и запишем ее с именем: Inp\_data.xls в папку: C:\Aidos-X\AID\_DATA\Inp\_data\. В файле Inp\_data.xls добавим пустую колонку на позиции «А» и автоматически пронумеруем все строки. В результате получим таблицу исходных данных, полностью подготовленную для обработки в системе «Эйдос» и записанную в нужную папку в виде файла нужного типа с нужным именем.

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, расположенный в режиме 2.3.2.2.

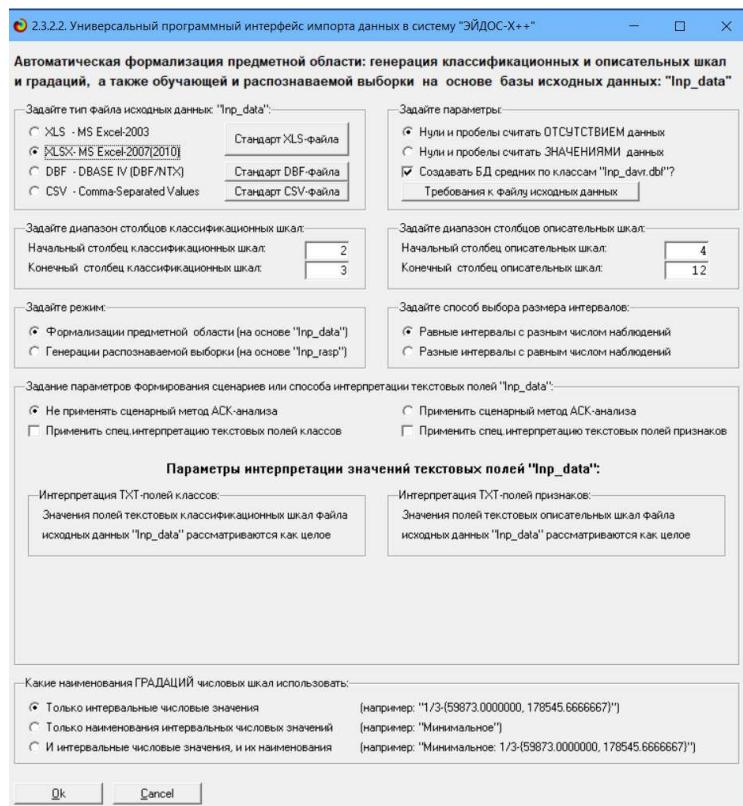


Рисунок 2- Экранная форма универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

В экранной форме, приведенной на рисунке 2, необходимо задать настройки:

- «Тип файла исходных данных Inp\_data»: «XLSX – MS Excel-2007(2010)»;
- «Диапазон столбцов классификационных шкал»: «Начальный столбец классификационных шкал» – 2, «Конечный столбец классификационных шкал» – 3;
- «Диапазон столбцов описательных шкал»: «Начальный столбец описательных шкал»-4, «Конечный столбец описательных шкал»-12;
- «Параметры формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей»: «Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец.интерпретацию TXT-полей».

После нажать кнопку «OK». После нажатия кнопки открывается окно, где размещена информация о размерности модели . В этом окне необходимо нажать кнопку «Выйти на создание модели», что показано на рисунке 3.

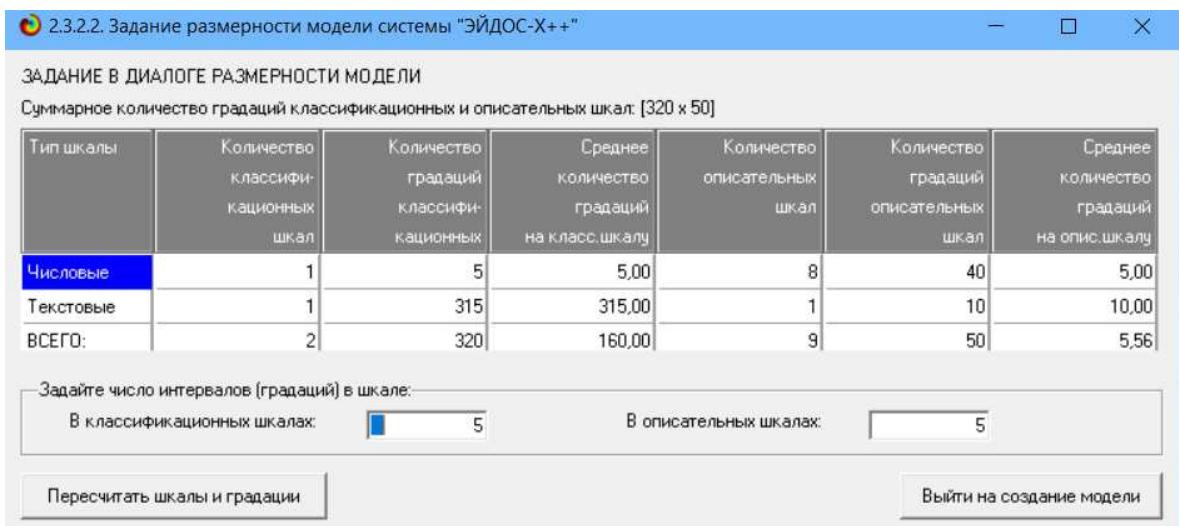


Рисунок 3- Задание размерности модели системы «Эйдос»

Далее следует открытие окна, которое отображает стадию процесса импорта данных из внешней БД «Inp\_data.xls» в систему «Эйдос», а также прогноз времени завершения этого процесса. В данном окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку «OK», как показано на рисунке 4.

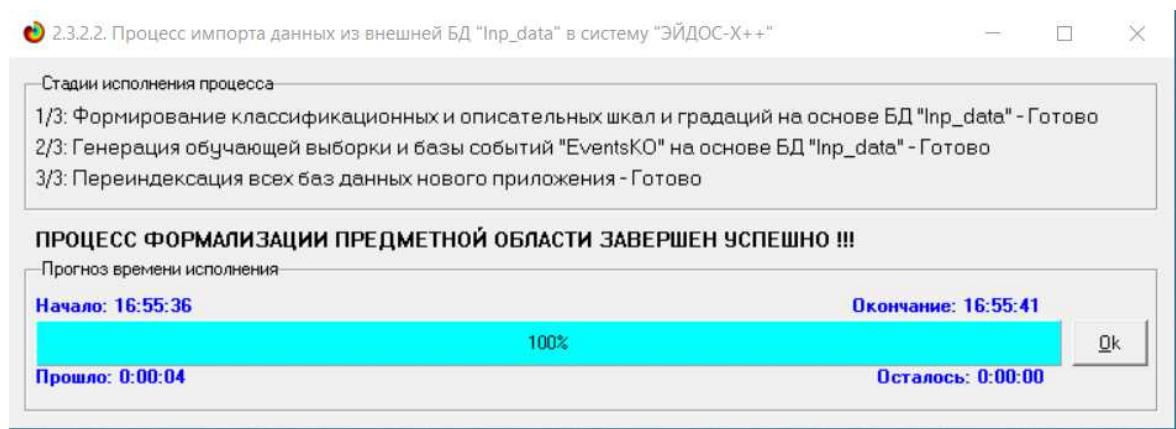


Рисунок 4- Процесс импорта данных из внешней БД «Inp\_data.xls» в систему «Эйдос»

В результате выполненных действий формируются классификационные и описательные шкалы, градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Эти действия полностью автоматизированы и выполняются на 2-й этапе АСК- анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1, рисунок 5.

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"				
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы	Код градации	Наименование градации классификационной шкалы	DEL
1	COUNTRY	1	Afghanistan 2015	
2	HAPPINESS SCORE	2	Afghanistan 2016	
		3	Albania 2015	
		4	Albania 2016	
		5	Algeria 2015	
		6	Algeria 2016	
		7	Angola 2015	
		8	Angola 2016	
		9	Argentina 2015	
		10	Argentina 2016	
		11	Armenia 2015	
		12	Armenia 2016	
		13	Australia 2015	
		14	Australia 2016	
		15	Austria 2015	
		16	Austria 2016	
		17	Azerbaijan 2015	
		18	Azerbaijan 2016	
		19	Bahrain 2015	
		20	Bahrain 2016	
		21	Bangladesh 2015	
		22	Bangladesh 2016	

Помощь | Доб.шкалу | Доб.град.шкалы | Копир.шкалу | Копир.град.шкалы | Копир.шкалу с град. | Удал.шкалу с град. | Удал.град.шкалы | Удаление и перекодирование

Рисунок 5- Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2, рисунок 6.

