

УДК 004.8

05.13.10 - Управление в социальных и экономических системах (технические науки)

СРАВНЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ АМЕРИКАНСКОГО ЯЗЫКА ЖЕСТОВ В ПИКСЕЛЬНОМ И КОНТУРНОМ АВТОМАТИЗИРОВАННОМ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНОМ АНАЛИЗЕ

Луценко Евгений Вениаминович

д.э.н., к.т.н., профессор

[Web of Science ResearcherID S-8667-2018](#)

Scopus Author ID: 57188763047

РИНЦ SPIN-код: 9523-7101

prof.lutsenko@gmail.com

<http://lc.kubagro.ru>

https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

В работе решается задача идентификации изображений американского языка жестов. В качестве исходных данных используются изображения с портала Kaggle. Для решения данной задачи применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». В АСК-анализе есть несколько вариантов обработки изображений: по пикселям, контурам и спектрам. Эти варианты обработки изображений отличаются источниками информации об изображении и имеют различную эффективность при решении различных задач, в зависимости от их специфики. Поскольку на портале Kaggle представлены монохромные изображения жестов, то спектральный АСК-анализ не используется. Поэтому поставленная задача решается с применением только пиксельного и контурного АСК-анализа изображений. Проводится сравнение достоверности решения поставленной задачи этими методами. Рассматриваются возможности исследования объекта моделирования путем исследования его модели в АСК-анализе изображений. Приводится численный пример и подробная инструкция действий пользователя в системе «Эйдос», что обеспечивает возможность применения данной работу в учебных целях

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, ФОРМАЛИЗУЕМАЯ КОГНИТИВНАЯ КОНЦЕПЦИЯ, АСК-АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС»

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-173-009>

<http://ej.kubagro.ru/2021/09/pdf/09.pdf>

UDC 004.8

05.13.10 - Management in social and economic systems (technical sciences)

COMPARISON OF THE RELIABILITY OF SOLVING THE PROBLEM OF IDENTIFYING IMAGES OF AMERICAN SIGN LANGUAGE IN PIXEL AND CONTOUR AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS

Lutsenko Evgeny Veniaminovich

Doctor of Economics, Cand.Tech.Sci., Professor

[Web of Science ResearcherID S-8667-2018](#)

Scopus Author ID: 57188763047

RSCI SPIN code: 9523-7101

prof.lutsenko@gmail.com

<http://lc.kubagro.ru>

https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

The article solves the problem of identifying images of the American sign language. Images from the Kaggle portal are used as source data. To solve this problem, we have used the automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) and its software tools – the intelligent system called "Eidos". In ASC-analysis, there are several options for image processing: by pixels, contours and spectra. These image processing options differ in the sources of information about the image and have different effectiveness in solving various tasks, depending on their specifics. Since monochrome gesture images are presented on the Kaggle portal, we cannot use spectral ASC-analysis. Therefore, the task can be solved using only pixel and contour ASC-analysis of images. We have also carried out a comparison of the reliability of solving the problem by these methods. The article considers possibilities of studying the object of modeling by studying its model in the ASC-analysis of images. A numerical example and detailed instructions for user actions in the Eidos system are given, which makes it possible to use this work for educational purposes

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, FORMALIZED COGNITIVE CONCEPT, ASC-ANALYSIS, INTELLECTUAL SYSTEM "EIDOS", TOOLS OF COGNITION, BASIC COGNITIVE OPERATIONS

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
1. МЕТОД И ИНСТРУМЕНТАРИЙ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ.....	3
2. РЕЗУЛЬТАТЫ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ.....	3
2.2. ПИКСЕЛЬНЫЙ АСК-АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ АМЕРИКАНСКОГО ЯЗЫКА ЖЕСТОВ.....	3
2.2.1. Исходные данные и их предварительная подготовка для ввода в систему «Эйдос».....	3
2.2.2. Когнитивная структуризация предметной области	4
2.2.3. Формализация предметной области	4
2.2.4. Синтез моделей.....	7
2.2.5. Верификация моделей.....	9
2.2.6. Информационные портреты обобщенных образов классов изображений американского языка жестов.....	11
2.2.7. Решение задачи идентификации конкретных изображений американского языка жестов с обобщенными образами классов изображений.....	14
2.2.8. Решение задачи сравнения обобщенных образов классов изображений американского языка жестов друг с другом	17
2.3. КОНТУРНЫЙ АСК-АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ АМЕРИКАНСКОГО ЯЗЫКА ЖЕСТОВ	20
2.3.1. Исходные данные и их предварительная подготовка для ввода в систему «Эйдос».....	20
2.3.2. Когнитивная структуризация предметной области	21
2.3.3. Формализация предметной области	21
2.3.4. Синтез моделей.....	27
2.3.5. Верификация моделей.....	29
2.3.6. Информационные портреты обобщенных образов классов изображений американского языка жестов.....	31
2.3.7. Решение задачи идентификации конкретных изображений американского языка жестов с обобщенными образами классов изображений.....	35
2.3.8. Решение задачи сравнения обобщенных образов классов изображений американского языка жестов друг с другом	38
4. ОБСУЖДЕНИЕ. СРАВНЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ АМЕРИКАНСКОГО ЯЗЫКА ЖЕСТОВ В ПИКСЕЛЬНОМ И КОНТУРНОМ АСК-АНАЛИЗЕ.....	40
ВЫВОДЫ	41
ЛИТЕРАТУРА	41

Введение

В данной работе решается задача идентификации изображений американского языка жестов. В качестве исходных данных используются изображения с портала Kaggle: <https://www.kaggle.com>.

Для решения этой задачи применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос».

В АСК-анализе есть несколько вариантов обработки изображений: по пикселям, контурам и спектрам. Эти варианты обработки изображений отличаются источниками информации об изображении и имеют различную эффективность при решении различных задач, в зависимости от их специфики.

Поскольку на портале Kaggle представлены монохромные изображения жестов, то спектральный АСК-анализ изображений не

используется. Поэтому поставленная задача решается с применением только пиксельного и контурного АСК-анализа изображений.

Проводится сравнение достоверности решения поставленной задачи этими методами. Рассматриваются возможности исследования объекта моделирования путем исследования его модели в АСК-анализе изображений.

Приводится численный пример и подробная инструкция действий пользователя в системе «Эйдос», что обеспечивает возможность применения данной работу в учебных целях.

1. Метод и инструментарий решения задачи

Для решения поставленной в данной работе задачи применен автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос» [1].

2. Результаты решения задачи

Далее рассмотрим решение задачи идентификации изображений американского языка жестов в пиксельном и контурном АСК-анализе, а затем и сравним достоверность идентификации в этих подходах.

2.2. Пиксельный АСК-анализ изображений американского языка жестов

2.2.1. Исходные данные и их предварительная подготовка для ввода в систему «Эйдос»

Для ввода исходных данных по задаче в систему «Эйдос» проводим следующие действия:

1. Скачивание архива изображений с портала Kaggle: <https://www.kaggle.com/shreyashgupta88/american-sign-language-thresholded/download>

2. Переименование изображений внутри папок с помощью ACD See. Сначала наименование класса, потом тире и номер изображения в классе.

В дальнейших расчетах, приведенных в численном примере, мы используем не все изображения с портала Kaggle, а лишь по 9 изображений каждого жеста из примерно 1000, а самих жестов 26: с нулевого по 25-й. Таким образом, в численном примере мы используем лишь 234 изображения из 26207. *Это сделано для ускорения расчетов.*

Отметим, что возможности системы «Эйдос» обычно обеспечивают и обработку всех изображений. Правда это зависит не только от *количества*, но и от *размерности* изображений, в каждом конкретном случае это надо еще проверять. Иногда для ускорения расчетов и обеспечения возможности обработки большего количества изображений имеет смысл уменьшить их размерность, например до 100 пикселей по ширине.

В списке литературы приведены работы автора по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для интеллектуальной обработки

изображений [1]. Смысл тех или иных используемых режимов системы «Эйдос» подробнее описан в работе [1].

2.2.2. Когнитивная структуризация предметной области

В качестве признаков изображений будем рассматривать пиксели изображений, а в качестве классов – жесты.

2.2.3. Формализация предметной области

Для выполнения этого этапа АСК-анализа запускаем режим 4.7 системы «Эйдос» и кликаем по кнопке: «По пикселям».

Тогда на экране появятся экранные формы, приведенные на рисунках 4-8.

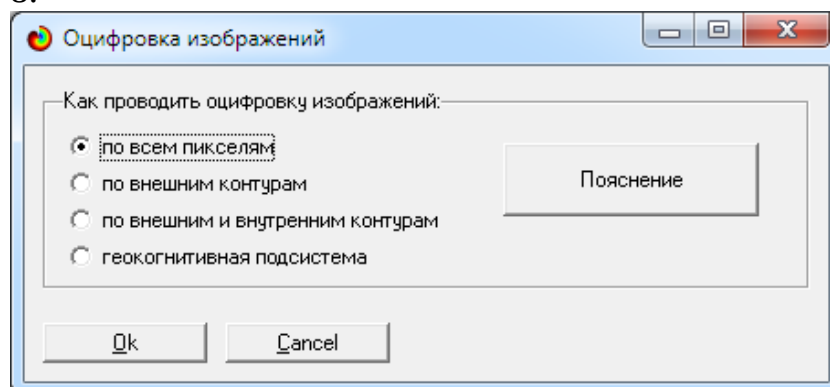


Рисунок 1. Экранная форма выбора типа АСК-анализа изображений

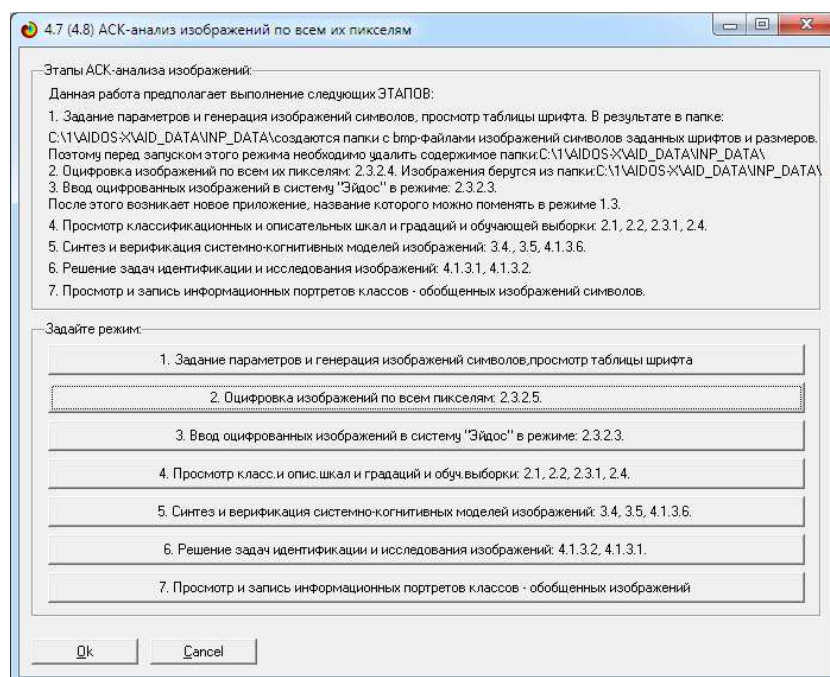


Рисунок 2. Экранная форма выбора задания оцифровки изображений по пикселям

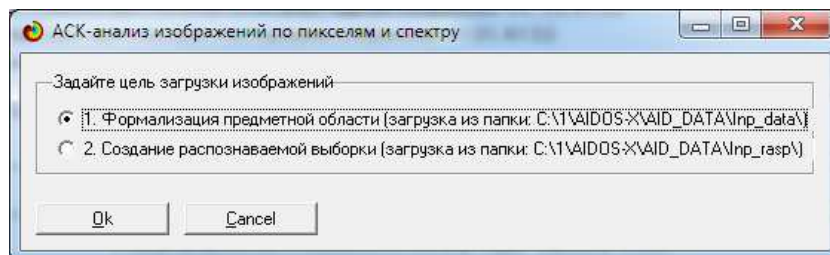


Рисунок 3. Экранная форма выбора создания обучающей или тестовой выборки

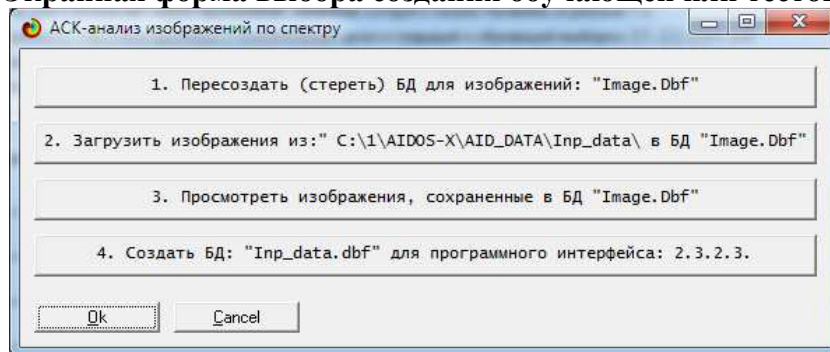


Рисунок 4. Экранная форма с последовательностью операций

Операции, приведенные на экранной форме рисунка 7, выполняются последовательно, но при этом 3-ю операцию выполнять не обязательно.

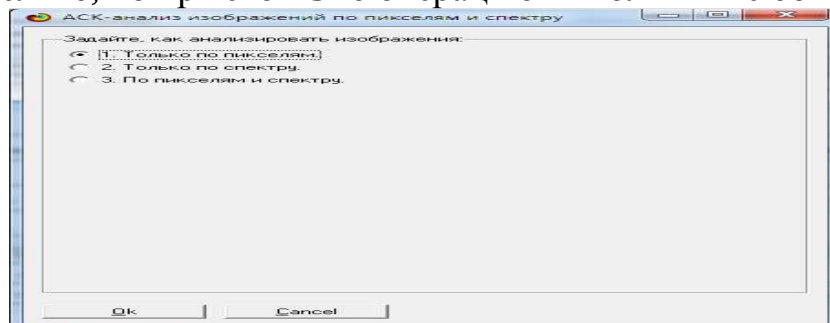


Рисунок 5. Экранная форма выбора типа АСК-анализа изображений

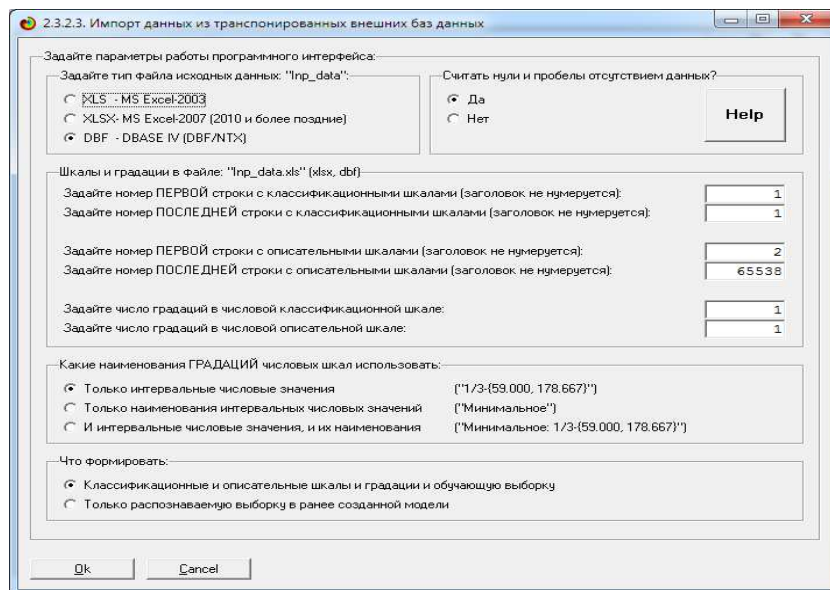


Рисунок 6. Экранная форма программного интерфейса 2.3.2.3, используемого для ввода изображений в систему «Эйдос»

В результате работы приведенных режимов сформированы следующие классификационные и описательные шкалы и градации (рисунки 10, 11), а также обучающая выборка (рисунок 12).

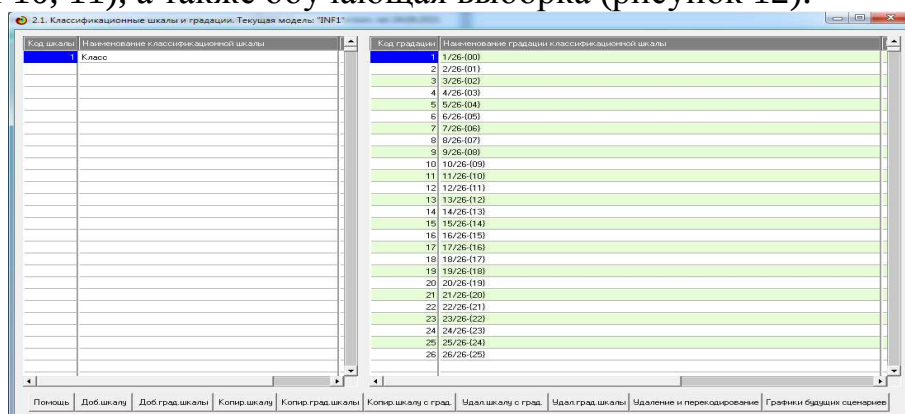


Рисунок 7. Классификационные шкалы и градации (полностью)

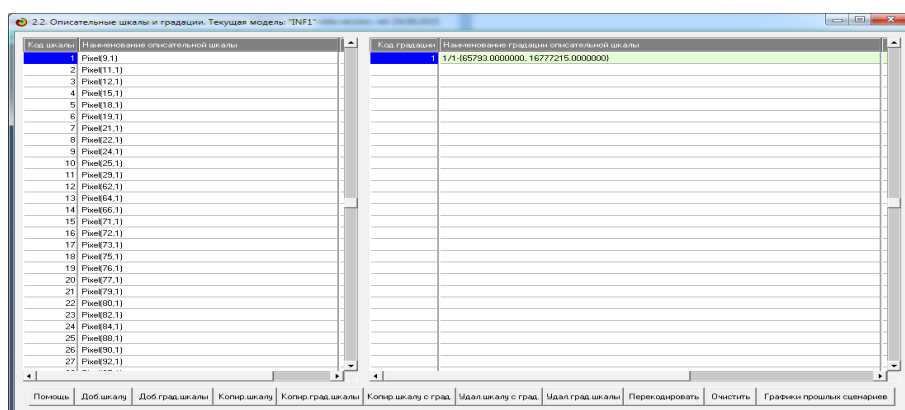


Рисунок 8. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

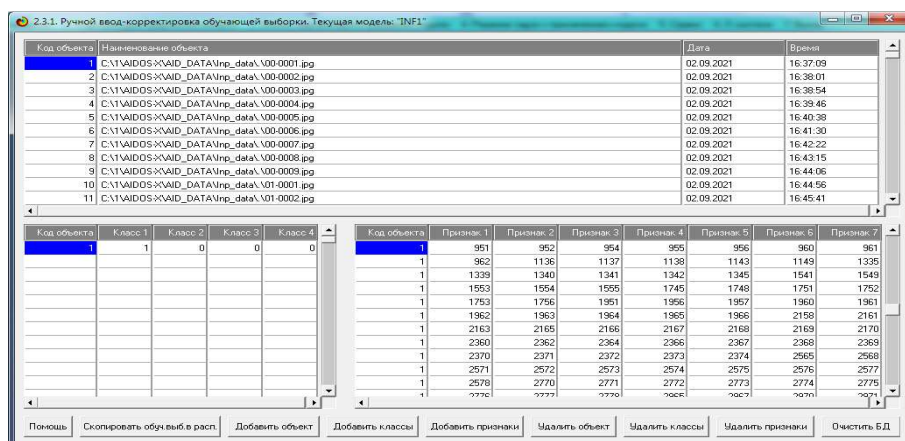


Рисунок 9. Обучающая выборка (фрагмент)

На экранной форме рисунка 12 мы видим три окна, одно вверху и два внизу.