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"			
Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	REGION	1	Australia and New Zealand
2	HAPPINESS RANK	2	Central and Eastern Europe
3	ECONOMY (GDP PER CAPITA)	3	Eastern Asia
4	FAMILY	4	Latin America and Caribbean
5	HEALTH (LIFE EXPECTANCY)	5	Middle East and Northern Africa
6	FREEDOM	6	North America
7	TRUST (GOVERNMENT CORRUPTION)	7	Southeastern Asia
8	GENEROSITY	8	Southern Asia
9	DYSTOPIA RESIDUAL	9	Sub-Saharan Africa
		10	Western Europe

Рисунок 6- Описательные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра обучающей выборки необходимо запустить режим 2.3.1., рисунок 7.

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"			
Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	1	...	
2	2	...	
3	3	...	
4	4	...	
5	5	...	
6	6	...	
7	7	...	
8	8	...	
9	9	...	
10	10	...	

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	270	320	0	0	1	10	11	19	21	30	35	39
					1	42	49	0	0	0	0	0

Рисунок 7- Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия.

### **1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей**

Далее необходимо запустить режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей, что показано на рисунке 8.

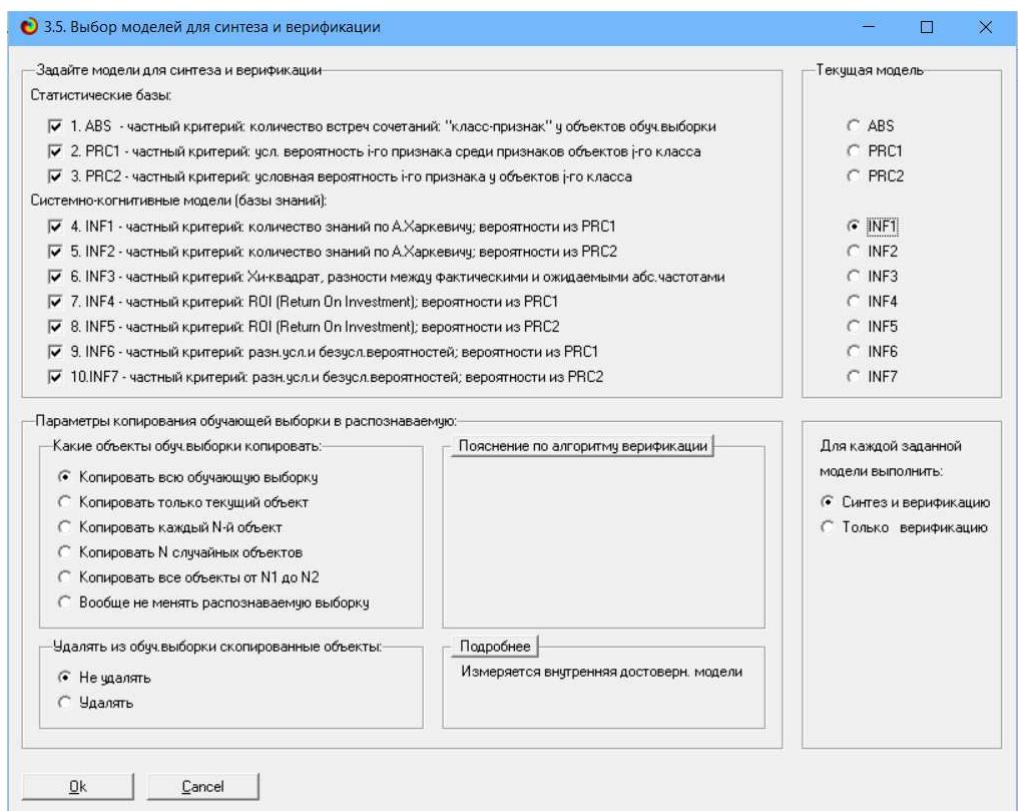
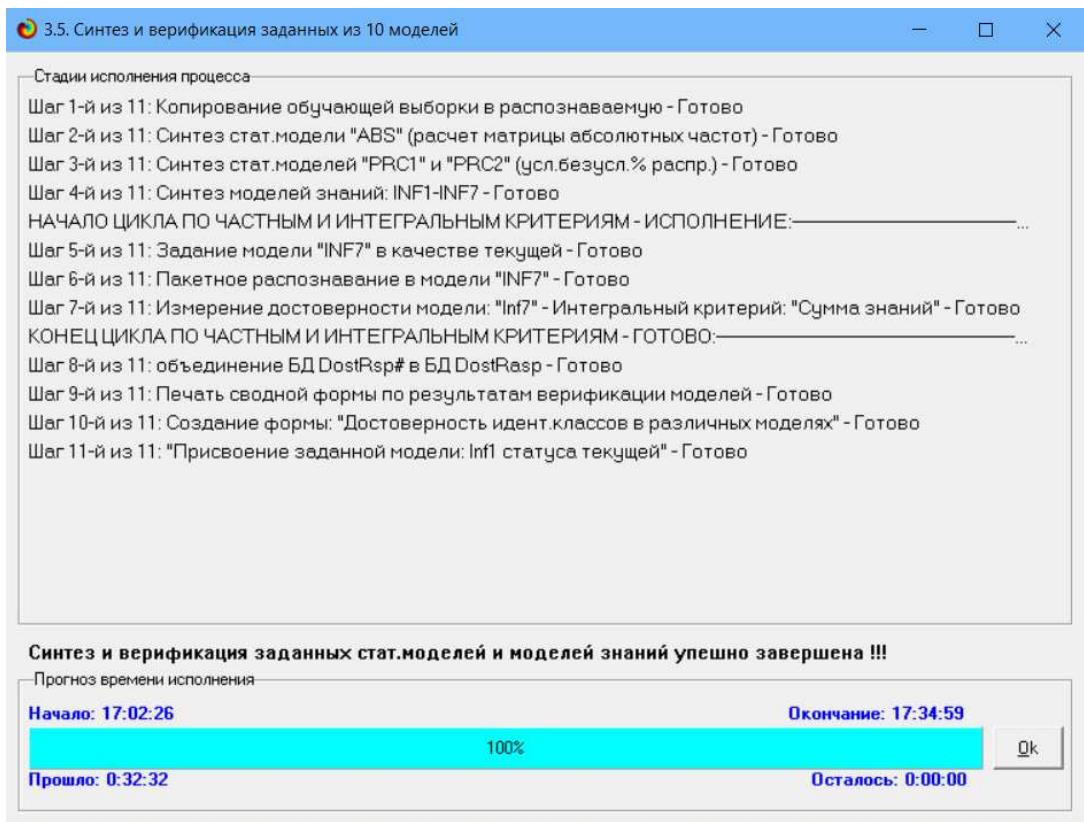


Рисунок 8- Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 9.



## Рисунок 9- Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 8.

#### **1.4. Виды моделей системы «Эйдос»**

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы получаем о принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если знаем, что у этого объекта есть некоторый признак.

По сути, частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний.