В *верхнем* окне приведены наименования объектов обучающей выборки (в нашем случае это изображения). Файлы изображений могут быть в своих поддиректориях, а могут быть просто в папке исходных данных, например: c:\1\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\.

В левом нижнем окне для каждого объекта обучающей выборки приведены коды классов, к которым относится это изображение. Коды и наименования классов приведены на рисунке 10 (классы – это градации классификационных шкал).

В правом нижнем окне для каждого объекта обучающей выборки приведены коды признаков, к которым относится это изображение. Коды и наименования признаков приведены на рисунке 11 (признаки – это градации описательных шкал).

2.2.4. Синтез моделей

Синтез и верификация моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунки 13 и 14)

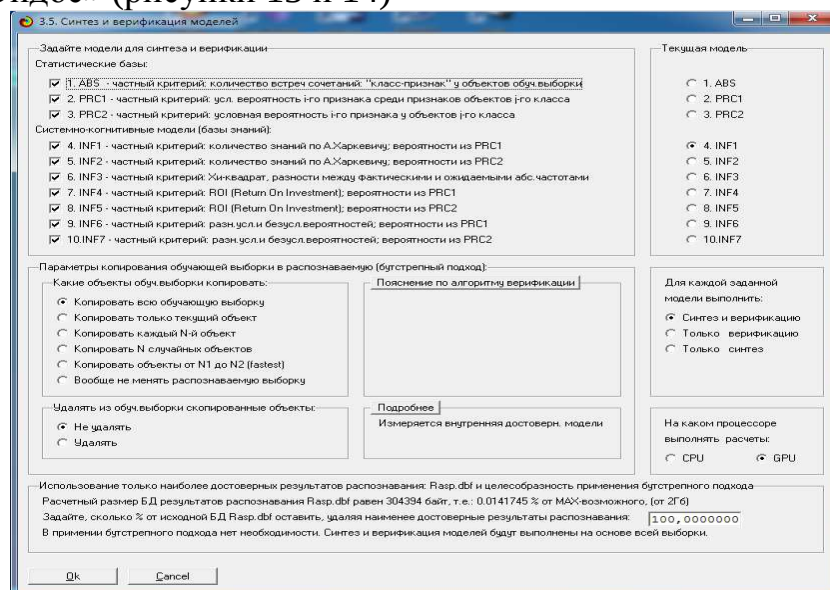


Рисунок 10. Экранная форма задания параметров синтеза и верификации моделей

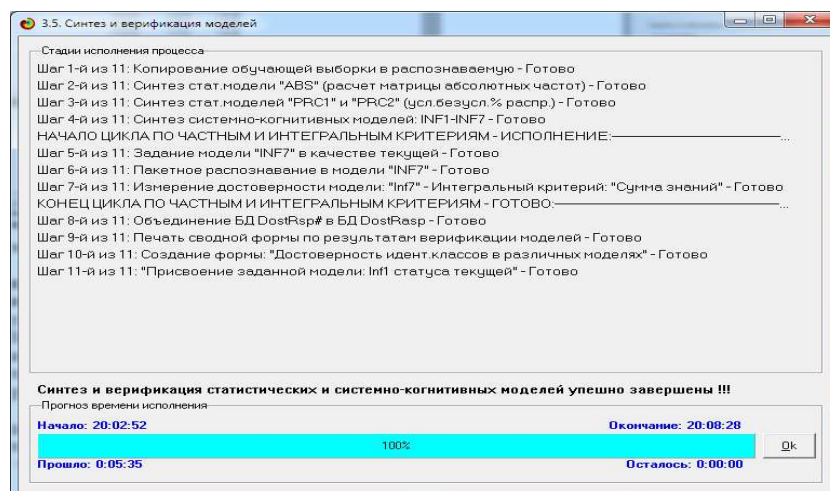


Рисунок 11. Экранная форма стадии синтеза и верификации моделей

В результате выполнения данного режима созданы следующие модели (рисунки 15-18):

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

Код признака	Наименование описательной цели/игровой	1. КЛАСС 1/26 (00)	2. КЛАСС 2/26 (01)	3. КЛАСС 3/26 (02)	4. КЛАСС 4/26 (03)	5. КЛАСС 5/26 (04)	6. КЛАСС 6/26 (05)	7. КЛАСС 7/26 (06)	8. КЛАСС 8/26 (07)	9. КЛАСС 9/26 (08)	10. КЛАСС 10/26 (09)	11. КЛАСС 11/26 (10)	12. КЛАСС 12/26 (11)
885	РВЕ1134.91/1-65793.000000, 1677215.000000			3	6	1	6	4				5	
886	РВЕ1135.91/1-65793.000000, 1677215.000000			2	1	1	1	1				2	
887	РВЕ1136.91/1-65793.000000, 1677215.000000			2	2	1	4	4				2	
888	РВЕ1137.91/1-65793.000000, 1677215.000000			4	5	5	3	1					
889	РВЕ1138.91/1-65793.000000, 1677215.000000			5	1	1	3					2	
890	РВЕ1139.91/1-65793.000000, 1677215.000000			6	6	5	1	1					
891	РВЕ1140.91/1-65793.000000, 1677215.000000			4	4	7						2	
892	РВЕ1141.91/1-65793.000000, 1677215.000000			8	5	3	5					3	
893	РВЕ1142.91/1-65793.000000, 1677215.000000			8	5	3	3	4					
894	РВЕ1143.91/1-65793.000000, 1677215.000000			7	2	2	3	5				5	
895	РВЕ1144.91/1-65793.000000, 1677215.000000			9	2	5		5					
896	РВЕ1145.91/1-65793.000000, 1677215.000000			8	1	6	4	8				2	
897	РВЕ1146.91/1-65793.000000, 1677215.000000			8	1	6	8					1	
898	РВЕ1147.91/1-65793.000000, 1677215.000000			9	1	2		5				2	
899	РВЕ1148.91/1-65793.000000, 1677215.000000			8	1	4		5					
900	РВЕ1149.91/1-65793.000000, 1677215.000000			6	2	2						1	
901	РВЕ1150.91/1-65793.000000, 1677215.000000			4	1	8	4						
902	РВЕ1151.91/1-65793.000000, 1677215.000000			3	1	4	6					2	
903	РВЕ1152.91/1-65793.000000, 1677215.000000			8	6	2						2	
904	РВЕ1153.91/1-65793.000000, 1677215.000000			2		6	7					2	
905	РВЕ1154.91/1-65793.000000, 1677215.000000							5					
906	РВЕ1155.91/1-65793.000000, 1677215.000000				1	2		5				2	
907	РВЕ1156.91/1-65793.000000, 1677215.000000			2		6						2	
908	РВЕ1157.91/1-65793.000000, 1677215.000000			3	1	2		5					
909	РВЕ1158.91/1-65793.000000, 1677215.000000			2	2							3	

Рисунок 12. Статистическая модель ABS (фрагмент)

5.5. Модель: "2. PRC2 - частный критерий: основная вероятность по классу у объектов 1-го класса"

Код признака	Наименование описательной цели/игровой	1. КЛАСС 1/26 (00)	2. КЛАСС 2/26 (01)	3. КЛАСС 3/26 (02)	4. КЛАСС 4/26 (03)	5. КЛАСС 5/26 (04)	6. КЛАСС 6/26 (05)	7. КЛАСС 7/26 (06)	8. КЛАСС 8/26 (07)	9. КЛАСС 9/26 (08)	10. КЛАСС 10/26 (09)	11. КЛАСС 11/26 (10)	12. КЛАСС 12/26 (11)	13. КЛАСС 13/26 (12)	14. КЛАСС 14/26 (13)
885	РВЕ1134.91/1-65793.000000, 1677215.000000		53.333	66.667	11.111	66.667	44.444			55.556		22.222	77.778	100.000	
886	РВЕ1135.91/1-65793.000000, 1677215.000000		22.222	11.111	11.111	11.111	11.111			22.222		11.111	11.111	100.000	
887	РВЕ1136.91/1-65793.000000, 1677215.000000		22.222	22.222	11.111	44.444	44.444			22.222		11.111	11.111	100.000	
888	РВЕ1137.91/1-65793.000000, 1677215.000000		44.444	55.556	55.556	33.333	33.333			55.556		33.333	33.333	100.000	
889	РВЕ1138.91/1-65793.000000, 1677215.000000		55.556	11.111	11.111	33.333	33.333			22.222		44.444	33.333	100.000	
890	РВЕ1139.91/1-65793.000000, 1677215.000000		66.667	66.667	55.556	11.111	11.111					44.444	66.667		
891	РВЕ1140.91/1-65793.000000, 1677215.000000		44.444	44.444	77.778					22.222		33.333	44.444	66.667	
892	РВЕ1141.91/1-65793.000000, 1677215.000000		55.556	33.333	33.333	55.556				33.333		33.333	22.222	77.778	
893	РВЕ1142.91/1-65793.000000, 1677215.000000		55.556	55.556	33.333	33.333	44.444			44.444		33.333	66.667		
894	РВЕ1143.91/1-65793.000000, 1677215.000000		77.778	22.222	22.222	33.333	55.556			55.556		22.222	44.444	55.556	
895	РВЕ1144.91/1-65793.000000, 1677215.000000		100.000	22.222	55.556	55.556	55.556					33.333	55.556	88.889	
896	РВЕ1145.91/1-65793.000000, 1677215.000000		55.556	11.111	22.222	44.444	55.556			22.222		55.556	44.444		
897	РВЕ1146.91/1-65793.000000, 1677215.000000		55.556	44.444	66.667	55.556				11.111		44.444	44.444		
898	РВЕ1147.91/1-65793.000000, 1677215.000000		100.000	11.111	22.222	55.556				22.222		55.556	11.111		
899	РВЕ1148.91/1-65793.000000, 1677215.000000		55.556	11.111	44.444	55.556						22.222	22.222		
900	РВЕ1149.91/1-65793.000000, 1677215.000000		66.667	22.222	22.222	55.556				11.111		44.444	11.111	22.222	
901	РВЕ1150.91/1-65793.000000, 1677215.000000		66.667	11.111	55.556	44.444	55.556			11.111		22.222	11.111	55.556	
902	РВЕ1151.91/1-65793.000000, 1677215.000000		33.333	11.111	44.444	66.667				22.222		44.444	11.111		
903	РВЕ1152.91/1-65793.000000, 1677215.000000		55.556	66.667	22.222	66.667				22.222		55.556	22.222		
904	РВЕ1153.91/1-65793.000000, 1677215.000000		66.667	77.778						22.222		44.444	33.333		
905	РВЕ1154.91/1-65793.000000, 1677215.000000		22.222			55.556				33.333		44.444			
906	РВЕ1155.91/1-65793.000000, 1677215.000000			11.111	44.444	66.667				22.222		33.333			
907	РВЕ1156.91/1-65793.000000, 1677215.000000		22.222			66.667				22.222		33.333			
908	РВЕ1157.91/1-65793.000000, 1677215.000000		33.333	11.111	22.222	55.556				33.333		44.444			33.333
909	РВЕ1158.91/1-65793.000000, 1677215.000000		22.222		22.222					44.444		33.333			

Рисунок 13. Статистическая модель PRC2 (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество значений по 4. Харченко: вероятности из PRC1"

Код признака	Наименование описательной цели/игровой	1. КЛАСС 1/26 (00)	2. КЛАСС 2/26 (01)	3. КЛАСС 3/26 (02)	4. КЛАСС 4/26 (03)	5. КЛАСС 5/26 (04)	6. КЛАСС 6/26 (05)	7. КЛАСС 7/26 (06)	8. КЛАСС 8/26 (07)	9. КЛАСС 9/26 (08)	10. КЛАСС 10/26 (09)	11. КЛАСС 11/26 (10)
885	РВЕ1134.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.110	0.933	-0.139	0.183	0.136					0.094
886	РВЕ1135.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.067	-0.161	-0.058	-0.280	-0.204					-0.114
887	РВЕ1136.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.074	0.084	-0.051	0.148	0.224					-0.107
888	РВЕ1137.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.278	0.328	0.493	0.054	-0.204					
889	РВЕ1138.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.300		-0.191		0.097					-0.157
890	РВЕ1139.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.376	0.358	0.408	-0.305	-0.229					
891	РВЕ1140.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.202	0.185	0.458							-0.189
892	РВЕ1141.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.393	0.181	-0.042	0.189						-0.086
893	РВЕ1142.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.389	0.223	0.171	-0.051	0.112					
894	РВЕ1143.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.367	-0.021	0.072	-0.027	0.204					0.084
895	РВЕ1144.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.438	-0.036	0.348		0.199					
896	РВЕ1145.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.448	-0.204	0.110	0.098	0.242					-0.157
897	РВЕ1146.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.420		0.427	0.225						-0.304
898	РВЕ1147.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.499	-0.186	0.128	0.259						-0.139
899	РВЕ1148.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.538	-0.111	0.414	0.155						
900	РВЕ1149.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.394		0.144	0.278						-0.331
901	РВЕ1150.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.369	-0.192	0.543	0.110	0.253					-0.356
902	РВЕ1151.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.204	-0.147	0.377	0.394						-0.100
903	РВЕ1152.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.468		0.441		-0.095					-0.129
904	РВЕ1153.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.117		0.587	0.437						-0.064
905	РВЕ1154.91/1-65793.000000, 1677215.000000				0.273	0.405						0.129
906	РВЕ1155.91/1-65793.000000, 1677215.000000			-0.078	0.448	0.423						-0.031
907	РВЕ1156.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.159		0.578	0.376						-0.022
908	РВЕ1157.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.292	-0.069	0.245	0.378						0.101
909	РВЕ1158.91/1-65793.000000, 1677215.000000		0.255		0.331							0.294

Рисунок 14. Системно-когнитивная модель INF1 (фрагмент)

5.5 Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хинкадаг: разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными"												
Код признака	Наименование описательной цели/игровой	1. КЛАСС 1/26 (00)	2. КЛАСС 2/26 (01)	3. КЛАСС 3/26 (02)	4. КЛАСС 4/26 (03)	5. КЛАСС 5/26 (04)	6. КЛАСС 6/26 (05)	7. КЛАСС 7/26 (06)	8. КЛАСС 8/26 (07)	9. КЛАСС 9/26 (08)	10. КЛАСС 10/26 (09)	11. КЛАСС 11/26 (10)
885	РВЕ1134.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.485	0.809	3.788	-0.877	2.719	1.448	-2.037	-1.892	-2.043	1.205
886	РВЕ1135.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.555	0.397	-0.695	-0.239	-1.515	-0.955	-1.542	-1.450	-1.566	-0.809
887	РВЕ1136.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.610	0.451	0.039	-0.182	1.539	2.094	-1.528	-1.419	-1.532	-0.846
888	РВЕ1137.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.5	0.255	2.325	3.791	5.456	-0.999	-1.562	-1.450	-1.566	-0.809
889	РВЕ1138.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.348	3.153	-1.957	-0.293	-2.998	0.744	-1.800	-1.471	-1.804	-1.352
890	РВЕ1139.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.234	2.287	4.154	3.684	-1.734	-1.128	-1.696	-1.576	-1.702	-1.162
891	РВЕ1140.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.636	1.943	1.822	5.450	-0.226	-2.511	-2.003	-1.640	-2.009	-1.732
892	РВЕ1141.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.814	3.804	1.524	1.245	-0.445	2.319	-2.139	-1.894	-2.145	-0.985
893	РВЕ1142.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.803	5.858	1.734	-2.351	-0.554	-0.207	-1.450	-1.450	-1.450	-1.450
894	РВЕ1143.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.650	4.909	-0.215	0.423	-0.281	2.446	-2.037	-1.492	-2.043	1.205
895	РВЕ1144.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.725	6.874	-0.252	3.397	-3.336	2.403	-2.071	-1.923	-2.077	-1.858
896	РВЕ1145.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.368	6.133	-0.907	0.607	1.302	2.744	-1.800	-1.471	-1.804	-1.352
897	РВЕ1146.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.502	6.048	-2.087	4.402	-2.606	-1.901	-1.605	-1.908	-1.942	-1.162
898	РВЕ1147.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.737	7.257	2.234	4.686	-2.872	-2.874	-1.576	-1.684	-1.732	-1.162
899	РВЕ1148.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.742	4.641	-0.440	2.975	-2.133	3.340	-1.324	-1.230	-1.328	-0.447
900	РВЕ1149.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.100	4.362	-1.735	0.765	-2.570	2.999	-1.596	-1.462	-1.600	-1.973
901	РВЕ1150.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.278	4.222	-0.883	6.660	1.211	2.829	-1.732	-1.608	-1.736	-2.226
902	РВЕ1151.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.468	4.245	-2.824	2.844	-2.465	4.727	-1.450	-1.450	-1.450	-1.450
903	РВЕ1152.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-2.234	6.227	-1.544	4.656	-0.754	3.872	-1.698	-1.576	-1.702	-1.162
904	РВЕ1153.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.742	4.041	-1.440	4.975	-2.133	5.340	-1.324	-1.230	-1.328	-0.447
905	РВЕ1154.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.385	-1.081	-1.144	1.185	-1.695	3.680	-1.053	-0.977	-1.058	1.039
906	РВЕ1155.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.563	-1.220	-0.232	3.050	-1.914	6.910	-1.108	-1.103	-1.193	-0.214
907	РВЕ1156.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.511	0.813	-1.295	8.107	-1.859	5.589	-1.154	-1.072	-1.157	-1.150
908	РВЕ1157.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.819	1.833	-0.285	1.107	-1.889	5.953	-1.134	-1.072	-1.193	-0.850
909	РВЕ1158.91/1-65793.000000, 1677215.000000		-1.072	1.163	-0.686	1.969	-1.312	-1.022	-0.815	-0.757	-0.817	2.482

2.2.5. Верификация моделей

На рисунках 19-21 приведены некоторые экранные формы режима 3.4 системы «Эйдос», предназначенного для исследования достоверности моделей:

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модулей уровней сходства, ложно-отриц. решений (SF)	С.Точность модели	С.Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средний модуль уровней сходства, истинно-полож. решений	Средний модуль уровней сходства, ложно-отриц. решений	Средний модуль уровней сходства, ложно-положит. решений	Средний модуль уровней сходства, ложно-отриц. решений	A-Точность модели A-Precision + ATR/ATR	A-Полнота модели A-Recall + ATR/ATR	L2-мера проф. Е.В. Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч совпадений: "класс..."	Корреляция абс. частот с абс. частотами	0.083	1.000	0.083	0.949	0.093	0.480	0.664	1.000	0.798	0.798	0.798
2. PR1 - частный критерий: условная вероятность его признака сред.	Сумма абс. частот по признакам	0.057	1.000	0.057	0.949	0.093	0.480	0.664	1.000	0.798	0.798	0.798
3. PR2 - частный критерий: условная вероятность его признака сред.	Сумма усл.отн. частот по признакам	0.083	1.000	0.083	0.949	0.093	0.480	0.664	1.000	0.798	0.798	0.798
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	2.726	0.225	0.982	0.367	0.675	0.289	0.221	0.227	0.783	0.748	0.751
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	2.889	0.290	0.981	0.447	0.699	0.279	0.192	0.193	0.784	0.784	0.784
6. INF3 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.560	0.150	0.993	0.260	0.357	0.048	0.117	0.080	0.753	0.817	0.784
7. INF4 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.338	0.166	0.998	0.285	0.780	0.282	0.301	0.048	0.724	0.942	0.818
8. INF5 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.192	0.184	0.998	0.310	0.556	0.240	0.187	0.027	0.748	0.953	0.838
9. INF6 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	1.813	0.209	0.994	0.385	0.491	0.218	0.192	0.201	0.719	0.709	0.719
10. INF7 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	2.422	0.293	0.993	0.451	0.620	0.274	0.216	0.202	0.794	1.000	0.885
11. INF8 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.025	0.154	1.000	0.267	0.265	0.009	0.064	0.025	0.806	0.913	0.856
12. INF9 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	1.365	0.155	0.991	0.269	0.693	0.242	0.303	0.171	0.695	0.802	0.745
13. INF10 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.111	0.090	0.999	0.166	0.526	0.079	0.244	0.016	0.683	0.971	0.802
14. INF11 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.147	0.195	0.999	0.327	0.809	0.226	0.247	0.074	0.766	0.917	0.835
15. INF12 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна.	0.031	0.102	1.000	0.185	0.419	0.032	0.164	0.031	0.719	0.931	0.811

Рисунок 16. Экранная форма режима 3.4 исследования достоверности моделей

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++".