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. COUNTRY AFGHANISTAN 2015	2. COUNTRY AFGHANISTAN 2016	3. COUNTRY ALBANIA 2015	4. COUNTRY ALBANIA 2016	5. COUNTRY ALGERIA 2015	6. COUNTRY ALGERIA 2016	7. COUNTRY ANGOLA 2015	8. COUNTRY ANGOLA 2016	9. COUNTRY ARGENTINA 2015	10. COUNTRY ARGENTINA 2016	11. COUNTRY ARMENIA 2015
1	REGION-Australia and New Zealand											
2	REGION-Central and Eastern Europe			1	1							1
3	REGION-Eastern Asia											
4	REGION-Latin America and Caribbean										1	1
5	REGION-Middle East and Northern Africa					1	1					
6	REGION-North America											
7	REGION-Southeastern Asia											
8	REGION-Southern Asia		1	1								
9	REGION-Sub-Saharan Africa								1	1		
10	REGION-Western Europe										1	1
11	HAPPINESS RANK-1/5-(1.0000000, 32.4000000) ...											
12	HAPPINESS RANK-2/5-(32.4000000, 63.8000000) ...						1					
13	HAPPINESS RANK-3/5-(63.8000000, 95.2000000) ...			1		1						
14	HAPPINESS RANK-4/5-(95.2000000, 126.6000000) ...				1							
15	HAPPINESS RANK-5/5-(126.6000000, 158.0000000) ...	1	1						1	1		1
16	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-1/5-(0.0153000, 0.377...)		1									
17	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-2/5-(0.3770940, 0.738...)			1								
18	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-3/5-(0.7388880, 1.100...)				1	1	1	1	1	1	1	1
19	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-4/5-(1.1006820, 1.462...)											1
20	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-5/5-(1.4624760, 1.824...)											
21	FAMILY-1/5-(0.1041900, 80792.0833520) ...		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Рисунок 10- Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. COUNTRY AFGHANISTAN 2015	2. COUNTRY AFGHANISTAN 2016	3. COUNTRY ALBANIA 2015	4. COUNTRY ALBANIA 2016	5. COUNTRY ALGERIA 2015	6. COUNTRY ALGERIA 2016	7. COUNTRY ANGOLA 2015	8. COUNTRY ANGOLA 2016	9. COUNTRY ARGENTINA 2015	10. COUNTRY ARGENTINA 2016	11. COUNTRY ARMENIA 2015
1	REGION-Australia and New Zealand											
2	REGION-Central and Eastern Europe			1.626	1.626							
3	REGION-Eastern Asia											1.849
4	REGION-Latin America and Caribbean											1.849
5	REGION-Middle East and Northern Africa					2.008	2.008					
6	REGION-North America											
7	REGION-Southeastern Asia											
8	REGION-Southern Asia	2.995	2.995									
9	REGION-Sub-Saharan Africa							1.341	1.341			
10	REGION-Western Europe											
11	HAPPINESS RANK-1/5-(1.0000000, 32.4000000) ...									1.531	1.531	
12	HAPPINESS RANK-2/5-(32.4000000, 63.8000000) ...						1.562					
13	HAPPINESS RANK-3/5-(63.8000000, 95.2000000) ...			1.531		1.531						
14	HAPPINESS RANK-4/5-(95.2000000, 126.6000000) ...				1.562							
15	HAPPINESS RANK-5/5-(126.6000000, 158.0000000) ...	1.546	1.546					1.546	1.546			
16	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-1/5-(0.0153000, 0.377...)	1.829										
17	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-2/5-(0.3770940, 0.738...)	1.695										
18	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-3/5-(0.7388880, 1.100...)			1.141	1.141	1.141	1.141	1.141	1.141	1.141	1.141	1.101
19	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-4/5-(1.1006820, 1.462...)											
20	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-5/5-(1.4624760, 1.824...)											
21	FAMILY-1/5-(0.1041900, 80792.0833520) ...	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005

Рисунок 11- Матрица информативности (модель INF1) в битах (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. COUNTRY AFGHANISTAN 2015	2. COUNTRY AFGHANISTAN 2016	3. COUNTRY ALBANIA 2015	4. COUNTRY ALBANIA 2016	5. COUNTRY ALGERIA 2015	6. COUNTRY ALGERIA 2016	7. COUNTRY ANGOLA 2015	8. COUNTRY ANGOLA 2016	9. COUNTRY ARGENTINA 2015	10. COUNTRY ARGENTINA 2016	11. COUNTRY ARGENTINA 20
1	REGION-Australia and New Zealand	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013
2	REGION-Central and Eastern Europe	-0.185	-0.185	0.815	0.815	-0.185	-0.185	-0.185	-0.185	-0.185	-0.185	-0.185
3	REGION-Eastern Asia	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038	-0.038
4	REGION-Latin America and Caribbean	-0.147	-0.147	-0.147	-0.147	-0.147	-0.147	-0.147	-0.147	-0.147	0.853	0.853
5	REGION-Middle East and Northern Africa	-0.124	-0.124	-0.124	-0.124	0.876	0.876	-0.124	-0.124	-0.124	-0.124	-0.124
6	REGION-North America	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013	-0.013
7	REGION-Southeastern Asia	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057	-0.057
8	REGION-Southern Asia	0.955	0.955	-0.045	-0.045	-0.045	-0.045	-0.045	-0.045	-0.045	-0.045	-0.045
9	REGION-Sub-Saharan Africa	-0.249	-0.249	-0.249	-0.249	-0.249	-0.249	0.751	0.751	-0.249	-0.249	-0.249
10	REGION-Western Europe	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134	-0.134
11	HAPPINESS RANK-1/5-(1.0000000, 32.4000000) ...	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204	0.796	0.796
12	HAPPINESS RANK-2/5-(32.4000000, 63.8000000...)	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198	0.802	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198
13	HAPPINESS RANK-3/5-(63.8000000, 95.2000000...)	-0.204	-0.204	0.796	0.796	-0.204	0.796	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204	-0.204
14	HAPPINESS RANK-4/5-(95.2000000, 126.6000000...)	-0.198	-0.198	-0.198	0.802	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198	-0.198
15	HAPPINESS RANK-5/5-(126.6000000, 158.000000...)	0.799	0.799	-0.201	-0.201	-0.201	-0.201	0.799	0.799	-0.201	-0.201	-0.201
16	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-1/5-(0.0153000, 0...)	0.850	-0.150	-0.150	-0.150	-0.150	-0.150	-0.150	-0.150	-0.150	-0.150	-0.150
17	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-2/5-(0.3770940, 0...)	-0.172	0.828	-0.172	-0.172	-0.172	-0.172	-0.172	-0.172	-0.172	-0.172	-0.172
18	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-3/5-(0.7388880, 1...)	-0.306	-0.306	0.694	0.694	0.694	0.694	0.694	0.694	0.694	0.694	0.694
19	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-4/5-(1.1006820, 1...)	-0.319	-0.319	-0.319	-0.319	-0.319	-0.319	-0.319	-0.319	-0.319	-0.319	0.681
20	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-5/5-(1.4624760, 1...)	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051	-0.051
21	FAMILY-1/5-(0.1041900, 80792.0835520) ...	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005

Рисунок 12- Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. COUNTRY AFGHANISTAN 2015	2. COUNTRY AFGHANISTAN 2016	3. COUNTRY ALBANIA 2015	4. COUNTRY ALBANIA 2016	5. COUNTRY ALGERIA 2015	6. COUNTRY ALGERIA 2016	7. COUNTRY ANGOLA 2015	8. COUNTRY ANGOLA 2016	9. COUNTRY ARGENTINA 2015	10. COUNTRY ARGENTINA 2016
1	REGION-Australia and New Zealand										
2	REGION-Central and Eastern Europe			4.408	4.408						
3	REGION-Eastern Asia										
4	REGION-Latin America and Caribbean									5.819	5.819
5	REGION-Middle East and Northern Africa					7.043	7.043				
6	REGION-North America										
7	REGION-Southeastern Asia										
8	REGION-Southern Asia	21.405	21.405								
9	REGION-Sub-Saharan Africa							3.021	3.021		
10	REGION-Western Europe									3.901	3.901
11	HAPPINESS RANK-1/5-(1.0000000, 32.4000000) ...										
12	HAPPINESS RANK-2/5-(32.4000000, 63.8000000...)						4.059				
13	HAPPINESS RANK-3/5-(63.8000000, 95.2000000...)			3.901	3.901						
14	HAPPINESS RANK-4/5-(95.2000000, 126.6000000...)				4.059					3.979	3.979
15	HAPPINESS RANK-5/5-(126.6000000, 158.000000...)	3.979	3.979								
16	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-1/5-(0.0153000, 0...)	5.674									
17	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-2/5-(0.3770940, 0...)		4.809								
18	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-3/5-(0.7388880, 1...)			2.267	2.267	2.267	2.267	2.267	2.267	2.267	2.137
19	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-4/5-(1.1006820, 1...)										
20	ECONOMY (GDP PER CAPITA)-5/5-(1.4624760, 1...)			0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005
21	FAMILY-1/5-(0.1041900, 80792.0835520) ...	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005	0.005