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: и 1, и 2, и 3, и 4, и 5, и 6. Понятно, что из всего этого выпадет лишь что-то одно. В этом случае модель не предсказывает, что не выпадает, но зато она обязательно предсказывает, что выпадает. Однако при этом очень много объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся. Тогда вероятность истинно-положительных решений у модели будет 1/6, а вероятность ложно-положительных решений - 5/6. Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван иной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что ничего не выпадает, т.е. не выпадает ни 1, ни 2, ни 3, ни 4, ни 5, ни 6, но что-то из этого, естественно, обязательно выпадает. Конечно, модель не предсказала, что выпадает, зато она очень хорошо предсказала, что не выпадает. Вероятность истинно-отрицательных решений у модели будет 5/6, а вероятность ложно-отрицательных решений - 1/6. Такой прогноз гораздо достовернее, чем положительный псевдопрогноз, но тоже бесполезен.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадает 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получать крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадает 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществится один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представьте себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать среднестатистические характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В. Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:

$$L_1 = \frac{TP + TN - FP - FN}{(TP + TN + FP + FN)} \quad \text{(нормировка: \{-1, +1\})}$$

$$L_2 = \frac{(TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)}{2} \quad \text{(нормировка: \{0, 1\})}$$

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергера (колонка выделена ярко-голубым фоном):

$$F\text{-мера} = \frac{2 * (Precision * Recall)}{(Precision + Recall)} \quad \text{достоверность модели}$$

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad \text{точность модели;}$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad \text{полнота модели;}$$

L1-мера проф. Е.В. Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

$$L1\text{-мера} = \frac{2 * (S\text{-Precision} * S\text{-Recall})}{(S\text{-Precision} + S\text{-Recall})}$$

$$S\text{-Precision} = \frac{STP * (STP + SFN)}{STP + SFN} \quad \text{точность с учетом сумм уровней сходства;}$$

$$S\text{-Recall} = \frac{STP * (STP + SFN)}{STP + SFN} \quad \text{полнота с учетом сумм уровней сходства;}$$

STP - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;
SFP - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.

L2-мера проф. Е.В. Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

$$L2\text{-мера} = \frac{2 * (A\text{-Precision} * A\text{-Recall})}{(A\text{-Precision} + A\text{-Recall})}$$

$$A\text{-Precision} = \frac{ATP * (ATP + AFN)}{ATP + AFN} \quad \text{точность с учетом средних уровней сходства;}$$

$$A\text{-Recall} = \frac{ATP * (ATP + AFN)}{ATP + AFN} \quad \text{полнота с учетом средних уровней сходства;}$$

ATP = STP / TP - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;
AFP = SFP / FP - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и степени уверенности системы в этом решении. Поэтому система "Эйдос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отфильтровать заведомо ложные решения.

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

Рисунок 17. Help режима 3.4 исследования достоверности моделей

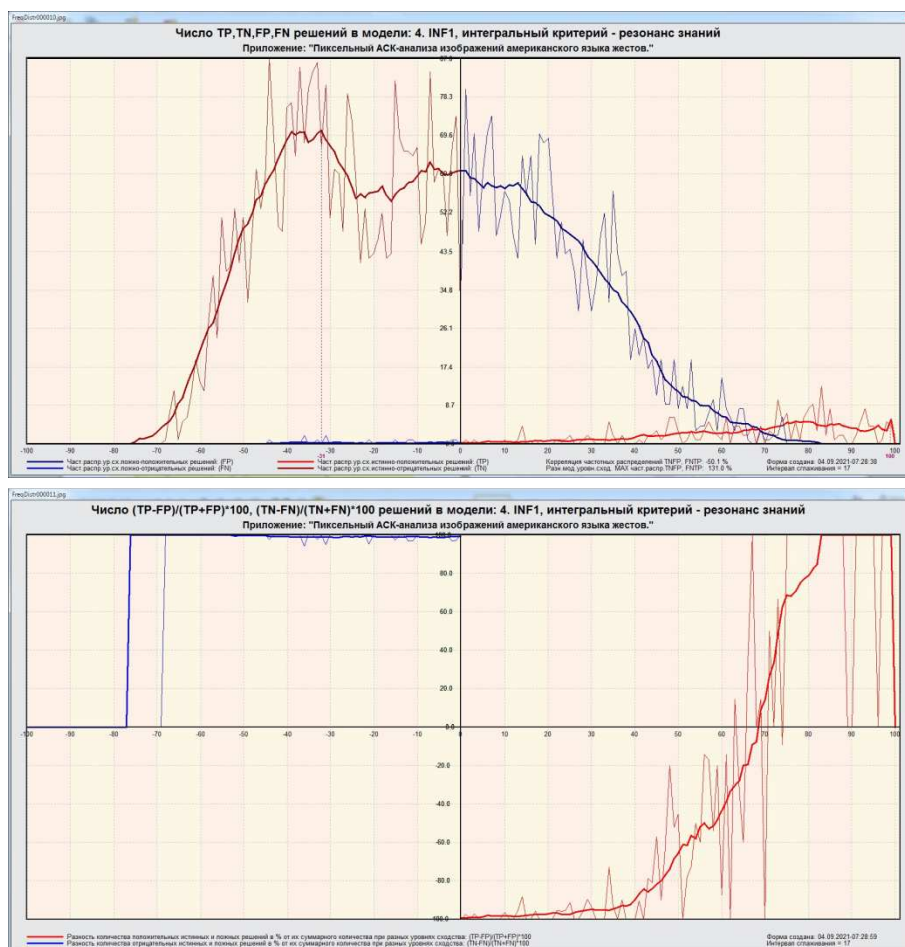


Рисунок 18. Частотные распределения числа истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в зависимости от уровня сходства (3.4)

Из этих рисунков мы видим, что:

1) достоверность наиболее достоверной системно-когнитивной модели (СК-модели) INF4 с интегральным критерием «Сумма знаний» по критерию L2 [1] равна 0,885 (при максимуме 1,000), что неплохо для данной задачи;

2) достоверность других СК-моделей тоже довольно высокая, например, для модели INF1 с интегральным критерием «Сумма знаний» $L2=0.869$;

3) истинных отрицательных решений при всех уровнях сходства всегда значительно больше, чем ложных;

4) для положительных решений картина более сложная и существенно зависит от уровня сходства (рассмотрим ее на примере СК-модели INF1 с интегральным критерием «Резонанс знаний»):

– при уровнях сходства: 0% – 40%, встречаются практически только ложно-положительные решения;

– при уровнях сходства: 0% – 70%, встречаются и ложно-положительные и истинно-положительные решения, но ложных больше;

- при уровнях сходства: 70% – 80%, встречаются и ложно-положительные и истинно-положительные решения, но истинных больше;
- при уровнях сходства: 80% – 100%, встречаются только истинно-положительные решения.

5) доля истинных решений пропорциональна уровню сходства. Это значит, что уровень сходства (интегральный критерий) является адекватной мерой степени истинности решения. Таким образом, система «Эйдос» не только решает задачи идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования объекта моделирования путем исследования его модели, но и адекватно оценивает степень истинности решения этих задач. В частности, *в системе «Эйдос» есть адекватный внутренний критерий оценки степени достоверности решения задачи идентификации.* В данной конкретной задаче в СК-модели INF1 с интегральным критерием «Резонанс знаний» не следует обращать внимания на результаты идентификации с уровнями сходства ниже 70%, т.к. они являются недостоверными, при уровнях сходства 70% – 80% будет больше истинных решений, но могут быть и ошибочные, а при уровнях сходства выше 80% результатам идентификации можно полностью доверять, т.к. ложных решений с такими уровнями сходства вообще не встречается.

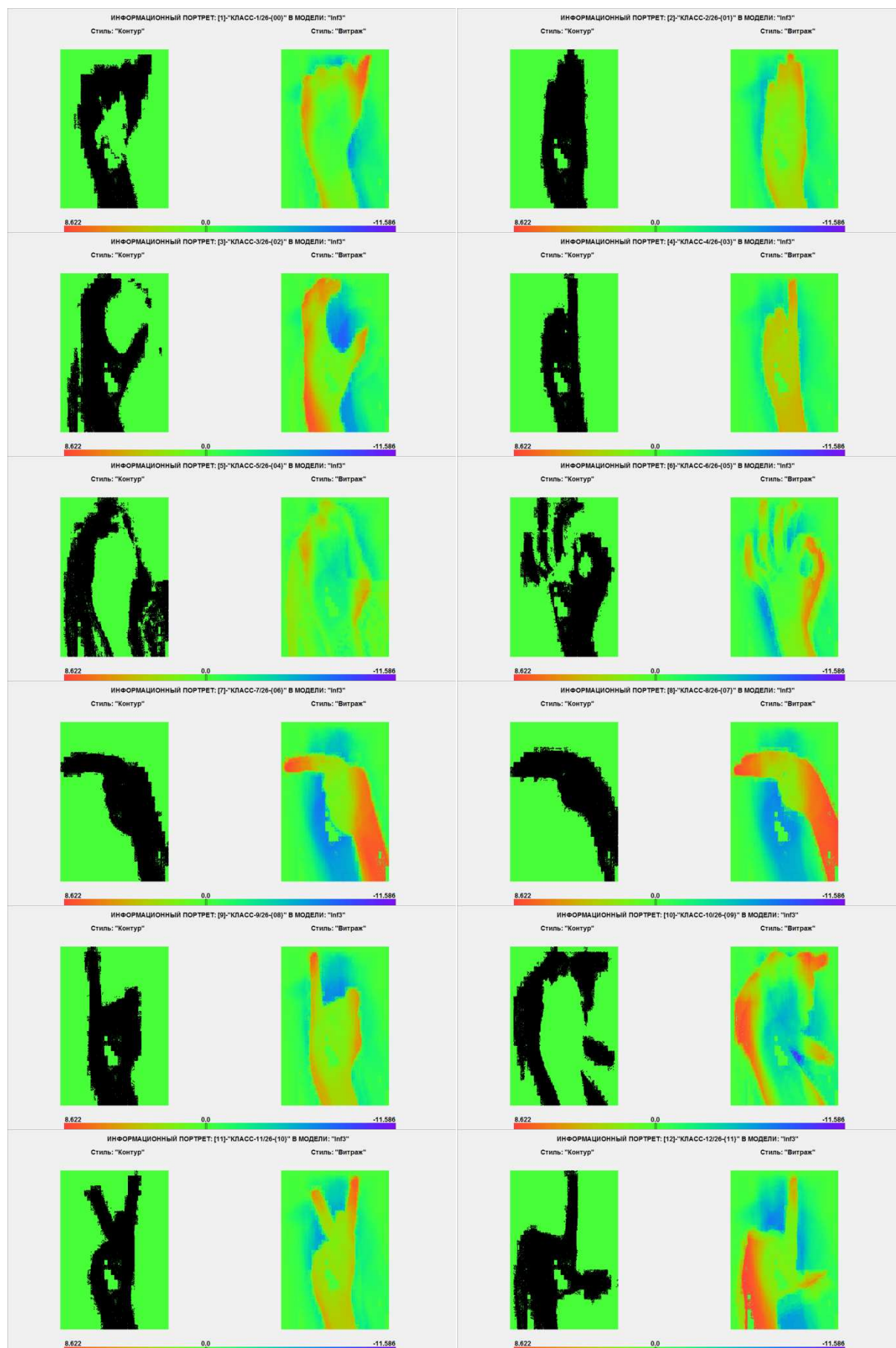
2.2.6. Информационные портреты обобщенных образов классов изображений американского языка жестов

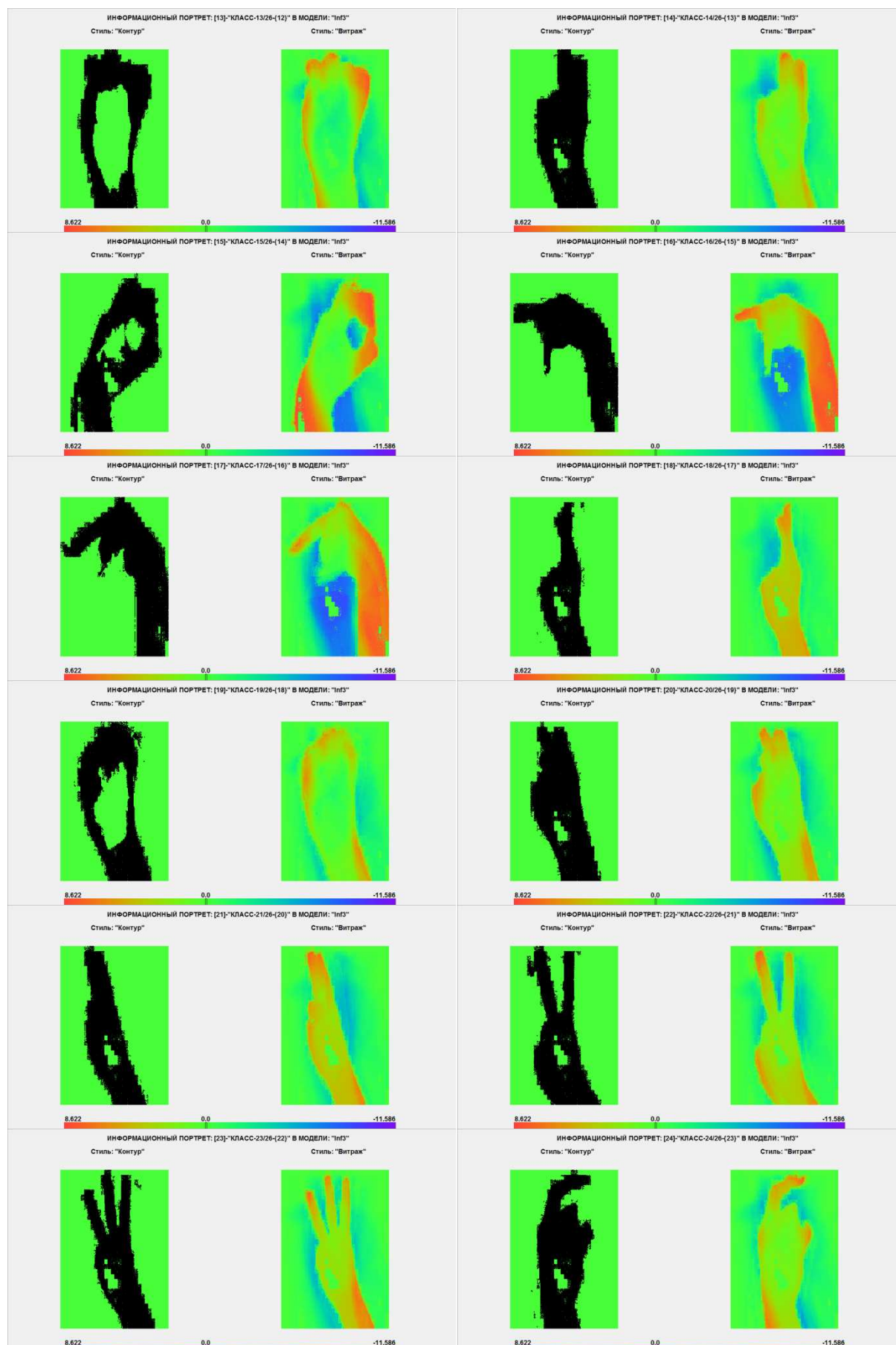
Пиксельным информационным портретом обобщенного образа класса изображений в определенной СК-модели является такое изображение, в котором цвет пикселя соответствует количеству информации, содержащемуся в этом пикселе о принадлежности или непринадлежности изображения с этим пикселем к данному классу.

Для визуализации пиксельных информационных портретов обобщенных образов классов изображений необходимо запустить режим 4.7, кликнуть на кнопке «По пикселям», выбрать: «По всем пикселям», выбрать режим «7. Просмотр и запись информационных портретов классов - обобщенных изображений», выбрать статистические и системно-когнитивные модели для визуализации информационных портретов. После этого начинается сам процесс визуализации. Переход на визуализацию следующего портрета происходит по нажатию клавиши Esc.

Результаты визуализации записываются в виде графических файлов в папку внутри папки приложения. Информация о пути на нее по реальному расположению систему сообщается пользователю.