Рисунок 13 -Матрица знаний (модель INF4) (фрагмент)

## 1.5. Результаты верификации моделей

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

4.1.3.6. Обобщение по достоверности моделей при разном критерии. Текущая модель: "INF1"														
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Число ложных положительных решений (FP)	Число ложных отрицательных решений (FN)	Полнота модели	Генера Ван Ризбергена	Сумма модуля зонной сх. истинно-ложных решений (ST)	Сумма модуля зонной сх. истинно-отрицательных решений (SF)	S-точность модели	S-полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко				
1. ABS - частный критерий: количество встреч соединений: "классы"	Корреляция abs. частот с обр... Сумма abs. частот по признакам...	47761 75862	1 0.013	0.998 0.008	0.026 0.016	462.902 206.274	7312.716 644.237	0.178 0.196	0.050 1.000	1.000 0.096				
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность (точка признака сред.)	Корреляция усл.отн.частот с о... Сумма усл.отн.частот по признакам...	47761 75862	1 0.013	0.998 0.008	0.026 0.016	462.902 430.159	7312.716 19160.298	0.178 0.050	0.050 1.000	1.000 0.096				
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность (точка признака сред.)	Корреляция усл.отн.частот с о... Сумма усл.отн.частот по признакам...	47761 75862	1 0.013	0.998 0.008	0.026 0.016	462.897 430.159	7312.710 19160.298	0.178 0.050	0.050 1.000	1.000 0.096				
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХареевичу; в...	Семантический резонанс зна... Сумма знаний	47749 77542	13 21	0.013 0.008	0.979 0.967	0.025 0.015	411.375 341.066	7338.311 16086.913	1.217 1.831	0.047 0.021	0.997 0.995	0.090 0.041		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХареевичу; в...	Семантический резонанс зна... Сумма знаний	47748 77541	13 23	0.013 0.008	0.979 0.963	0.025 0.015	411.415 340.371	7338.308 176.743	1.217 1.847	0.047 0.021	0.997 0.995	0.090 0.041		
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактами	Семантический резонанс зна... Сумма знаний	47657 77562	3 0.013	0.995 0.008	0.026 1.000	457.227 428.377	8398.766 7165.520	0.273 0.178	0.050 0.022	0.999 1.000	0.094 0.043			
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна... Сумма знаний	43976 77790	8 3	0.014 0.008	0.987 0.995	0.028 0.016	416.398 141.120	7165.520 12.192	0.529 0.035	0.052 0.021	0.999 1.000	0.042		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна... Сумма знаний	43905 77793	8 3	0.014 0.008	0.987 0.995	0.028 0.016	416.419 140.537	7165.574 12.157	0.530 0.035	0.052 0.021	0.999 1.000	0.042		
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна... Сумма знаний	47619 77781	5 3	0.013 0.008	0.992 0.995	0.026 0.016	448.639 367.579	7345.966 34.717	0.637 0.100	0.049 0.020	0.999 1.000	0.094 0.038		
10. INF7 - частный критерий: разн.усл и безузл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна... Сумма знаний	47619 77780	5 3	0.013 0.008	0.992 0.995	0.026 0.016	448.639 373.634	7345.966 35.337	0.637 0.103	0.049 0.020	0.999 1.000	0.094 0.039		

Рисунок 14- Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF3 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели составляет 0,504. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 50%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием, описанным на рисунке 15.

Помощь по режимам: 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-X+!"											
Помощь по режимам: 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-X+!"											
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадло. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хорошо оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.											
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадло. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хорошо оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.											
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадло. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хорошо оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.											
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадло. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хорошо оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.											
Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, если он осуществляется, 100% достоверности идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.											
РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.											
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.											
Практически всегда мы сталкиваемся с реальным прогнозом, который уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования.											
Практически всегда мы сталкиваемся с реальным прогнозом, который уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования.											
Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:											
L1-мера: $L1 = \frac{TP + TN - FP - FN}{TP + TN + FP + FN}$ (нормировка: {-1, +1})											
L2-мера: $L2 = \sqrt{(TP + TN - FP - FN)^2 / (TP + TN + FP + FN)^2}$ (нормировка: {0, 1})											
Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-зеленым фоном):											
F-мера = $\frac{2 * (Precision * Recall)}{(Precision + Recall)}$ (Precision=Recall)											
Precision = $\frac{TP}{TP + FP}$ – точность модели;											
Recall = $\frac{TP}{TP + FN}$ – полнота модели;											
L1-мера проф. Е.В.Луценко – нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом сумм уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):											
L1-мера = $\frac{2 * (SPrecision * SRecall)}{(SPrecision + SRecall)}$ (SPrecision=SRecall)											
SPrecision = $\frac{STP}{S(TP + SP)}$ – точность с учетом сумм уровней сходства;											
SRecall = $\frac{SNTN}{S(TP + FN)}$ – полнота с учетом сумм уровней сходства;											
STP = Сума модулей сходства истинно-положительных решений; STN = Сума модулей сходства истинно-отрицательных решений;											
SFP = SFN = Сума модулей сходства ложно-положительных решений; SFN = Сума модулей сходства ложно-отрицательных решений;											
L2-мера проф. Е.В.Луценко – нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом средних уровней сходства (колонка выделена жёлтым фоном):											
APrecision = $\frac{ATP}{ATP + AAFP}$ – точность с учетом средних уровней сходства;											
ARecall = $\frac{ATR}{ATR + AAFN}$ – полнота с учетом средних уровней сходства;											
ATP = $\frac{ATP}{ATP + FN}$ – Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN = $\frac{FN}{ATP + FN}$ – Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;											
AFAFP = $\frac{AFP}{ATP + FP}$ – Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN = $\frac{FN}{ATP + FP}$ – Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений;											
Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.											
Луценко Е.В. Извиняющее относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (научный журнал КубГУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГУ, 2017. – №2(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <a href="http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf">http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf</a> , 2 у.л.											

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

Стоит отметить, 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 интеллектуальных технологий. На рисунке 16 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF3.

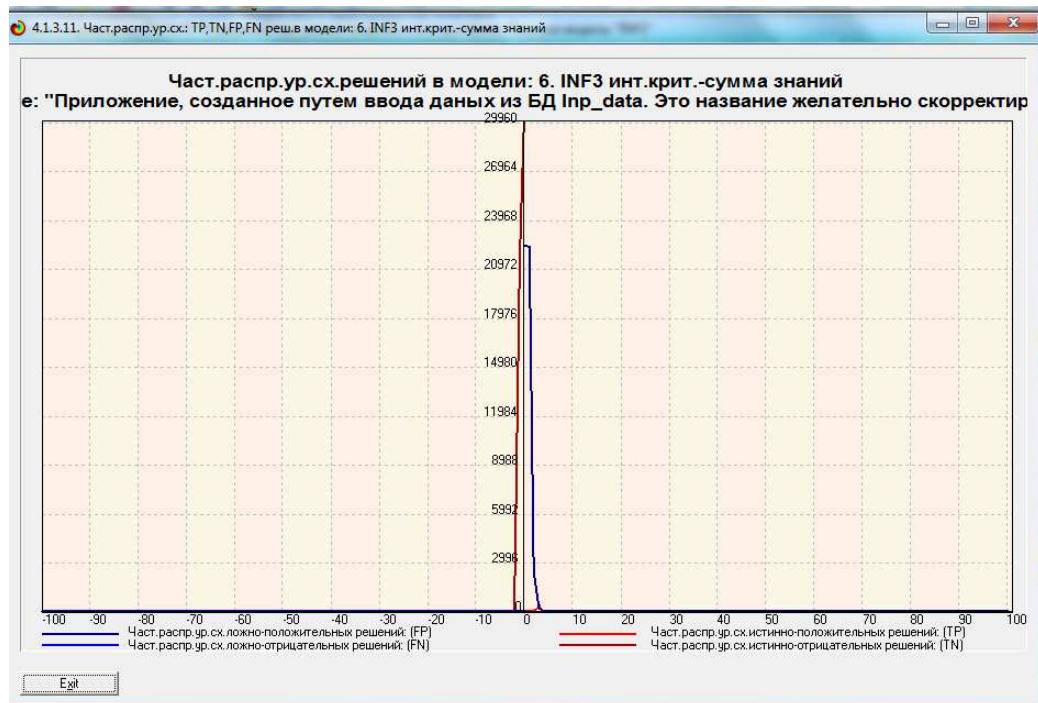


Рисунок 16- Частное распределение ложно-положительных решений, ложно-отрицательных решений, истинно-положительных решений и истинно-отрицательных решений объекта моделирования в модели INF3

Из рисунка 16 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF3 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 14);
- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF3 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и

ошибочно неидентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия. Для очень больших значений уровней сходства-различия (более 95%) также различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями практически отсутствует.

Проведя исследование, стало ясно, что в модели много нетипичных решений. Используем режим 3.7.6 чтобы убрать данные решения и повысить достоверность.

После этого проводиться повторно пункты синтеза и верификации модели, наиболее достоверная модель делается текущей, проводится распознавание в наиболее достоверной модели.

Однако даже после повторного синтеза и верификации модели, наиболее достоверной осталась модель INF3 с вероятностью около 50% (рис.15). Из этого можно сделать вывод что подобранные критерии в начальной таблице данных не имеют особой ценности при получении индекса счатья страны.

4.1.3.6. Обобщ.форма по достоверн.моделей при разн.крит. Текущая модель: "INF1"														
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма моделей уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Сумма моделей уровней сход. истинно-отриц. решений (SNT)	Сумма моделей уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Сумма моделей уровней сход. ложно-отриц. решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	C-Точность проф. Е.В.Лущено		
1. ABS - частный критерий: количество встреч со знаком "!"	Корреляция abs: частот с обр...	5	0.007	1.000	0.015	527.601	1260.679	30160.163		0.017	1.000	0.034		
1. ABS - частный критерий: количество встреч со знаком "!"	Сумма абсолютн.частот по признаку...	2	0.006	1.000	0.013	209.323		706.809		0.228	1.000	0.372		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность I-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	5	0.007	1.000	0.015	527.601	1260.679	30160.168		0.017	1.000	0.034		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность I-го признака сред...	Сумма услотн.частот по признаку...	2	0.006	1.000	0.013	503.935		47476.359		0.011	1.000	0.021		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность I-го признака.	Корреляция усл.отн частот с о...	5	0.007	1.000	0.015	527.597	1260.679	30160.158		0.017	1.000	0.034		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность I-го признака.	Сумма услотн.частот по признаку...	2	0.006	1.000	0.013	501.814		47277.011		0.011	1.000	0.021		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	5	0.013	0.954	0.025	361.830	7843.293	12102.640	2.625	0.029	0.993	0.056		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	5	60	0.006	0.905	0.011	202.054	79.049	14641.438	3.153	0.014	0.985	0.027	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	7	0.013	0.954	0.025	368.960	7990.274	12343.093	2.663	0.029	0.993	0.056		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	9	56	0.006	0.911	0.011	201.679	78.769	14614.487	3.195	0.014	0.984	0.027	
6. INF3 - частный критерий: Хинкальд., разности между фактам...	Семантический резонанс зна...	3	16	0.013	0.975	0.026	455.748	13037.705	13607.931	1.223	0.032	0.997	0.063	
6. INF3 - частный критерий: Хинкальд., разности между фактам...	Сумма знаний	3	16	0.013	0.975	0.026	153.250	449.564	297.406	1.092	0.340	0.993	0.507	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	9	50	0.017	0.921	0.034	330.288	10074.452	8773.590	4.016	0.036	0.988	0.070	
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	9	31	0.006	0.951	0.012	24.689	1.990	1277.581	0.049	0.019	0.998	0.037	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	5	50	0.017	0.921	0.034	334.981	10218.597	8901.064	4.059	0.036	0.988	0.070	
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	1	31	0.006	0.951	0.012	24.608	1.980	1272.024	0.050	0.019	0.998	0.037	
9. INF6 - частный критерий: разн.ул и безузл.вероятност.; вер...	Семантический резонанс зна...	2	20	0.011	0.968	0.021	414.048	6191.394	15478.970	2.142	0.026	0.995	0.051	
9. INF6 - частный критерий: разн.ул и безузл.вероятност.; вер...	Сумма знаний	3	16	0.006	0.975	0.012	291.258	40.490	25019.813	0.281	0.012	0.999	0.023	
10.INF7 - частный критерий: разн.ул и безузл.вероятност.; вер...	Семантический резонанс зна...	7	21	0.011	0.967	0.021	422.141	6300.531	15793.076	2.191	0.026	0.995	0.051	
10.INF7 - частный критерий: разн.ул и безузл.вероятност.; вер...	Сумма знаний	5	12	0.006	0.981	0.012	289.510	40.009	24869.718	0.285	0.012	0.999	0.023	

Рисунок 17 - Оценки достоверности моделей

## 2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF4 (режим 5.6) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.1.2, как показано на рисунке 18.

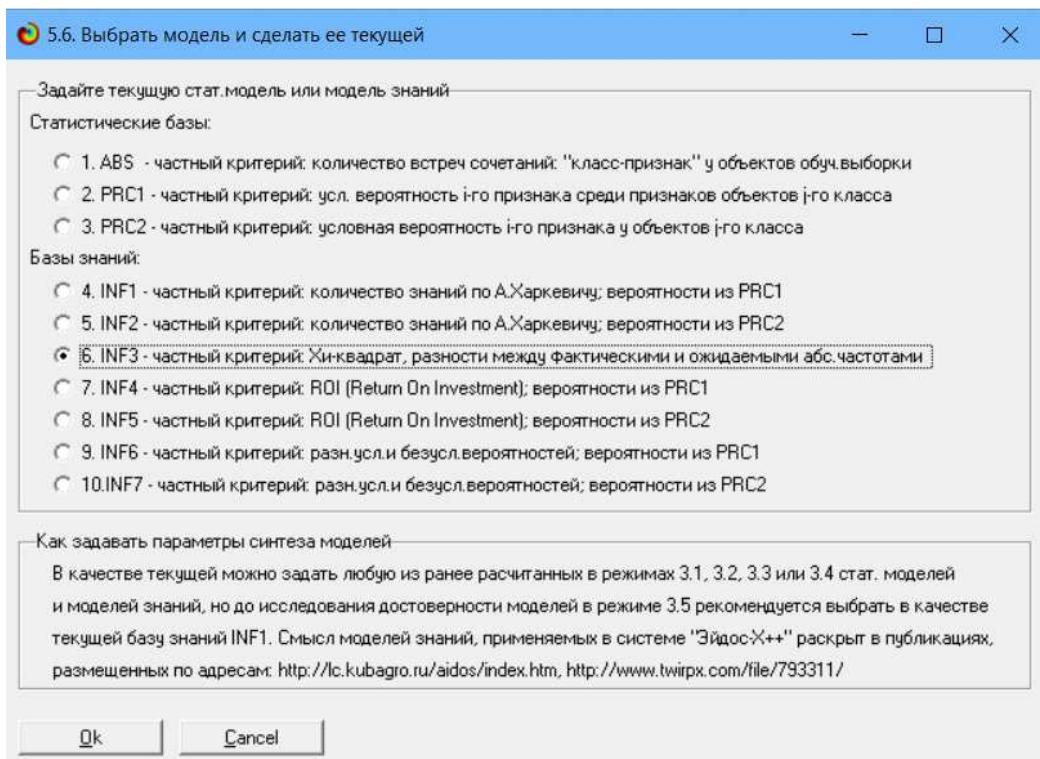


Рисунок 17- Экранная форма режима задания модели в качестве текущей

Следующим шагом необходимо произвести пакетное распознавание в текущей модели. Если распознавание производится впервые, то вы увидите сообщение, уведомляющее об этом.