Результаты визуализации пиксельных информационных портретов обобщенных образов классов изображений американского языка жестов в СК-модели INF3 приведены на рисунках 22.





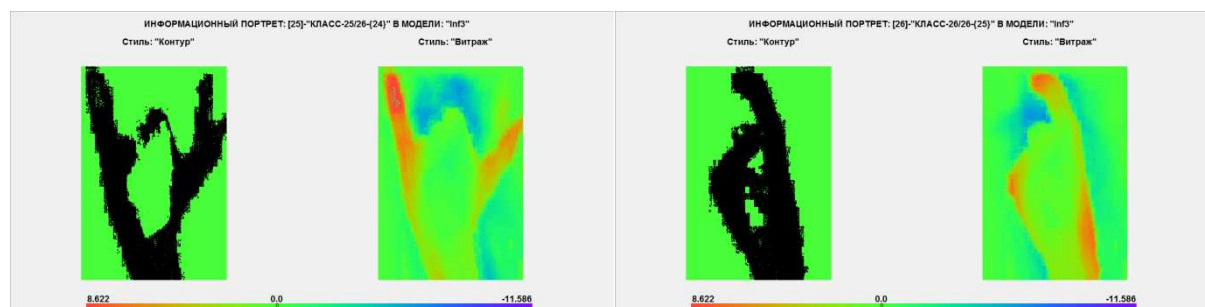


Рисунок 19. Пиксельные информационные портреты обобщенных образов классов изображений американского языка жестов в СК-модели INF3¹

Из приведенных информационных портретов (справа) наглядно видно, что разные пиксели играют разную роль при идентификации изображений американского языка: чем сильнее отличается условная вероятность встречи пикселя в классе от безусловной вероятности его встречи по всем изображениям, тем более ценным является данный пиксель для идентификации конкретных изображений с данным классом.

Чем важнее пиксель для **идентификации** – тем его цвет ближе к красному (характерные для класса пиксели).

Чем важнее пиксель для **неидентификации** – тем его цвет ближе к синему (нехарактерные для класса пиксели).

Пиксели **цвета фона** не несут никакой информации о том, к какому классу относится изображение с данным пикселем, т.е. несет ноль бит информации или не несет никакой информации ни о принадлежности, не о непринадлежности конкретного изображения к классу.

Слева мы видим черным цветом все пиксели, несущие больше нуля информации о принадлежности к данному классу.

2.2.7. Решение задачи идентификации конкретных изображений американского языка жестов с обобщенными образами классов изображений

Результаты идентификации изображений обучающей выборки мы видим в 11 выходных формах режима 4.1.3 (рисунок 23).

Но мы из-за ограничений на объем данной работы рассмотрим только выходные формы 4.1.3.1 (рисунок 26) и 4.1.3.2 (рисунок 27).

Для получения этих выходных форм мы выполним сначала режим 5.6 и зададим в нем в качестве текущей модели СК-модель INF3 (рисунок 24).

Затем выполним идентификацию в режиме 4.1.2 на графическом процессоре (GPU) (рисунок 25).

¹ Ранее, здесь и далее при увеличении масштаба просмотра изображений они вполне читабельны

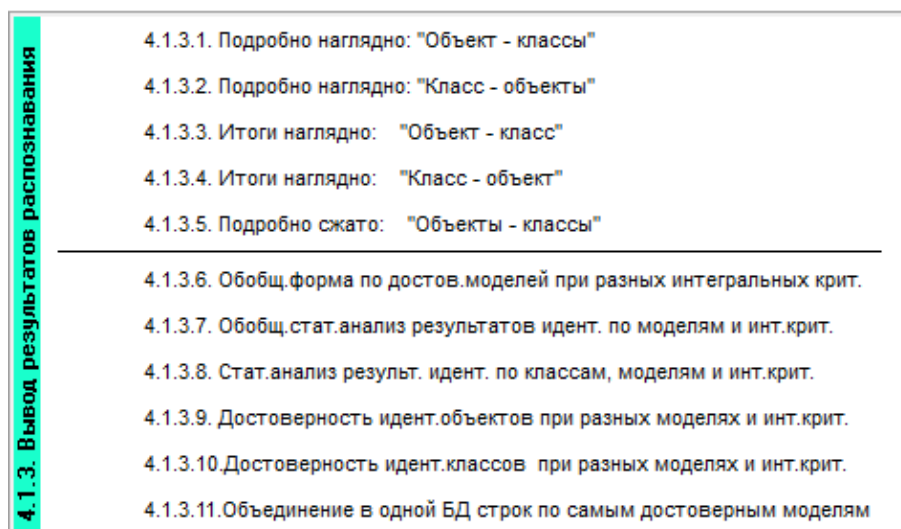


Рисунок 20. Выходные формы по результатам идентификации

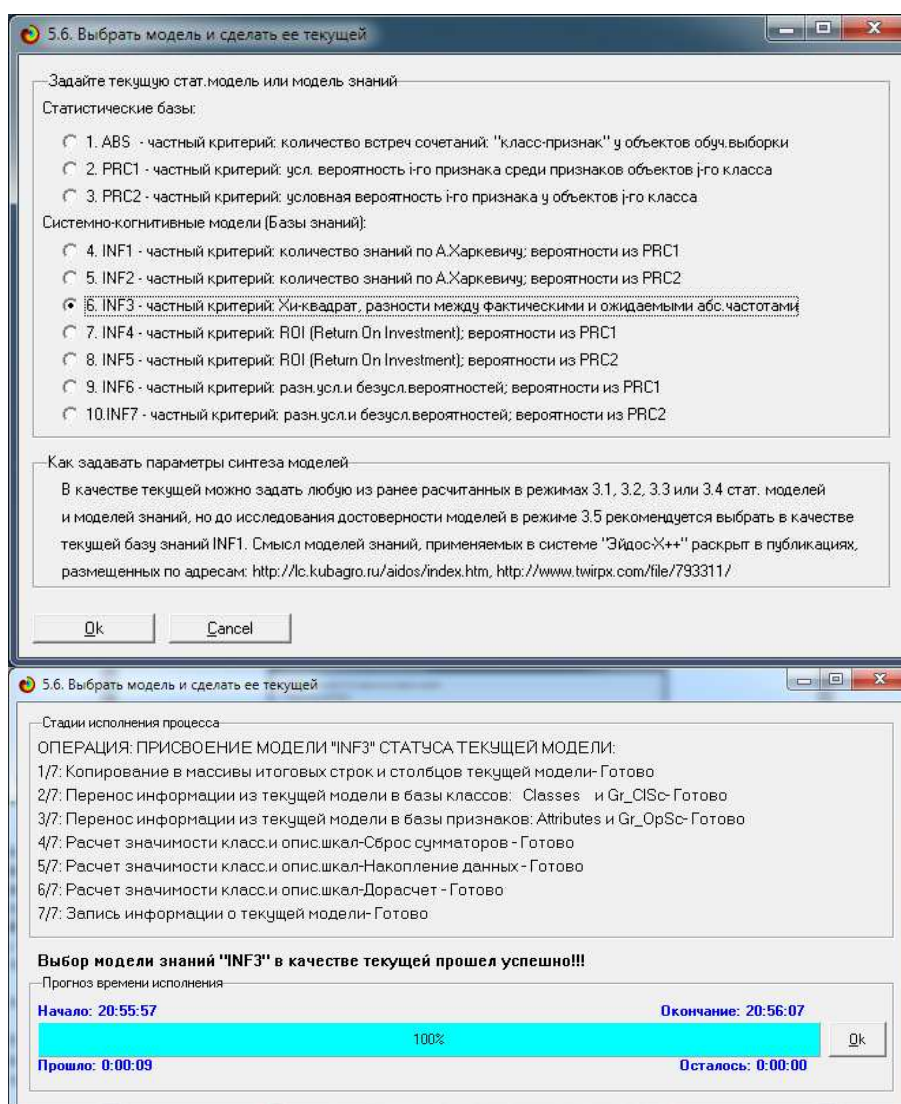


Рисунок 21. Выходные формы по результатам идентификации

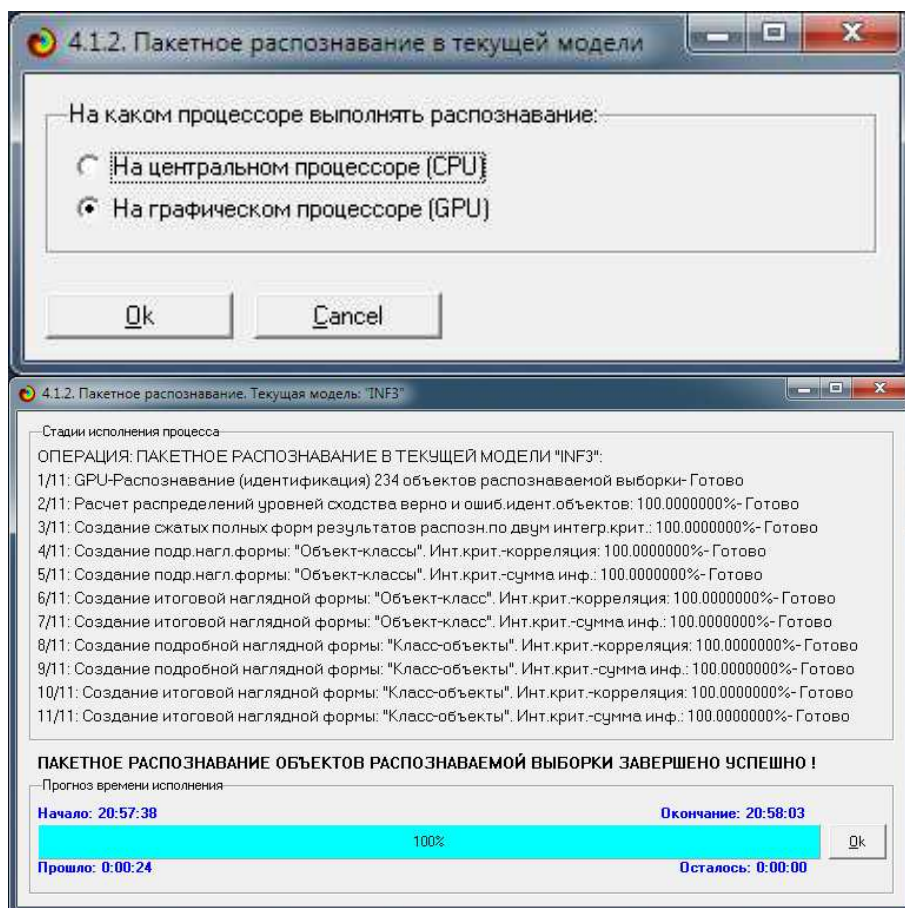


Рисунок 22. Выходные формы по результатам идентификации

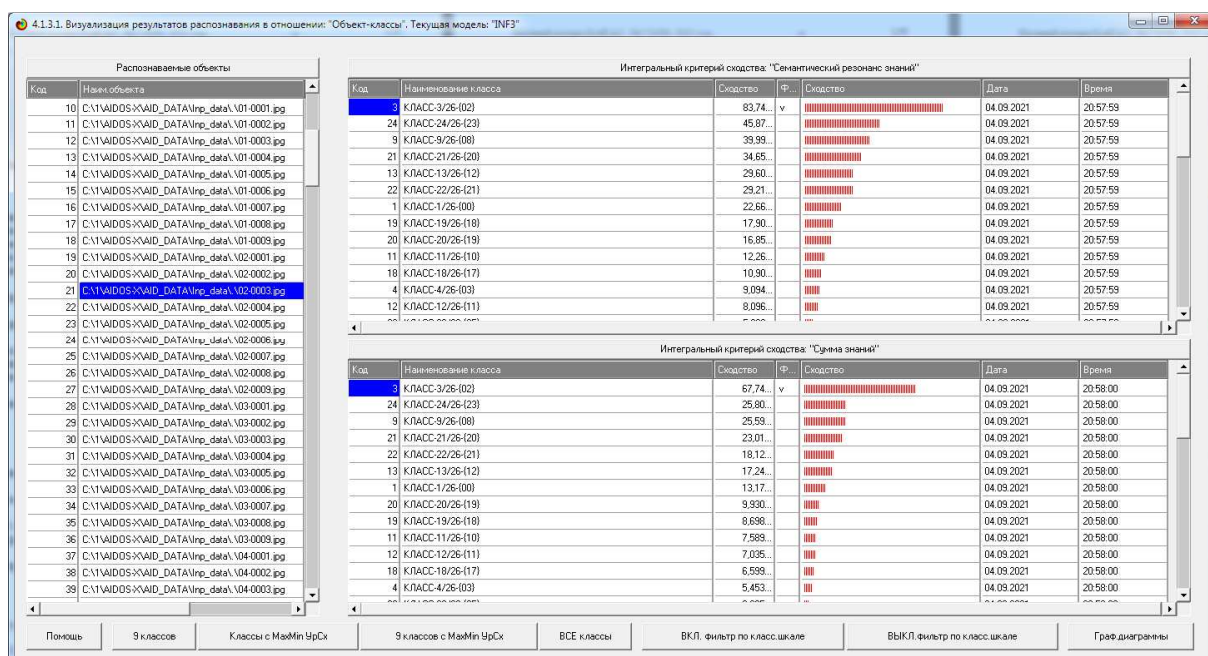


Рисунок 23. Пример выходной формы 4.1.3.1 по результатам идентификации



Из экранных форм, приведенных на рисунках 26 и 27 хорошо видно, что задача идентификации конкретных изображений американского языка жестов с обобщенными изображениями классов решается совершенно безошибочно, если при интерпретации результатов идентификации использовать величину уровня сходства в качестве критерия достоверности решения.

Задача идентификации – это задача сравнения конкретного изображения с обобщенными изображениями классов.

Для этого в режиме 4.2.2.1 проведем расчет матриц сходства статистических и системно-когнитивных моделей (рисунок 28, таблица 6), а затем в режиме 4.2.2.2 выведем изображение 2d-когнитивной диаграммы (рисунок 29), а в режиме 4.2.2.3 получим агломеративную дендрограмму когнитивной кластеризации классов и график межкластерных расстояний (рисунок 30) [1].

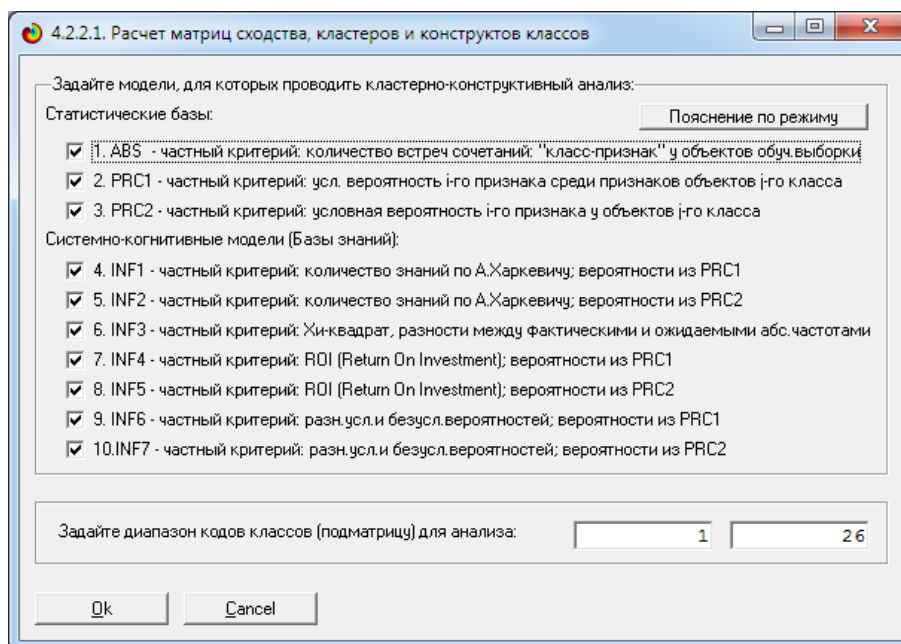


Рисунок 25. Экранная форма режима 4.2.2.1 расчет матриц сходства классов в разных статистических и системно-когнитивных моделях

Таблица 1 – Матрица сходства обобщенных образов классов (обобщенных изображений американского языка жестов) в системно-когнитивной модели INF3

Код	Наименование класса	КЛАСС-1/26-{00}	КЛАСС-2/26-{01}	КЛАСС-3/26-{02}	КЛАСС-4/26-{03}	КЛАСС-5/26-{04}	КЛАСС-6/26-{05}	КЛАСС-7/26-{06}	КЛАСС-8/26-{07}	КЛАСС-9/26-{08}	КЛАСС-10/26-{09}	КЛАСС-11/26-{10}	КЛАСС-12/26-{11}	КЛАСС-13/26-{12}	КЛАСС-14/26-{13}	КЛАСС-15/26-{14}	КЛАСС-16/26-{15}	КЛАСС-17/26-{16}	КЛАСС-18/26-{17}	КЛАСС-19/26-{18}	КЛАСС-20/26-{19}	КЛАСС-21/26-{20}	КЛАСС-22/26-{21}	КЛАСС-23/26-{22}	КЛАСС-24/26-{23}	КЛАСС-25/26-{24}	КЛАСС-26/26-{25}
1	КЛАСС-1/26-{00}	100	6	13	-1	-8	-34	-39	-17	3	22	14	-8	58	11	-2	-18	-21	-3	30	-7	8	-2	-20	9	-2	-21
2	КЛАСС-2/26-{01}	6	100	-32	55	-38	-13	-34	-37	15	-38	49	-14	-1	59	-8	-40	-39	48	15	7	1	21	23	38	-10	24
3	КЛАСС-3/26-{02}	13	-32	100	-29	27	-28	-24	-21	17	22	-16	28	32	-31	18	-21	-26	-21	-0	-9	16	11	-36	22	11	-15
4	КЛАСС-4/26-{03}	-1	55	-29	100	-47	-4	-39	-43	14	-46	34	-2	-22	43	-13	-42	-48	58	0	27	36	41	34	28	0	18
5	КЛАСС-5/26-{04}	-8	-38	27	-47	100	9	12	14	-17	39	-37	14	0	-29	-15	12	15	-35	21	-3	-7	-20	-17	-31	4	-0
6	КЛАСС-6/26-{05}	-34	-13	-28	-4	9	100	19	14	-3	-13	-19	-29	-22	-4	-19	11	15	-3	0	20	3	-16	24	-29	5	7
7	КЛАСС-7/26-{06}	-39	-34	-24	-39	12	19	100	70	-25	-2	-23	-17	-38	-43	-3	66	64	-39	-32	-28	-45	-45	-4	-34	-8	-20
8	КЛАСС-8/26-{07}	-17	-37	-21	-43	14	14	70	100	-33	5	-28	-25	-20	-44	3	81	71	-43	-35	-42	-47	-50	-25	-34	-3	-45
9	КЛАСС-9/26-{08}	3	15	17	14	-17	-3	-25	-33	100	-23	39	-3	7	5	-15	-39	-52	17	-12	3	29	35	-3	27	15	10
10	КЛАСС-10/26-{09}	22	-38	22	-46	39	-13	-2	5	-23	100	-25	23	25	-25	7	4	14	-36	6	-25	-20	-18	-24	-22	1	-17
11	КЛАСС-11/26-{10}	14	49	-16	34	-37	-19	-23	-28	39	-25	100	-17	1	27	-9	-42	-40	35	5	2	19	25	10	25	-6	1
12	КЛАСС-12/26-{11}	-8	-14	28	-2	14	-29	-17	-25	-3	23	-17	100	-7	-18	43	-21	-20	-1	-26	-20	-14	8	-20	5	13	1
13	КЛАСС-13/26-{12}	58	-1	32	-22	0	-22	-38	-20	7	25	1	-7	100	8	7	-23	-17	-14	27	-5	-0	-1	-22	12	-7	-11
14	КЛАСС-14/26-{13}	11	59	-31	43	-29	-4	-43	-44	5	-25	27	-18	8	100	-16	-43	-36	41	42	27	13	11	26	24	-14	42
15	КЛАСС-15/26-{14}	-2	-8	18	-13	-15	-19	-3	3	-15	7	-9	43	7	-16	100	5	9	-18	-43	-45	-33	-13	-31	-2	14	-23
16	КЛАСС-16/26-{15}	-18	-40	-21	-42	12	11	66	81	-39	4	-42	-21	-23	-43	5	100	82	-50	-34	-38	-40	-48	-22	-37	-12	-38
17	КЛАСС-17/26-{16}	-21	-39	-26	-48	15	15	64	71	-52	14	-40	-20	-17	-36	9	82	100	-48	-21	-37	-45	-47	-15	-42	-22	-32
18	КЛАСС-18/26-{17}	-3	48	-21	58	-35	-3	-39	-43	17	-36	35	-1	-14	41	-18	-50	-48	100	3	28	22	42	24	24	-1	30
19	КЛАСС-19/26-{18}	30	15	-0	0	21	0	-32	-35	-12	6	5	-26	27	42	-43	-34	-21	3	100	51	21	4	33	-5	-25	31
20	КЛАСС-20/26-{19}	-7	7	-9	27	-3	20	-28	-42	3	-25	2	-20	-5	27	-45	-38	-37	28	51	100	52	21	44	6	-12	43
21	КЛАСС-21/26-{20}	8	1	16	36	-7	3	-45	-47	29	-20	19	-14	-0	13	-33	-40	-45	22	21	52	100	49	15	11	-5	13
22	КЛАСС-22/26-{21}	-2	21	11	41	-20	-16	-45	-50	35	-18	25	8	-1	11	-13	-48	-47	42	4	21	49	100	16	14	-7	9
23	КЛАСС-23/26-{22}	-20	23	-36	34	-17	24	-4	-25	-3	-24	10	-20	-22	26	-31	-22	-15	24	33	44	15	16	100	-9	-29	26
24	КЛАСС-24/26-{23}	9	38	22	28	-31	-29	-34	-34	27	-22	25	5	12	24	-2	-37	-42	24	-5	6	11	14	-9	100	5	5
25	КЛАСС-25/26-{24}	-2	-10	11	0	4	5	-8	-3	15	1	-6	13	-7	-14	14	-12	-22	-1	-25	-12	-5	-7	-29	5	100	0
26	КЛАСС-26/26-{25}	-21	24	-15	18	-0	7	-20	-45	10	-17	1	1	-11	42	-23	-38	-32	30	31	43	13	9	26	5	0	100

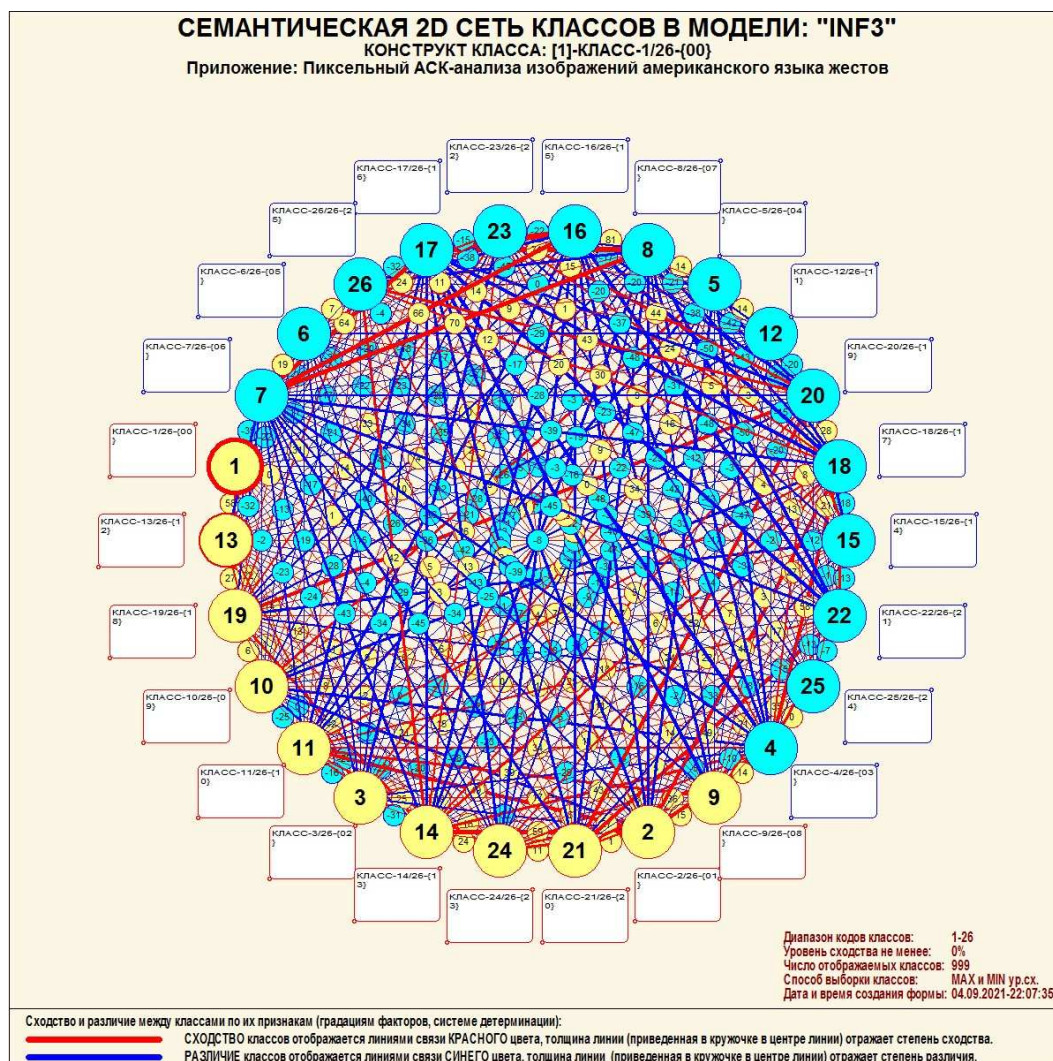


Рисунок 26. 2d-круговая когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

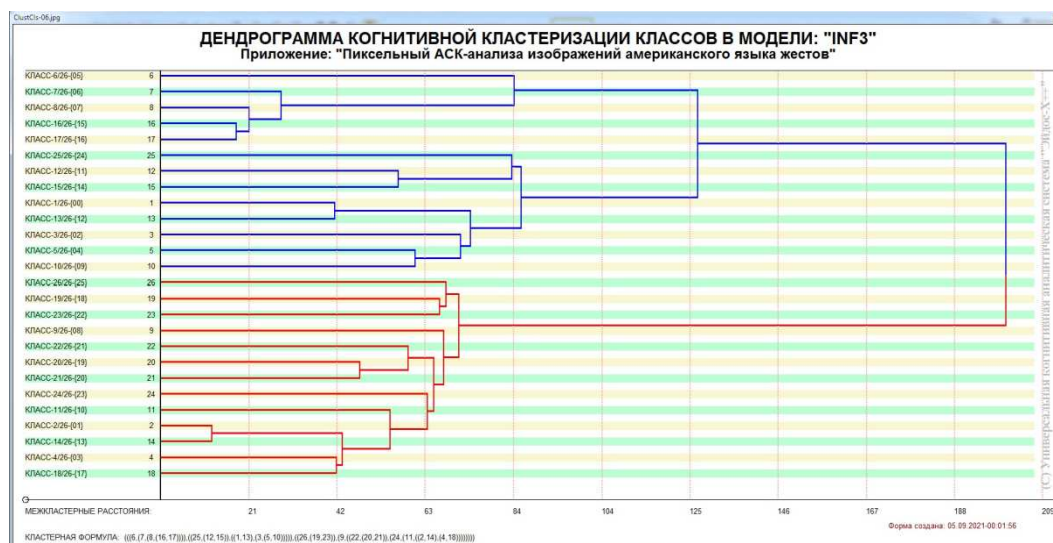


Рисунок 27. Агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации классов

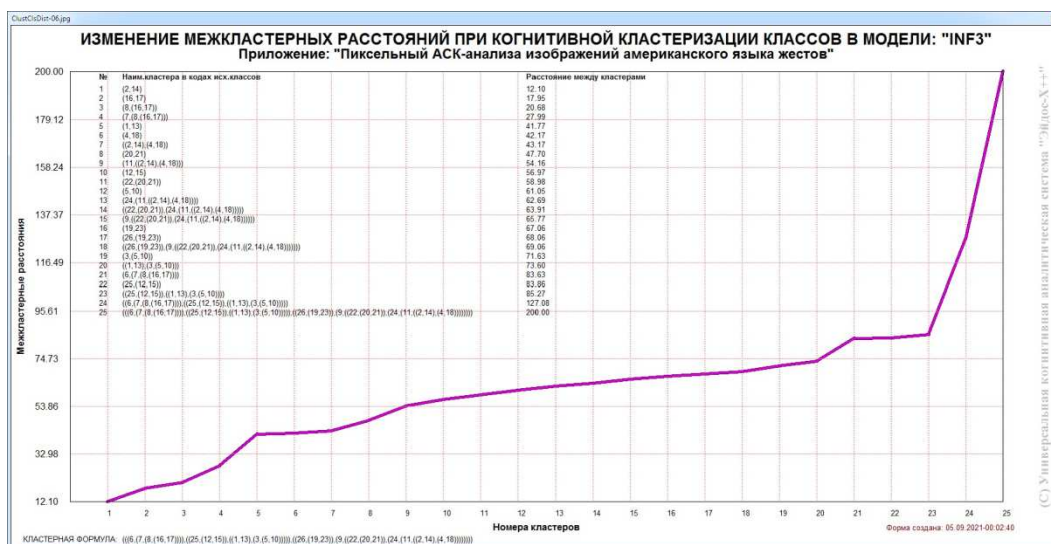


Рисунок 28. График межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

Конечно, компетентно оценить степень адекватности результатов определения сходства-различия обобщенных изображений американского языка жестов в пиксельном АСК-анализе и системе «Эйдос» могут только эксперты, хорошо владеющие этим языком. Но наши оценки говорят о том, что степень адекватности классификации обобщенных изображений с помощью искусственного интеллекта довольно высока.

2.3. Контурный АСК-анализ изображений американского языка жестов

2.3.1. Исходные данные и их предварительная подготовка для ввода в систему «Эйдос»

Для ввода исходных данных по задаче в систему «Эйдос» проводим следующие действия:

1. Скачивание архива изображений с портала Kaggle: <https://www.kaggle.com/shreyashgupta88/american-sign-language-thresholded/download>
2. Переименование изображений внутри папок с помощью ACD See. Сначала наименование класса, потом тире и номер изображения в классе.
3. Поместим изображения в какую-нибудь папку внутри папки Inp_data, например, в папку pic, как сделали мы.

В дальнейших расчетах, приведенных в численном примере, мы используем не все изображения с портала Kaggle, а лишь по 9 изображений каждого жеста из примерно 1000, а самих жестов 26: с нулевого по 25-й. Таким образом, в численном примере мы используем лишь 234 изображения из 26207. Это сделано для ускорения расчетов.

Отметим, что возможности системы «Эйдос» обычно обеспечивают и обработку всех изображений. Правда это зависит не только от количества, но и от размерности изображений, в каждом конкретном

случае это надо еще проверять. Иногда для ускорения расчетов и обеспечения возможности обработки большого количества изображений имеет смысл уменьшить их размерность, например до 100 пикселей по ширине.

В списке литературы работы [1] приведены автора по применению АСК-анализа и системы «Эйдос» для интеллектуальной обработки изображений.

При этом мы уже не будем подробно раскрывать смысл тех или иных используемых режимов системы «Эйдос», т.к. это уже сделано выше.

2.3.2. Когнитивная структуризация предметной области

В качестве признаков изображений будем рассматривать расстояния от центра тяжести изображения до его внешнего контура на радиус-векторах под разными углами в полярной системе координат, а в качестве классов – жесты.

2.3.3. Формализация предметной области

Для выполнения этого этапа АСК-анализа запускаем режим 4.7 системы «Эйдос» и кликаем по кнопке: «По контурам».

Тогда на экране появится экранная форма, приведенная на рисунке 32. Необходимо задать параметры, показанные на форме, и нажать «Ok».

На первом этапе выполнения данного режима формируется база данных изображений (рисунок 33).

На втором этапе каждое изображение из этой базы данных анализируется в трех лучах RGB (Red, Green, Blue). Анализ включает себя поиск точек внешнего контура, т.е. наиболее удаленных точек с максимальным градиентом яркости в каждом луче для всех радиус-векторов с заданным количеством градаций полярного угла (рисунок 34).

На третьем этапе исходные изображения кодируются с использованием классификационных и описательных шкал и градаций и в результате формируется обучающая выборка. Обучающая выборка представляет собой базу данных описанием каждого изображения в виде записи с координатами точек контура. Эта база используется для ввода описаний изображений обучающей выборки в систему «Эйдос» в автоматизированном программном интерфейсе (API) 2.3.2.2 (рисунок 35).

На четвертом этапе программный интерфейс 2.3.2.2, используется для формирования классификационных и описательных шкал и градаций и обучающей выборки, т.е. для кодирования изображений с помощью классификационных и описательных шкал и градаций (формализация предметной области) (рисунок 36).