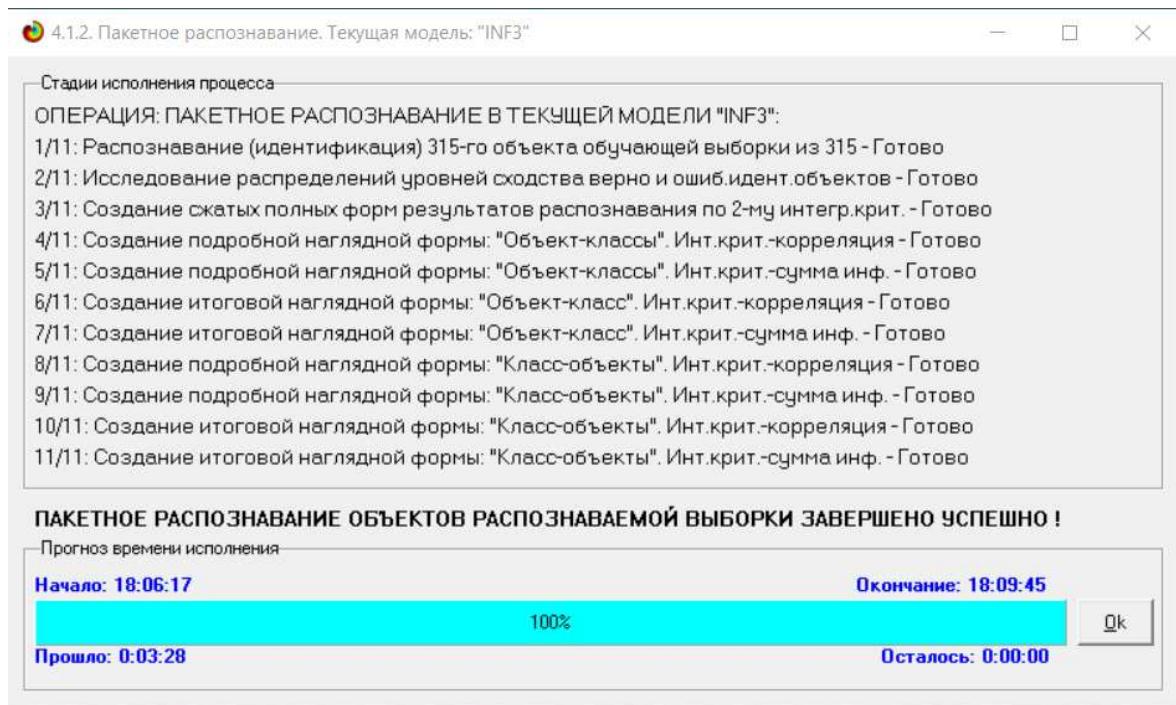


Рисунок 18- Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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 «Эйдос» 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.

Для наглядного примера, кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 20 и 21 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов индекса счастья в странах в наиболее достоверной модели INF3 на основе описательных шкал.

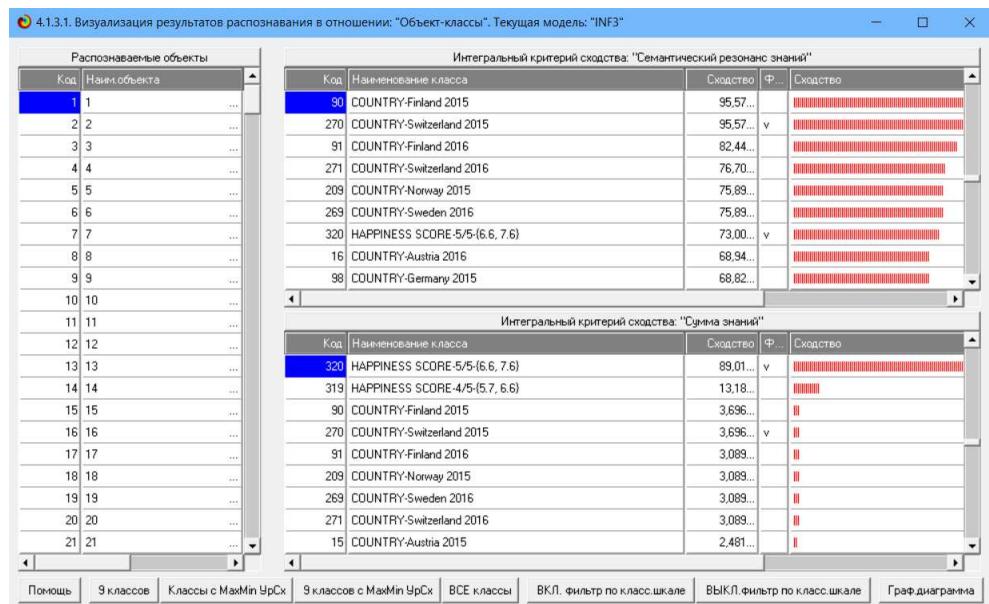


Рисунок 19- Пример идентификации классов в модели INF3

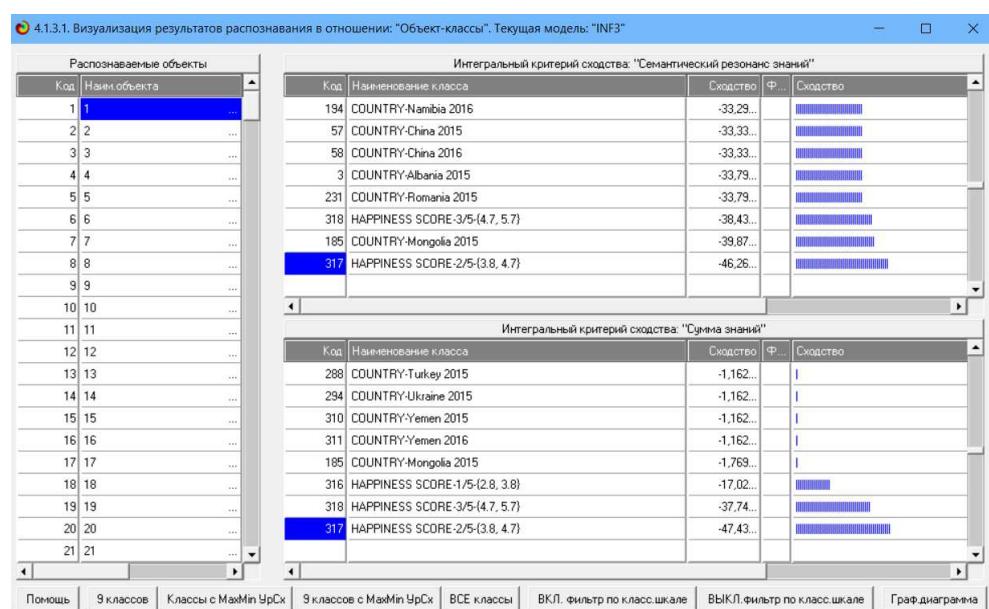


Рисунок 20- Пример идентификации классов в модели INF3

## 2.2 Когнитивные функции

Далее стоит рассмотреть режим работы 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал. Начало работы в этом режиме начинается с понятия когнитивных функций, а также предоставления возможности перехода на статьи по данной проблематике и скачивания публикаций, как это продемонстрировано на рисунке 22.