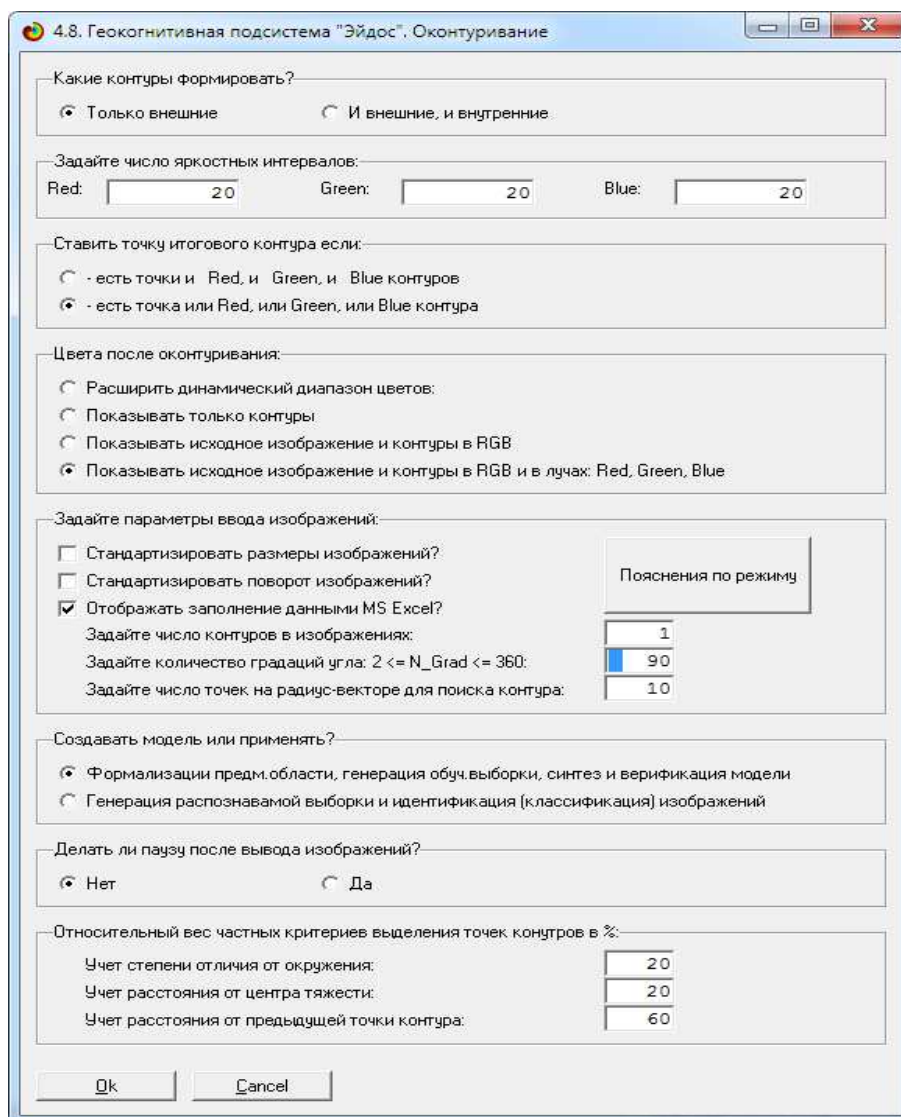


Рисунок 29. Экранная задания параметров контурного АСК-анализа изображений

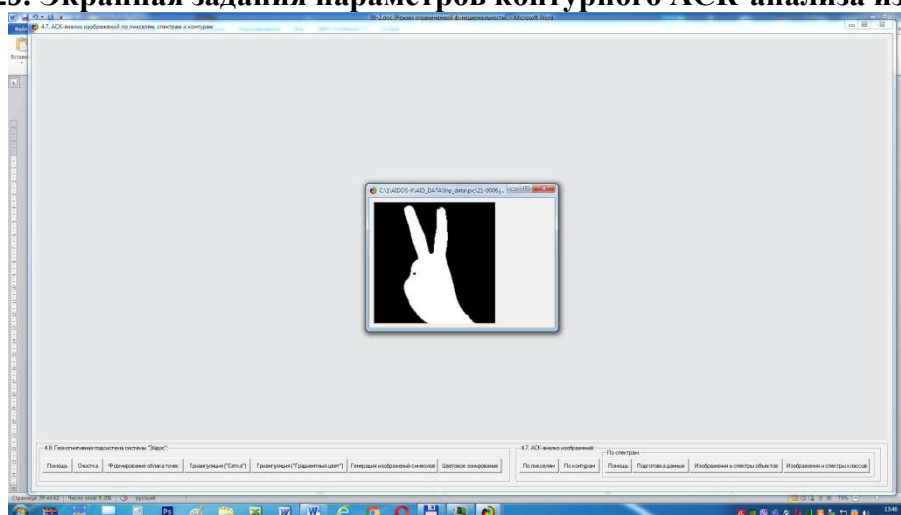


Рисунок 30. Экранная форма формирования базы данных исходных изображений

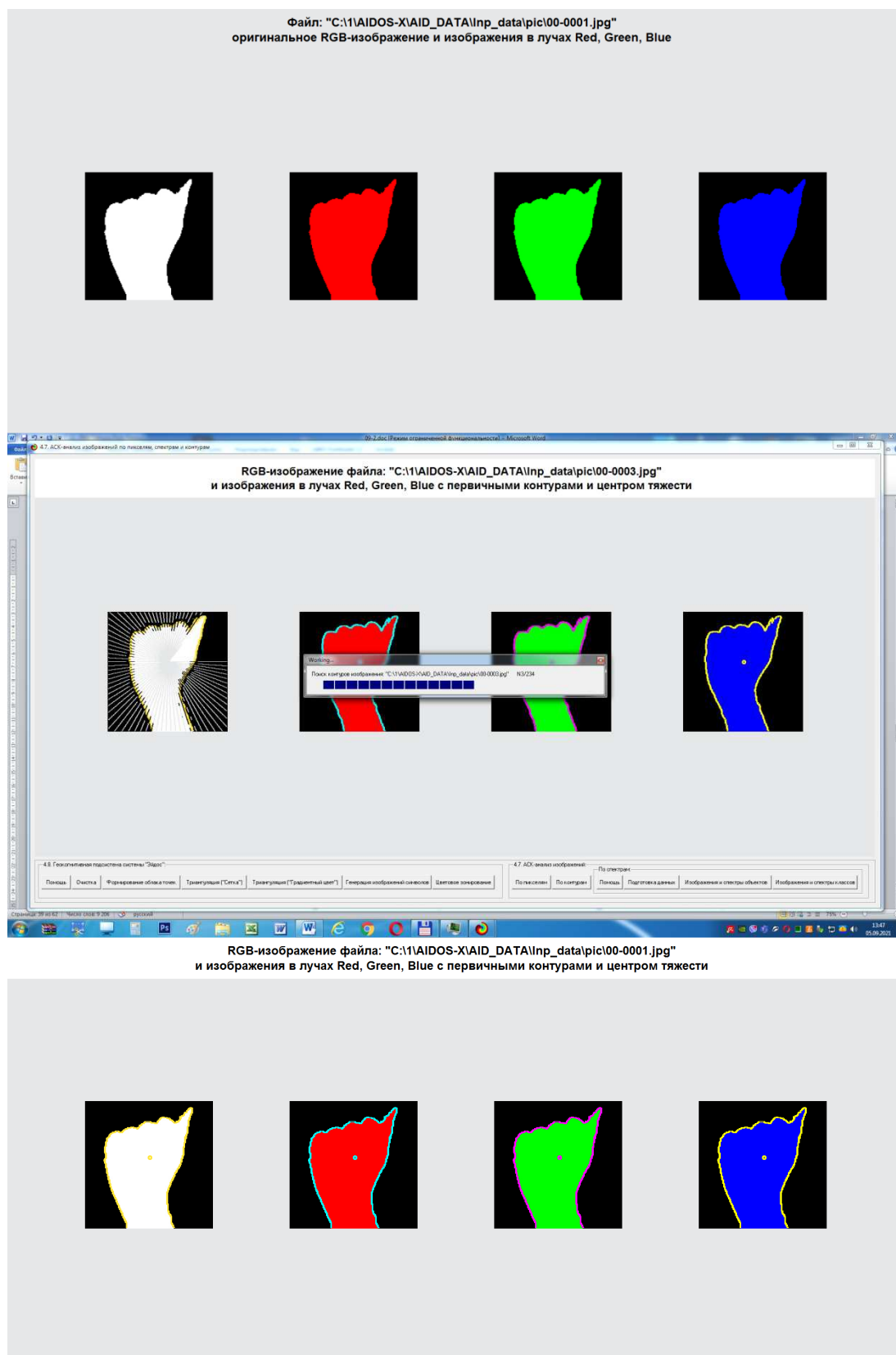


Рисунок 31. Экранные формы отображения процесса и результатов оконтуривания изображения (фрагмент)

Рисунок 32. Обучающая выборка (фрагменты)

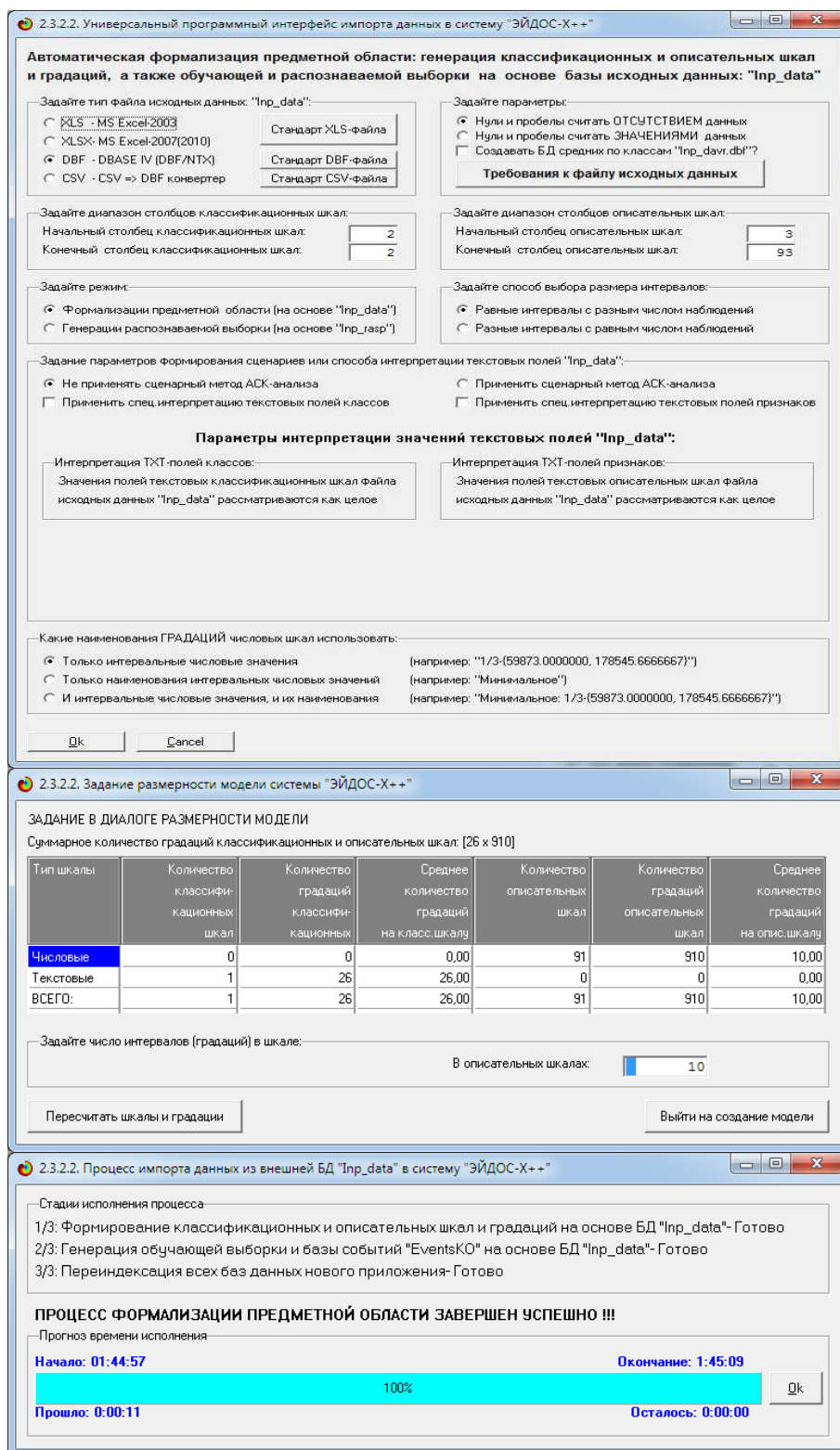


Рисунок 33. Экранные формы программного интерфейса 2.3.2.2

В результате работы приведенных режимов сформированы следующие классификационные и описательные шкалы и градации (рисунки 37, 38, 39), а также обучающая выборка (рисунок 40).

Рисунок 34. Классификационные и описательные шкалы и градации (полностью)

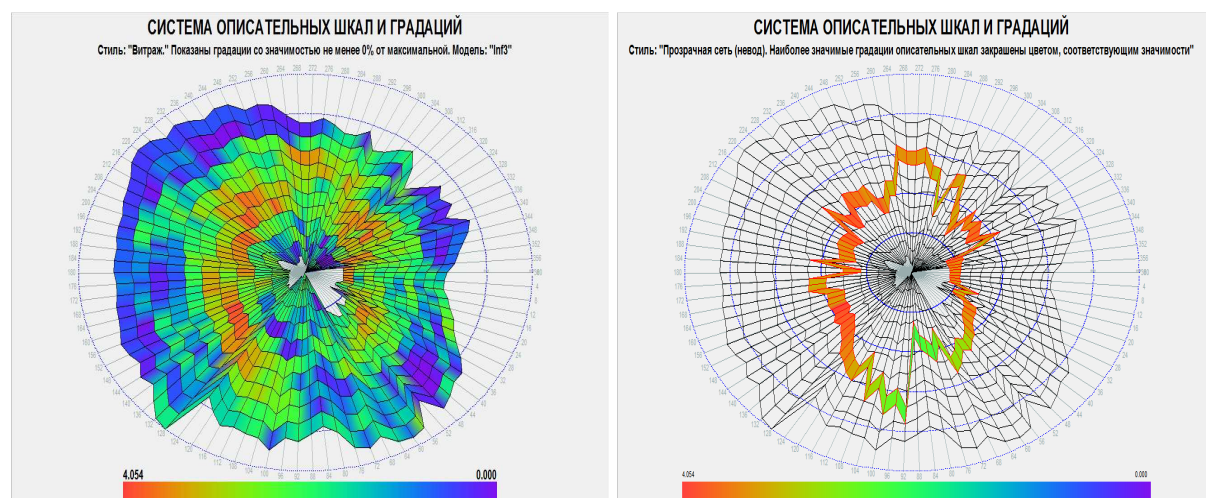


Рисунок 35. Описательные шкалы и градации в графической форме

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0001.jpg		
2	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0002.jpg		
3	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0003.jpg		
4	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0004.jpg		
5	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0005.jpg		
6	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0006.jpg		
7	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0007.jpg		
8	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0008.jpg		
9	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\00-0009.jpg		
10	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\01-0001.jpg		
11	C:\VIDOS\X\AID_DATA\inp_data\pic\01-0002.jpg		

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
1	1	0	0	0

Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	5	15	25	34	44	54	64
1	73	83	92	102	112	123	132
1	142	153	164	176	189	198	280
1	289	299	309	319	327	336	346
1	357	366	376	386	396	406	416
1	426	436	446	456	466	476	486
1	496	506	516	526	536	545	555
1	565	575	585	595	605	614	624
1	634	644	655	665	676	686	695
1	705	716	727	737	748	757	767
1	779	790	800	809	818	827	837
1	847	858	868	878	888	898	908

Рисунок 36. Обучающая выборка (фрагмент)

На экранной форме рисунка 40 мы видим три окна, одно вверху и два внизу.

В верхнем окне приведены наименования объектов обучающей выборки (в нашем случае это изображения). Файлы изображений могут быть в своих поддиректориях, а могут быть просто в папке исходных данных, например: c:\1\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\pic.

В левом нижнем окне для каждого объекта обучающей выборки приведены коды классов, к которым относится это изображение. Коды и наименования классов приведены на рисунке 37 (классы – это градации классификационных шкал).

В правом нижнем окне для каждого объекта обучающей выборки приведены коды признаков, к которым относится это изображение. Коды и наименования признаков приведены на рисунке 38 (признаки – это градации описательных шкал).

2.3.4. Синтез моделей

Синтез и верификация моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунки 41 и 42).

В результате выполнения данного режима созданы следующие статистические и системно-когнитивные модели, которые можно просмотреть в режиме 5.5 (рисунки 43-46).

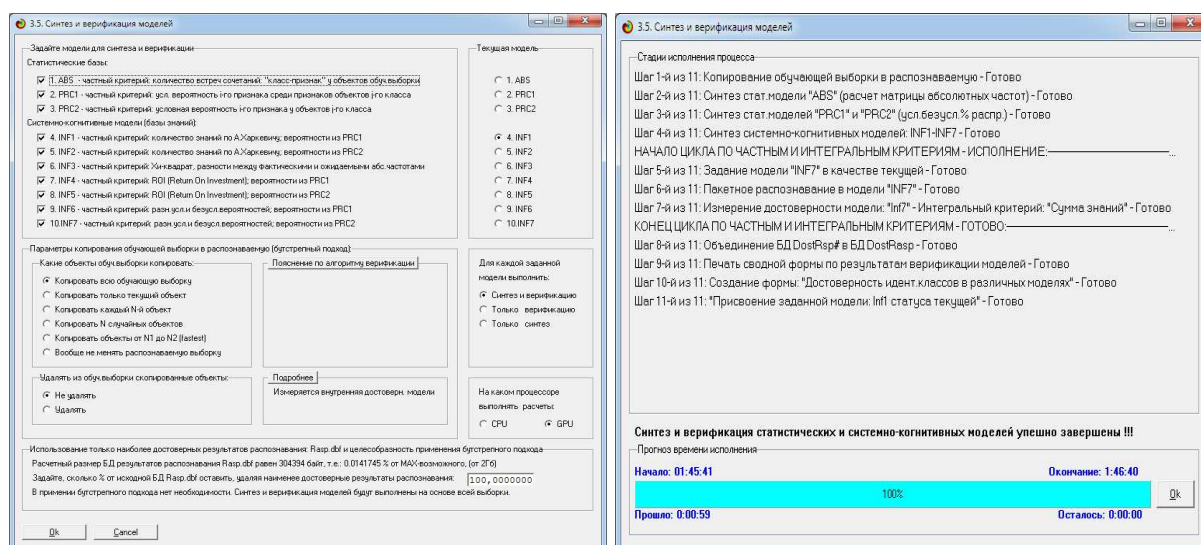


Рисунок 37. Экранные формы задания параметров синтеза и верификации моделей и отображения стадии процесса синтеза и верификации моделей

5.5. Модель "1. ABS - частный критерий: количество встреч соинтервью "Классы-приманка" у объектов обучающей выборки"

Код приманки	Наименование описательной величины (приманка)	1. CLASS (0)	2. CLASS (1)	3. CLASS (2)	4. CLASS (3)	5. CLASS (4)	6. CLASS (5)	7. CLASS (6)	8. CLASS (7)	9. CLASS (8)	10. CLASS (9)	11. CLASS (10)	12. CLASS (11)	13. CLASS (12)
1	000*1/10 (38.340040, 38.540068)													
2	000*2/10 (38.540068, 46.750077)		7											
3	000*3/10 (46.750077, 54.961095)	1	2											
4	000*4/10 (54.961095, 63.164123)		3	1										
5	000*5/10 (63.164123, 71.370192)	3				3								
6	000*6/10 (71.370192, 79.576170)							8						1
7	000*7/10 (79.576170, 87.782191)			7										
8	000*8/10 (87.782191, 95.982126)							7						
9	000*9/10 (95.982126, 104.194235)								1					
10	000*10/10 (104.194235, 112.400254)													
11	004*1/10 (38.340040, 38.540068)				9									
12	004*2/10 (38.540068, 46.750077)		4											
13	004*3/10 (46.750077, 54.961095)	8	5											
14	004*4/10 (54.961095, 63.164123)													
15	004*5/10 (63.164123, 71.370192)	3				2								
16	004*6/10 (71.370192, 79.576170)							6						
17	004*7/10 (79.576170, 87.782191)			7					3					
18	004*8/10 (87.782191, 95.982126)				2									
19	004*9/10 (95.982126, 104.194235)							2						
20	004*10/10 (104.194235, 112.400254)								8					
21	008*1/10 (38.340040, 38.540068)				9									
22	008*2/10 (38.540068, 46.750077)		1											
23	008*3/10 (46.750077, 54.961095)	8	8	2										
24	008*4/10 (54.961095, 63.164123)													
25	008*5/10 (63.164123, 71.370192)	3				2								
26	008*6/10 (71.370192, 79.576170)													
27	008*7/10 (79.576170, 87.782191)			6					9					

Рисунок 38. Статистическая модель ABS (фрагмент)

5.5. Модель "3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность того приманка у объектов 1-го класса"

Код приманки	Наименование описательной величины (приманка)	1. CLASS (0)	2. CLASS (1)	3. CLASS (2)	4. CLASS (3)	5. CLASS (4)	6. CLASS (5)	7. CLASS (6)	8. CLASS (7)	9. CLASS (8)	10. CLASS (9)	11. CLASS (10)	12. CLASS (11)	13. CLASS (12)	14. CLASS (13)	15. CLASS (14)	16. CLASS (15)
1	000*1/10 (38.340040, 38.540068)					100.000											
2	000*2/10 (38.540068, 46.750077)		77.778														
3	000*3/10 (46.750077, 54.961095)	77.778	22.222														
4	000*4/10 (54.961095, 63.164123)			11.111													
5	000*5/10 (63.164123, 71.370192)					33.333											
6	000*6/10 (71.370192, 79.576170)							100.000									
7	000*7/10 (79.576170, 87.782191)									88.889							
8	000*8/10 (87.782191, 95.982126)								77.778								
9	000*9/10 (95.982126, 104.194235)									11.111							
10	000*10/10 (104.194235, 112.400254)																
11	004*1/10 (38.340040, 38.540068)				100.000												
12	004*2/10 (38.540068, 46.750077)		44.444														
13	004*3/10 (46.750077, 54.961095)	88.889	55.556														
14	004*4/10 (54.961095, 63.164123)																
15	004*5/10 (63.164123, 71.370192)					22.222											
16	004*6/10 (71.370192, 79.576170)							66.667									
17	004*7/10 (79.576170, 87.782191)									33.333							
18	004*8/10 (87.782191, 95.982126)																
19	004*9/10 (95.982126, 104.194235)																
20	004*10/10 (104.194235, 112.400254)																
21	008*1/10 (38.340040, 38.540068)				100.000												
22	008*2/10 (38.540068, 46.750077)		11.111														
23	008*3/10 (46.750077, 54.961095)	88.889	88.889	22.222													
24	008*4/10 (54.961095, 63.164123)																
25	008*5/10 (63.164123, 71.370192)																
26	008*6/10 (71.370192, 79.576170)																
27	008*7/10 (79.576170, 87.782191)																

Рисунок 39. Статистическая модель PRC2 (фрагмент)

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

Код приманки	Наименование описательной величины (приманка)	1. CLASS (0)	2. CLASS (1)	3. CLASS (2)	4. CLASS (3)	5. CLASS (4)	6. CLASS (5)	7. CLASS (6)	8. CLASS (7)	9. CLASS (8)	10. CLASS (9)	11. CLASS (10)	12. CLASS (11)
1	000*1/10 (38.340040, 38.540068)					0.707							
2	000*2/10 (38.540068, 46.750077)		0.929										
3	000*3/10 (46.750077, 54.961095)	0.834	0.221										
4	000*4/10 (54.961095, 63.164123)	0.206		0.380									
5	000*5/10 (63.164123, 71.370192)	0.004				0.529							
6	000*6/10 (71.370192, 79.576170)						0.587						
7	000*7/10 (79.576170, 87.782191)				1.003			0.130					
8	000*8/10 (87.782191, 95.982126)						0.630		1.089				
9	000*9/10 (95.982126, 104.194235)							1.375		1.077			
10	000*10/10 (104.194235, 112.400254)								0.443				
11	004*1/10 (38.340040, 38.540068)				0.689								
12	004*2/10 (38.540068, 46.750077)		0.812										
13	004*3/10 (46.750077, 54.961095)	0.850	0.425										
14	004*4/10 (54.961095, 63.164123)												
15	004*5/10 (63.164123, 71.370192)	0.042				0.375	0.037						
16	004*6/10 (71.370192, 79.576170)					0.630		1.120		0.899			
17	004*7/10 (79.576170, 87.782191)				0.981		0.651		0.585		0.826		
18	004*8/10 (87.782191, 95.982126)				0.601			0.621		1.270			
19	004*9/10 (95.982126, 104.194235)								0.964	0.191			
20	004*10/10 (104.194235, 112.400254)												
21	008*1/10 (38.340040, 38.540068)				0.681			0.387					
22	008*2/10 (38.540068, 46.750077)		0.372										
23	008*3/10 (46.750077, 54.961095)	0.753	0.753	0.068									
24	008*4/10 (54.961095, 63.164123)												
25	008*5/10 (63.164123, 71.370192)	0.128				0.661							
26	008*6/10 (71.370192, 79.576170)									0.793			
27	008*7/10 (79.576170, 87.782191)			0.810		0.933		1.009		1.278			

Рисунок 40. Системно-когнитивная модель INF1 (фрагмент)

35 Модель "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными"

Код приманки	Наименование описательной величины (приманка)	1. CLASS (0)	2. CLASS (1)	3. CLASS (2)	4. CLASS (3)	5. CLASS (4)	6. CLASS (5)	7. CLASS (6)	8. CLASS (7)	9. CLASS (8)	10. CLASS (9)	11. CLASS (10)	12. CLASS (11)
1	000*1/10 (38.340040, 38.540068)	-2.021	-2.016	-2.134	6.971	-2.005	-2.045	-2.105	-2.084	-1.992	1.900	-2.021	6.96
2	000*2/10 (38.540068, 46.750077)	-0.991	6.011	-1.047	-0.995	-0.984	-1.003	-1.033	-1.022	-0.977	3.970	7.009	-1.000
3	000*3/10 (46.750077, 54.961095)	9.742	0.745	-1.329	-1.243	-1.245	-1.273	-1.311	-1.295	-1.240	-1.308	-0.256	-1.27
4	000*4/10 (54.961095, 63.164123)	0.330	-0.446	5.313	-0.651	-0.443	-0.456	-0.470	-0.460	-0.439	-0.474	-0.448	-0.45
5	000*5/10 (63.164123, 71.370192)	-0.009	-0.989	-1.047	-0.995	2.014	-1.003	-1.033	-1.022	-0.977	3.970	-0.991	-1.00
6	000*6/10 (71.370192, 79.576170)	-0.877	-0.875	-0.926	-0.880	2.130	-0.887	-0.908	-0.904	-0.884	2.136	-0.911	-0.87
7	000*7/10 (79.576170, 87.782191)	-0.501	-0.789	6.154	-0.504	2.006	-0.190	-0.534	-0.514	-0.789	-0.532	-0.501	-0.50
8	000*8/10 (87.782191, 95.982126)	-0.391	-0.380	-0.403	-0.383	-0.378	6.434	-0.397	-0.407	-0.376	-0.396	-0.381	-0.38
9	000*9/10 (95.982126, 104.194235)	-0.610	-0.608	-0.644	-0.612	-0.608	0.383	-0.636	-0.629	-0.601	-0.634	-0.610	-0.61
10	000*10/10 (104.194235, 112.400254)	-0.305	-0.304	-0.322	-0.306	-0.303	-0.309	-0.318	-0.315	-0.301	-0.317	-0.305	-0.30
11	004*1/10 (38.340040, 38.540068)	-2.097	-2.092	-2.215	6.896	-2.081	-2.122	-2.185	-2.163	-2.067	3.821	-2.097	6.88
12	004*2/10 (38.540068, 46.750077)	-0.724	3.277	-0.765	-0.727	-0.719	-0.733	-0.755	-0.747	-0.714	2.247	-0.716	-0.73
13	004*3/10 (46.750077, 54.961095)	6.466	3.469	-1.469	-1.340	-1.324	-1.350	-1.390	-1.376	-1.315	-1.387	1.466	-1.34
14	004*4/10 (54.961095, 63.164123)	-0.801	-0.799	-0.846	-0.804	-0.794	-0.810	-0.834	-0.826	-0.799	-0.832	-0.801	-0.80
15	004*5/10 (63.164123, 71.370192)	0.085	-0.913	-0.966	-0.919	1.092	0.074	-0.963	-0.944	0.090	-0.961	-0.913	-0.92
16	004*6/10 (71.370192, 79.576170)	-0.524	-0.520	-0.532	-0.530	1.470	-0.525	-0.544	-0.540	-0.525	1.474	-0.534	-0.53
17	004*7/10 (79.576170, 87.782191)	-0.839	-0.837	-0.846	-0.844	-0.842	-1.100	-0.849	-0.845	-0.857	-0.849	-0.839	-0.83
18	004*8/10 (87.782191, 94.423034)	-0.534	-0.532	-0.536	-0.536	1.460	-0.536	-0.546	-0.549	-0.526	-0.536	-0.534	-0.53
19	004*9/10 (94.423034, 102.423262)	-0.646	-0.646	-0.655	-0.651	-0.643	4.344	-0.675	-0.632	-0.639	-0.674	-0.646	-0.65
20	004*10/10 (102.423262, 110.423220)	-0.496	-0.494	-0.523	-0.492	-0.492	-0.499	-0.516	-0.511	-0.489	-0.515	-0.496	-0.50
21	004*11/10 (104.423220, 112.365057)	-2.138	-2.130	-2.259	6.896	-2.124	-2.160	-2.224	-2.202	-2.108	3.761	-2.138	6.88
22	004*12/10 (112.365057, 86.360955)	-0.545	-0.544	-0.545	-0.545	-0.454	-0.463	-0.477	-0.472	-0.452	2.323	-0.543	-0.46
23	004*13/10 (86.360955, 54.931050)	6.360	6.365	0.265	-1.466	-1.427	-1.659	-1.708	-1.691	-1.616	-1.704	2.360	-1.61
24	004*14/10 (54.931050, 63.128447)	-0.877	-0.875	-0.926	-0.880	2.130	-0.887	-0.914	-0.904	-0.884	-0.911	-0.873	-0.88
25	004*15/10 (63.128447, 71.389444)	0.237	-0.741	-0.605	-0.766	-1.243	-0.772	-0.794	-0.786	-0.748	-0.792	-0.743	-0.77
26	004*16/10 (71.389444, 79.491846)	-0.340	-0.342	-0.362	-0.340	-0.340	-0.362	-0.374	-0.364	-0.340	-0.364	-0.340	-0.34
27	004*17/10 (79.491846, 87.412337)	-1.029	-1.027	6.913	-1.033	9.979	-1.042	9.921	-1.062	-1.015	-1.070	-1.029	-1.04

2.3.5. Верификация моделей

На рисунках 46-48 приведены некоторые экранные формы режима 3.4 системы «Эйдос», предназначенного для исследования достоверности моделей:

3.4. Обобщенная форма по достов.моделям при разл.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Сумма модулей уровней сходства (SF)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средний модуль уровней сходства: истинно-положит. решения	Средний модуль уровней сходства: истинно-отрицат. решения	Средний модуль уровней сходства: ложно-положит. решения	Средний модуль уровней сходства: ложно-отрицат. решения	A-Точность модели A(Precision + ATR)/ATR	A-Полнота модели A(Recall + ATR)/ATR	L2-мера проф. Е.В. Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч сигналов: "холод..."	Корреляция абс. частот с абс. частотами по признаку...	0.308	1.000	0.471	0.859	0.044	0.120	0.151	0.877	1.000	0.935	
2. ABS - частный критерий: количество встреч сигналов: "холод..."	Корреляция абс. частот по признаку...	0.173	1.000	0.234	0.825	0.158	0.839	1.000	0.913	0.913	0.913	
3. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Корреляция усл. частот с абс. частотами по признаку...	0.308	1.000	0.471	0.859	0.044	0.120	0.151	0.877	1.000	0.935	
4. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Корреляция усл. частот по признаку...	0.173	1.000	0.234	0.825	0.158	0.839	1.000	0.913	0.913	0.913	
5. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Корреляция усл. частот с абс. частотами по признаку...	0.308	1.000	0.471	0.859	0.044	0.120	0.151	0.877	1.000	0.935	
6. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Корреляция усл. частот по признаку...	0.173	1.000	0.234	0.825	0.158	0.839	1.000	0.913	0.913	0.913	
7. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харковичу: в...	Семантический резонанс: зна...	0.479	1.000	0.645	0.780	0.064	0.090	0.897	1.000	0.945	0.945	
8. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харковичу: в...	Семантический резонанс: зна...	0.245	1.000	0.394	0.691	0.033	0.088	0.888	1.000	0.940	0.940	
9. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харковичу: в...	Семантический резонанс: зна...	0.481	1.000	0.650	0.779	0.044	0.089	0.897	1.000	0.944	0.944	
10. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харковичу: в...	Семантический резонанс: зна...	0.216	1.000	0.395	0.682	0.033	0.086	0.888	1.000	0.941	0.941	
11. INF3 - частный критерий: "Хинадрат, разности между фактин...	Семантический резонанс: зна...	0.500	1.000	0.666	0.839	0.090	0.104	0.890	1.000	0.942	0.942	
12. INF3 - частный критерий: "Хинадрат, разности между фактин...	Семантический резонанс: зна...	0.506	1.000	0.672	0.748	0.058	0.090	0.892	1.000	0.943	0.943	
13. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс: зна...	0.552	1.000	0.712	0.676	0.060	0.076	0.899	1.000	0.947	0.947	
14. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс: зна...	0.296	1.000	0.457	0.496	0.001	0.047	0.913	1.000	0.954	0.954	
15. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс: зна...	0.554	1.000	0.713	0.675	0.060	0.075	0.899	1.000	0.947	0.947	
16. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): веро...	Семантический резонанс: зна...	0.296	1.000	0.459	0.483	0.001	0.046	0.914	1.000	0.955	0.955	
17. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей: вер...	Семантический резонанс: зна...	0.378	1.000	0.549	0.838	0.050	0.104	0.890	1.000	0.942	0.942	
18. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей: вер...	Семантический резонанс: зна...	0.211	1.000	0.349	0.764	0.005	0.115	0.869	1.000	0.939	0.939	
19. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей: вер...	Семантический резонанс: зна...	0.378	1.000	0.549	0.838	0.050	0.103	0.891	1.000	0.942	0.942	
20. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей: вер...	Семантический резонанс: зна...	0.211	1.000	0.349	0.745	0.005	0.112	0.869	1.000	0.939	0.939	

Поиск по мере достоверности

Поиск по частотам распределения

TP, TN, PP, FN (PP/F) (TN/FN) (F/(F+TN))

Задать интервал столбцов

Рисунок 42. Экранная форма режима 3.4 исследования достоверности моделей

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

ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Предположим, модель дает такой прогноз, что выпадет все: и 1, и 2, и 3, и 4, и 5, и 6. Понятно, что из всего этого выпадет лишь что-то одно. В этом случае модель не предлагает, что не выпадет, но зато она обязательно предскажет, что выпадет. Однако при этом очень много объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся. Тогда вероятность истинно-положительных решений у модели будет 1/6, а вероятность ложно-положительных решений - 5/6. Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и назван мной псевдопрогнозом.

ОТРИЦАТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.
Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что ничего не выпадет, т.е. не выпадет ни 1, ни 2, ни 3, ни 4, ни 5, ни 6, но что-то из этого, естественно, обязательно выпадет. Конечно, модель не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо предсказала, что не выпадет. Вероятность истинно-отрицательных решений у модели будет 5/6, а вероятность ложно-отрицательных решений - 1/6. Такой прогноз гораздо достовернее, чем положительный псевдопрогноз, но тоже бесполезен.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.
На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпадать одновременно и 1, и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществляется один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представьте себе, что у Вас не 1 кубик и прогнозы его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вынести число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В. Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:

$$L_a = \frac{TP + TN - FP - FN}{(TP + TN + FP + FN)} \quad \text{[нормировка: \{-1, +1\}]}$$

$$L_b = \frac{(TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)}{2} \quad \text{[нормировка: \{0, 1\}]}$$

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергера (колонка выделена ярко-голубым фоном):

$$F\text{-мера} = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall) \text{ - достоверность модели}$$

$$Precision = TP / (TP + FP) \text{ - точность модели;}$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \text{ - полнота модели;}$$

L1-мера проф. Е.В. Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

$$L1\text{-мера} = 2 * (SPrecision * SRecall) / (SPrecision + SRecall)$$

$$SPrecision = STP / (STP + SFP) \text{ - точность с учетом сумм уровней сходства;}$$

$$SRecall = STP / (STP + SFN) \text{ - полнота с учетом сумм уровней сходства;}$$

$$STP \text{ - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; STN - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений;}$$

$$SFP \text{ - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; SFN - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.}$$

L2-мера проф. Е.В. Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

$$L2\text{-мера} = 2 * (APrecision * ARecall) / (APrecision + ARecall)$$

$$APrecision = ATP / (ATP + AFP) \text{ - точность с учетом средних уровней сходства;}$$

$$ARecall = ATP / (ATP + AFN) \text{ - полнота с учетом средних уровней сходства;}$$

$$ATP = STP / TP \text{ - Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений;}$$

$$AFP = SFP / FP \text{ - Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; AFN = SFN / FN - Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.}$$

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Это значит, что модуль уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и степени уверенности системы в этом решении. Поэтому система "Эйдос" имеет адекватный критерий достоверности собственных решений, с помощью которого она может отфильтровать заведомо ложные решения.

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

Рисунок 43. Help режима 3.4 исследования достоверности моделей

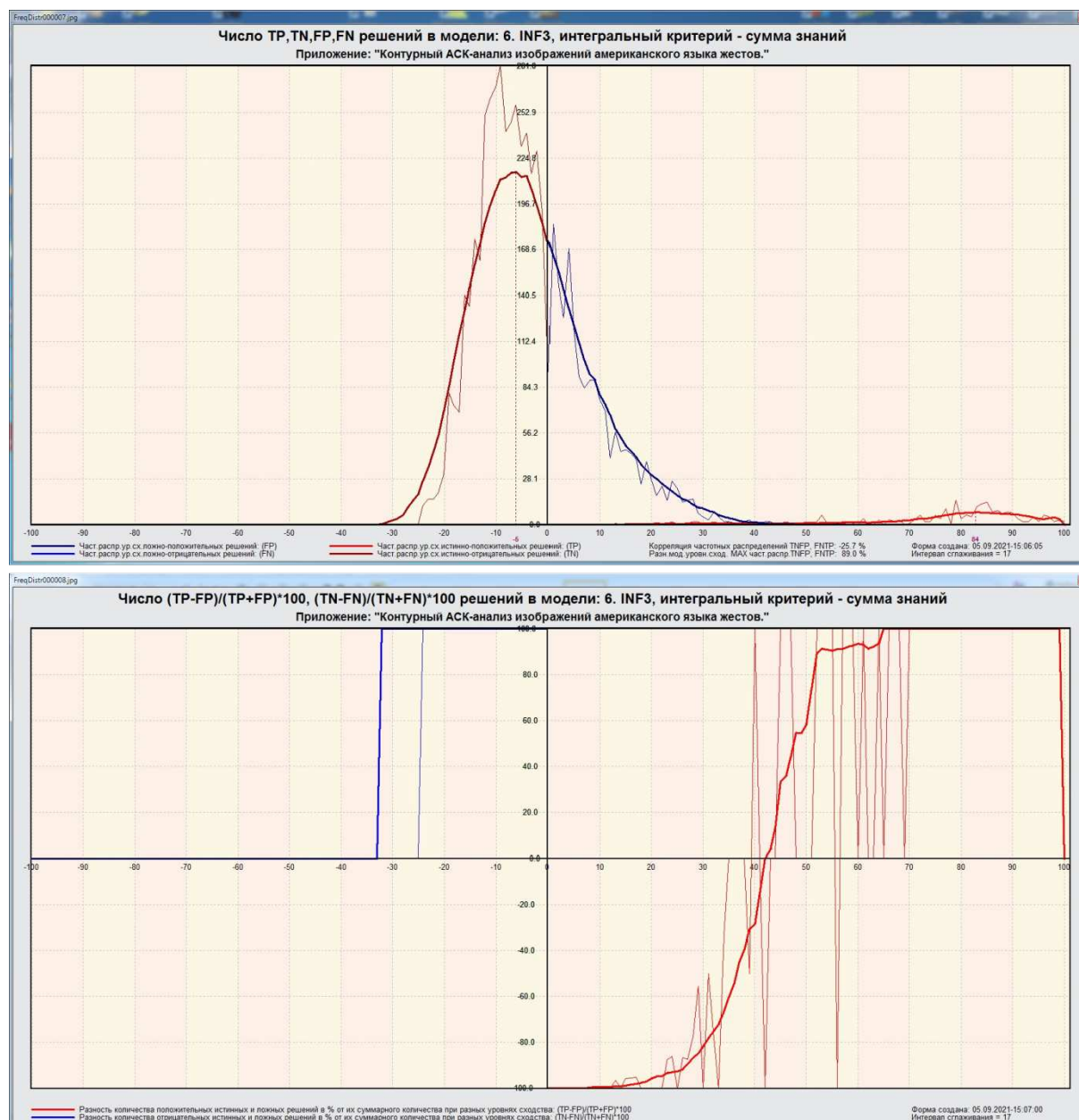


Рисунок 44. Частотные распределения числа истинных и ложных, положительных и отрицательных решений в зависимости от уровня сходства (режим 3.4)

Из рисунков 48 мы видим, что:

1) достоверность наиболее достоверной системно-когнитивной модели (СК-модели) INF4 с интегральным критерием «Сумма знаний» по критерию L2 [1] равна 0,955 (при максимуме 1,000), что очень хорошо для данной задачи;

2) достоверность других СК-моделей тоже довольно высокая, например, для модели INF1 с интегральным критерием «Сумма знаний» $L2=0.940$;

3) истинных отрицательных решений при всех уровнях сходства всегда значительно больше, чем ложных;

4) для положительных решений картина более сложная и существенно зависит от уровня сходства (рассмотрим ее на примере СК-модели INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний»):

- при уровнях сходства: 0% – 40%, встречаются практически только ложно-положительные решения;

- при уровнях сходства: 0% – 50%, встречаются и ложно-положительные и истинно-положительные решения, но ложных больше;

- при уровнях сходства: 40% – 50%, встречаются и ложно-положительные и истинно-положительные решения, но истинных больше;

- при уровнях сходства: 50% – 70%, встречаются и ложно-положительные и истинно-положительные решения, но истинных намного больше;

- при уровнях сходства: 70% – 100%, встречаются только истинно-положительные решения.