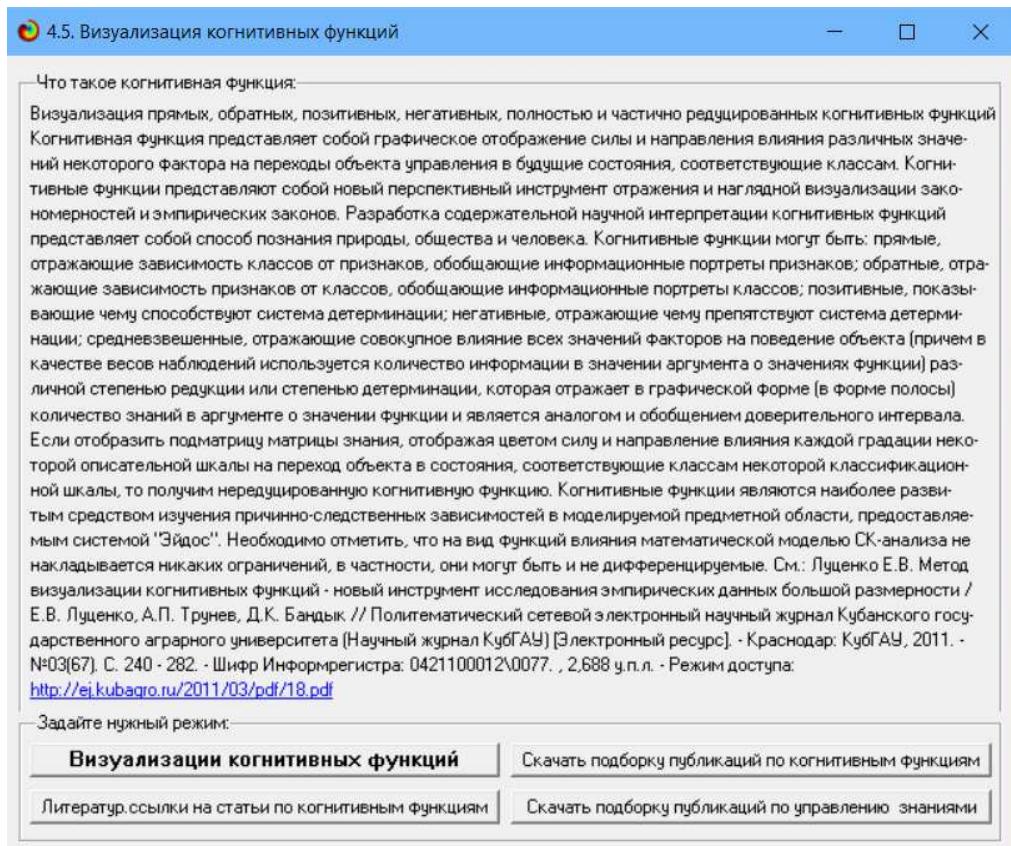


Рисунок 21- Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-Х++»

### «Визуализация когнитивных функций»

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. Когнитивным функциям посвящено множество работ, поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунке

23 приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF3.

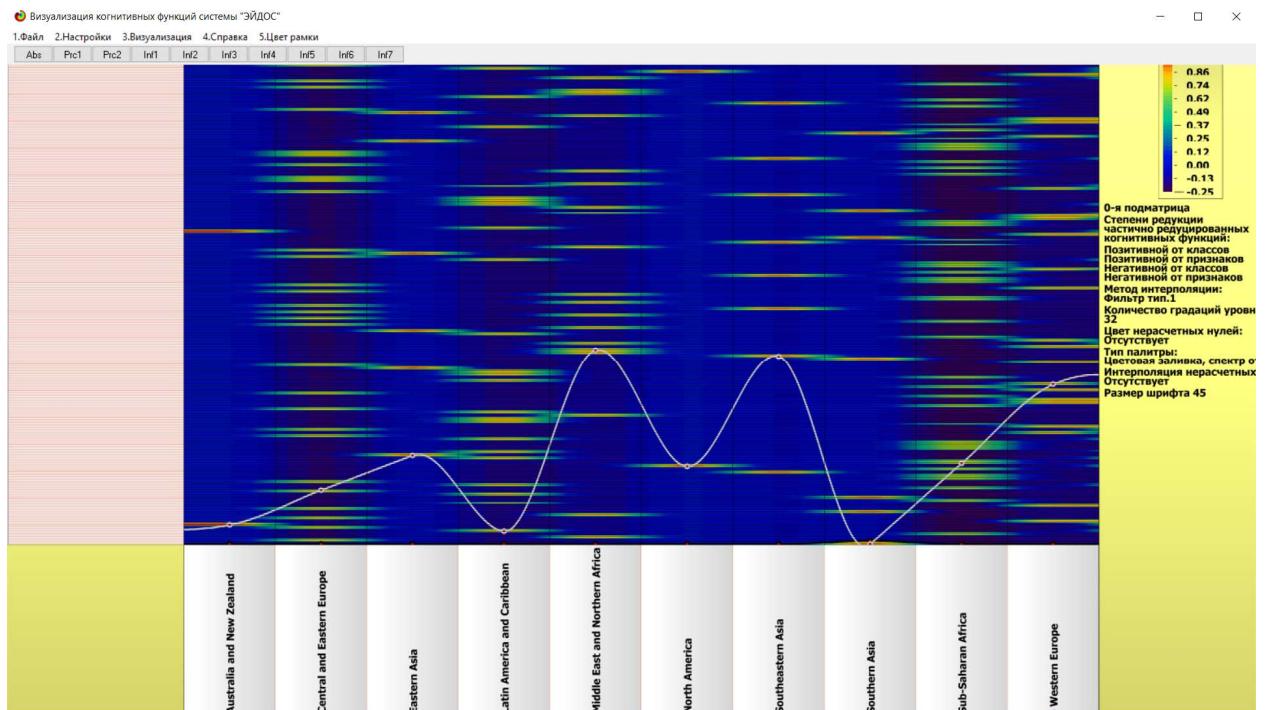


Рисунок 22-Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF3

### 2.3. 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 неформализуемым 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 «Эйдос». 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: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 24).

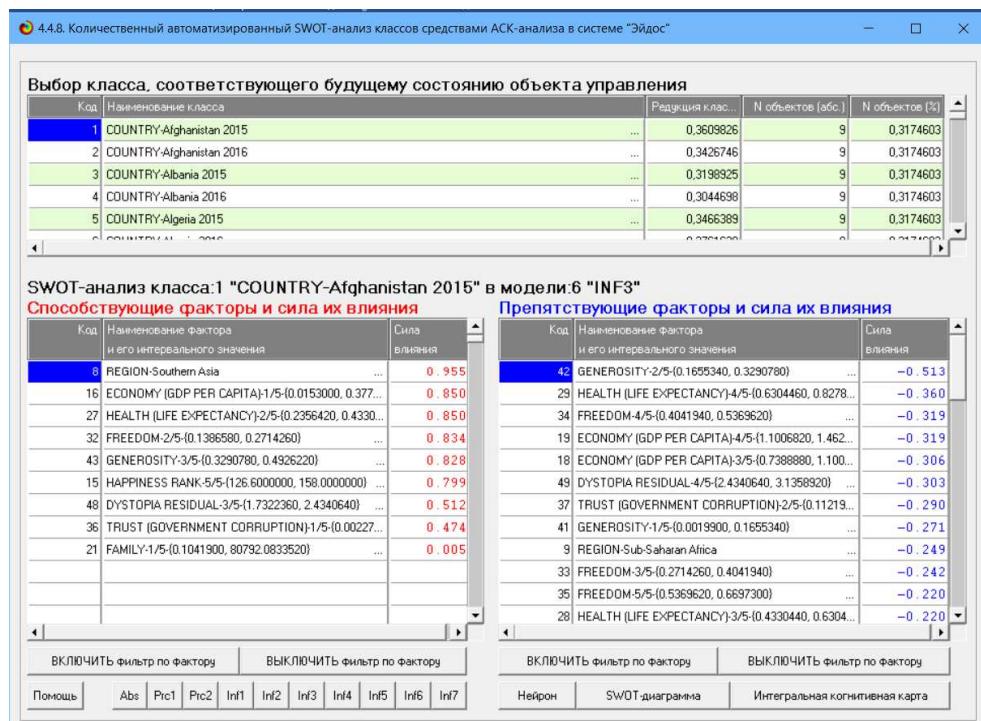


Рисунок 23-Пример SWOT-Матрицы в модели INF3

Следующим шагом является построение SWOT-диаграммы, для наглядной демонстрации работы, продемонстрированной на рисунке 25.

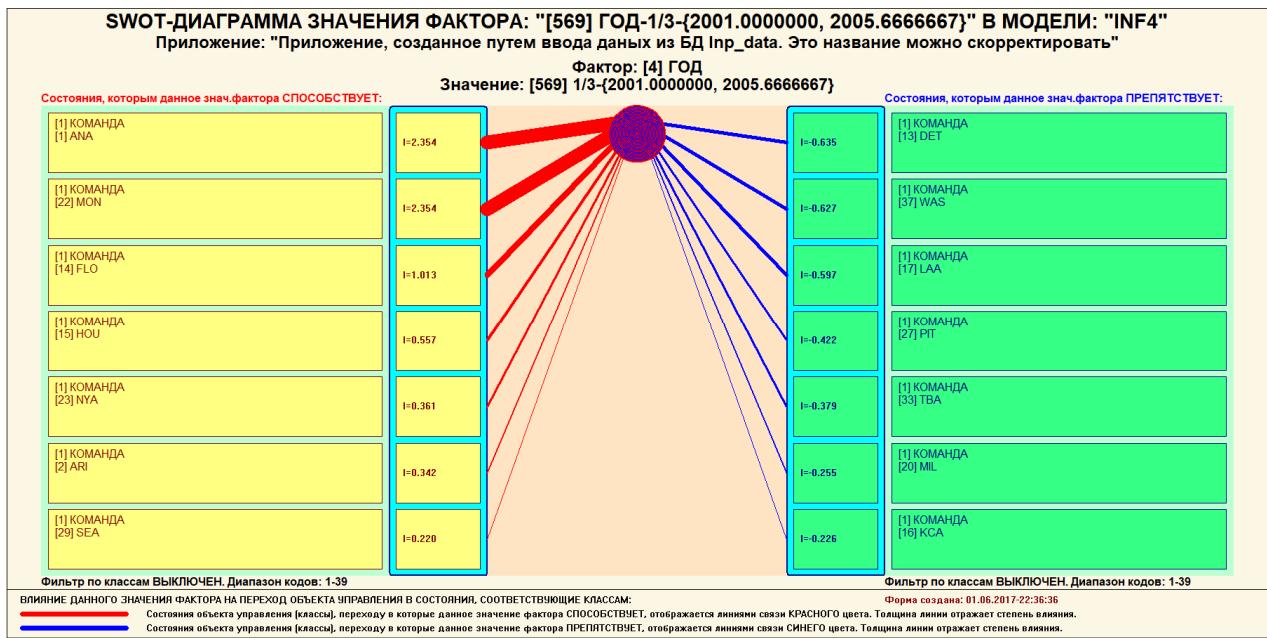


Рисунок 24— SWOT-матрица, построенная для 2001 года

## 2.4. Нелокальные нейронные сети

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует не локальную нейронную сеть. Рассмотрим пример на рисунке 26.

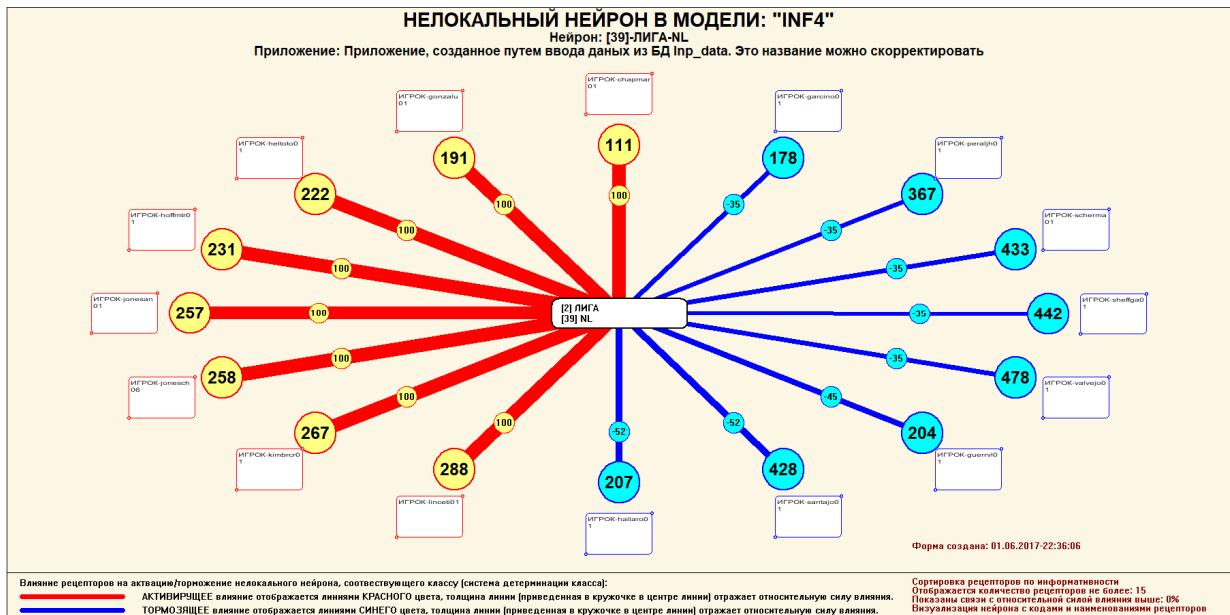


Рисунок 25- Нейрон для лиги NL

Благодаря данному нейрону видно, как игроки различных команд влияют на состояние лиги, какие оказывают активирующее влияние, а какие тормозящее.

## 2.5 Кластерный и конструктивный анализ

В режиме 4.2.2.2, после расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов, строим 2D сеть классов в выбранной модели знаний, для наглядного представления сети классов. На рисунке 27 наглядно видно, что наибольшее сходство наблюдается в классе «COUNTRY Afghanistan 2015», когда как наибольшее различие наблюдается в классе «COUNTRY Bahrain 2016».

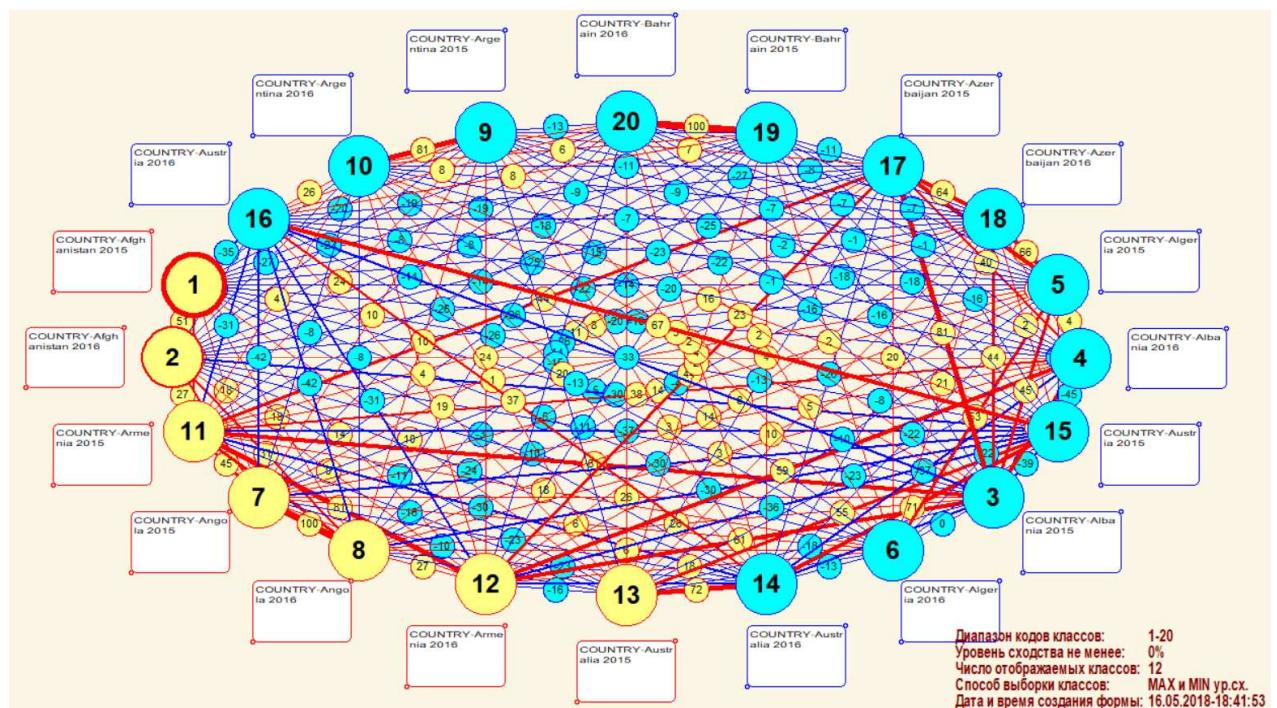


Рисунок 26– Семантическая 2D сеть классов

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В связи с существованием множества 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 базу репозитория «Kaggle».

В данной лабораторной приводится развернутый пример использования базы данных репозитория «Kaggle» для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,423, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 50%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется метрика, сходная с F-критерием.

На основе базы данных «Kaggle», рассмотренной в данной лабораторной работе, построен модели прогнозирования с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Эйдос».

## **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: [http://lc.kubagro.ru/My\\_training\\_schedule.doc](http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc) КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политехнический 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. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
4. 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.

6. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.

7. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.