5) доля истинных решений пропорциональна уровню сходства. Это значит, что уровень сходства (интегральный критерий) является адекватной мерой степени истинности решения. Таким образом, система «Эйдос» не только решает задачи идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования объекта моделирования путем исследования его модели, но и адекватно оценивает степень истинности решения этих задач. В частности, ***в системе «Эйдос» есть адекватный внутренний критерий оценки степени достоверности решения задачи идентификации.*** Например, в данной конкретной задаче в СК-модели INF3 с интегральным критерием «Сумма знаний» не следует обращать внимания на результаты идентификации с уровнями сходства ниже 40%, т.к. они являются недостоверными, при уровнях сходства 40% – 70% будет больше истинных решений, но могут быть и ошибочные, а при уровнях сходства выше 70% результатам идентификации можно полностью доверять, т.к. ложных решений с такими уровнями сходства вообще не встречается.

2.3.6. Информационные портреты обобщенных образов классов изображений американского языка жестов

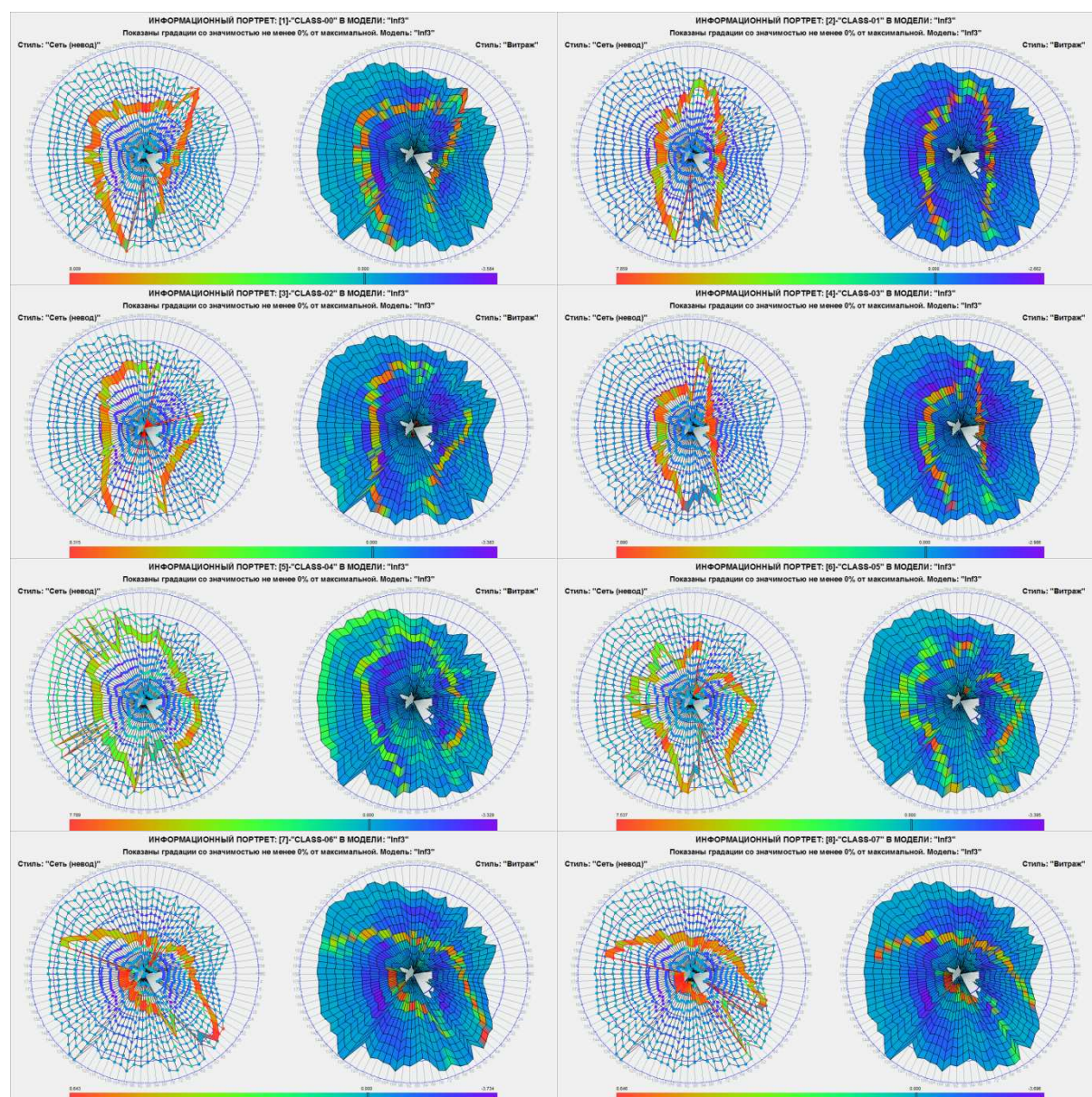
Контурным информационным портретом обобщенного образа класса изображений в определенной СК-модели является такое изображение, в котором цвет элемента контура соответствует количеству информации, содержащемуся в нем о принадлежности или непринадлежности конкретного изображения с этим элементом контура к данному классу.

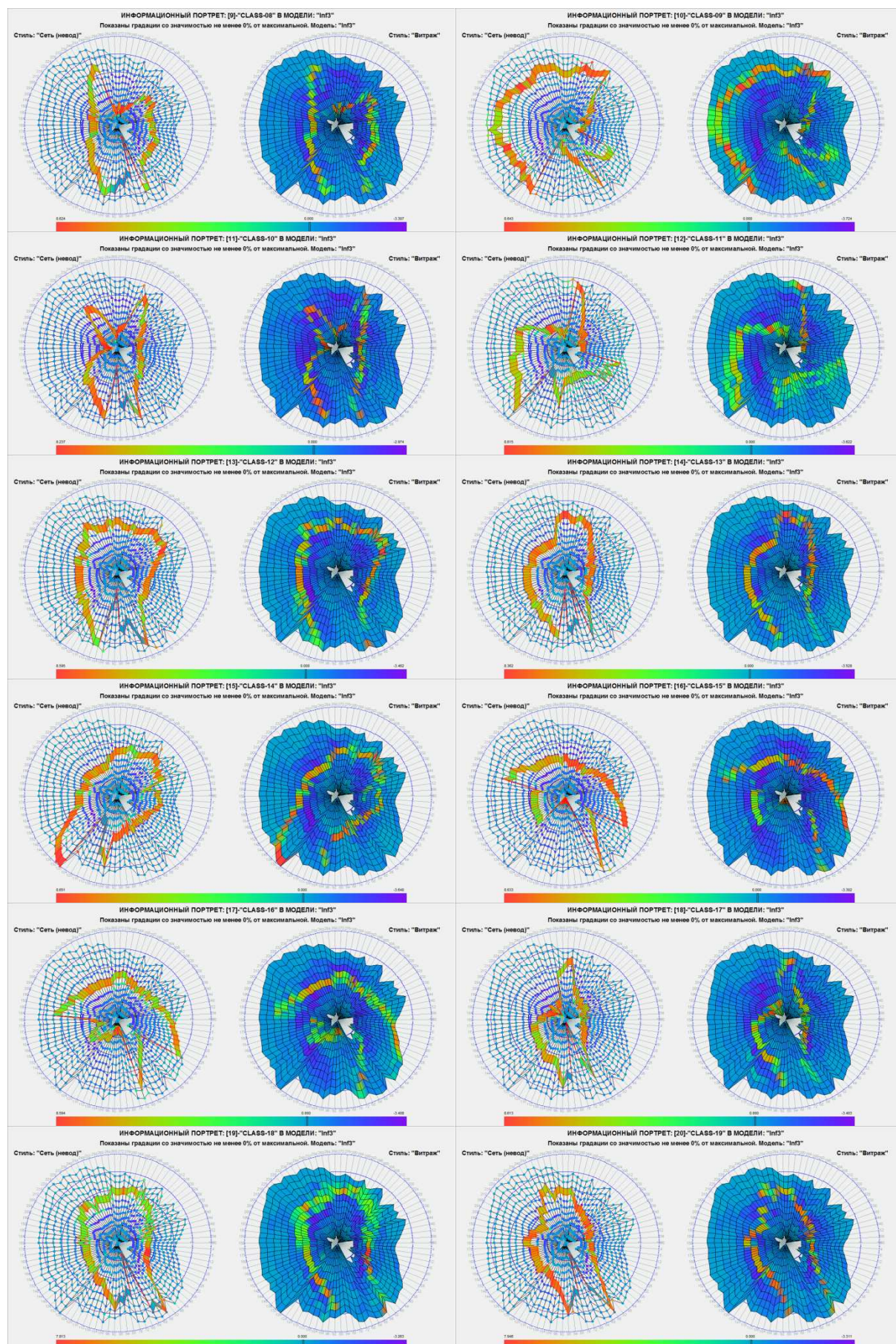
Для визуализации контурных информационных портретов обобщенных образов классов изображений запускаем режим 4.7, кликаем на кнопке «По пикселям», выбираем вариант: «По внешним контурам», выбираем режим «7. Просмотр и запись информационных портретов классов - обобщенных изображений», выбрать статистические и системно-

когнитивные модели для визуализации информационных портретов. После этого начинается сам процесс визуализации. Переход на визуализацию следующего портрета происходит по нажатию клавиши Esc.

Результаты визуализации записываются в виде графических файлов в папку внутри папки приложения. Информация о пути на нее по реальному расположению систему сообщает пользователю.

Результаты визуализации пиксельных информационных портретов обобщенных образов классов изображений американского языка жестов в СК-модели INF3 приведены на рисунках 49.





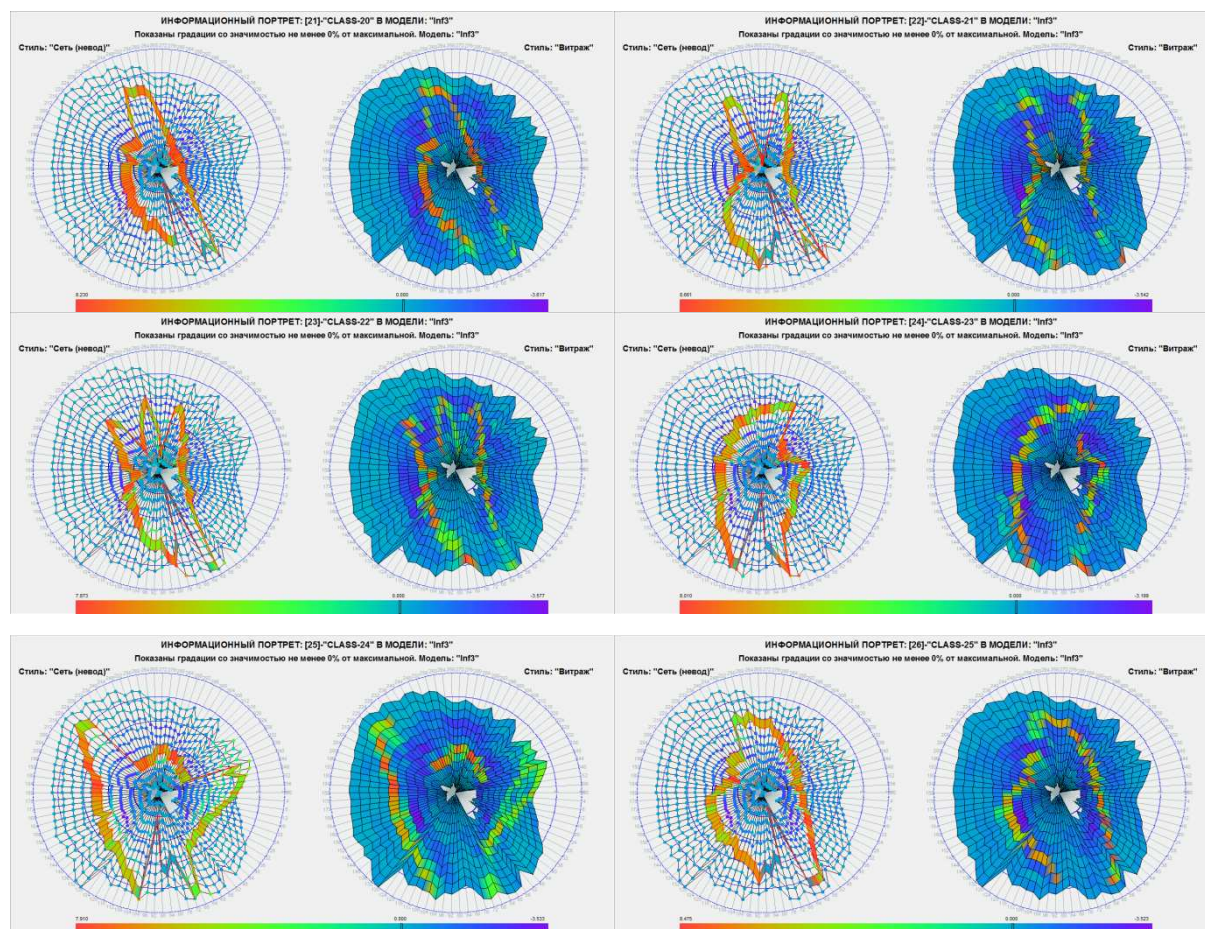


Рисунок 45. Контурные информационные портреты обобщенных образов классов изображений американского языка жестов в СК-модели INF3²

Из приведенных информационных портретов наглядно видно, что разные элементы контура играют разную роль при идентификации изображений американского языка: чем сильнее отличается условная вероятность встречи элементы контура в классе от безусловной вероятности его встречи по всем изображениям, тем более ценным является данный элемент контура для идентификации конкретных изображений с данным классом.

Чем важнее элементы контура для **идентификации** – тем его цвет ближе к красному (характерные для класса пиксели).

Чем важнее элементы контура для **неидентификации** – тем его цвет ближе к синему (нехарактерные для класса пиксели).

Пиксели **цвета фона** не несут никакой информации о том, к какому классу относится изображение с данным пикселем, т.е. несет ноль бит информации или не несет никакой информации ни о принадлежности, не о непринадлежности конкретного изображения к классу.

² Ранее, здесь и далее при увеличении масштаба просмотра изображений они вполне читабельны

Слева мы видим в своем цвете, соответствующем количеству информации, все элементы контура, несущие максимальное информации о принадлежности к данному классу на данном радиус-векторе.

2.3.7. Решение задачи идентификации конкретных изображений американского языка жестов с обобщенными образами классов изображений

Результаты идентификации изображений обучающей выборки мы видим в 11 выходных формах режима 4.1.3 (рисунок 50).

Но мы из-за ограничений на объем данной работы рассмотрим только выходные формы 4.1.3.1 (рисунок 53) и 4.1.3.2 (рисунок 54).

Для получения этих выходных форм мы выполним сначала режим 5.6 и зададим в нем в качестве текущей модели СК-модель INF3 (рисунок 51).

Затем выполним идентификацию в режиме 4.1.2 на графическом процессоре (GPU) (рисунок 52).

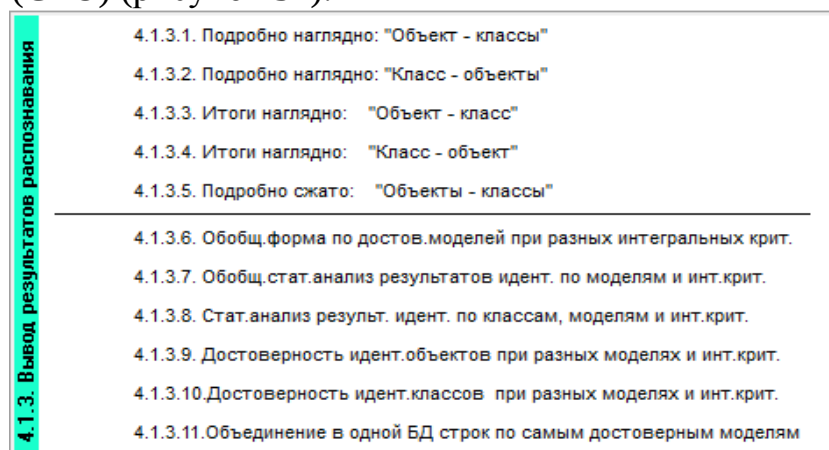
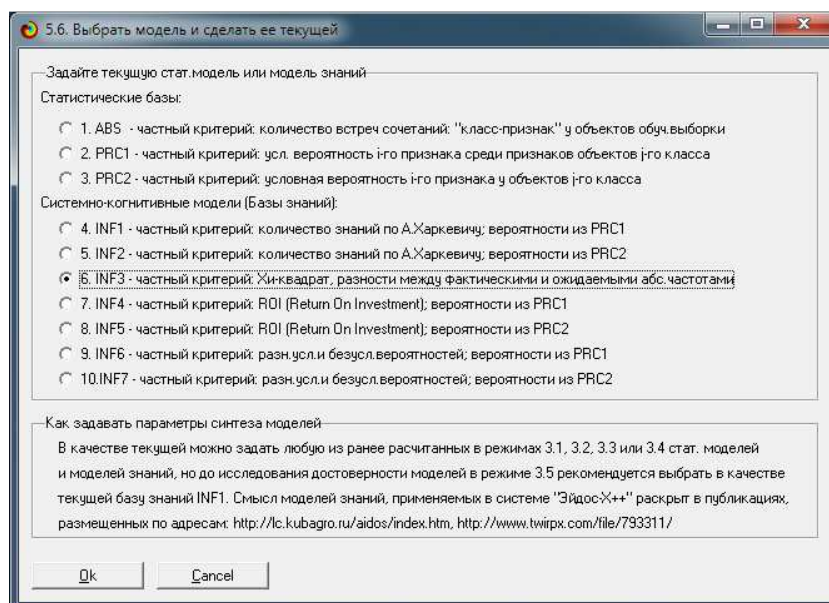


Рисунок 46. Выходные формы по результатам идентификации



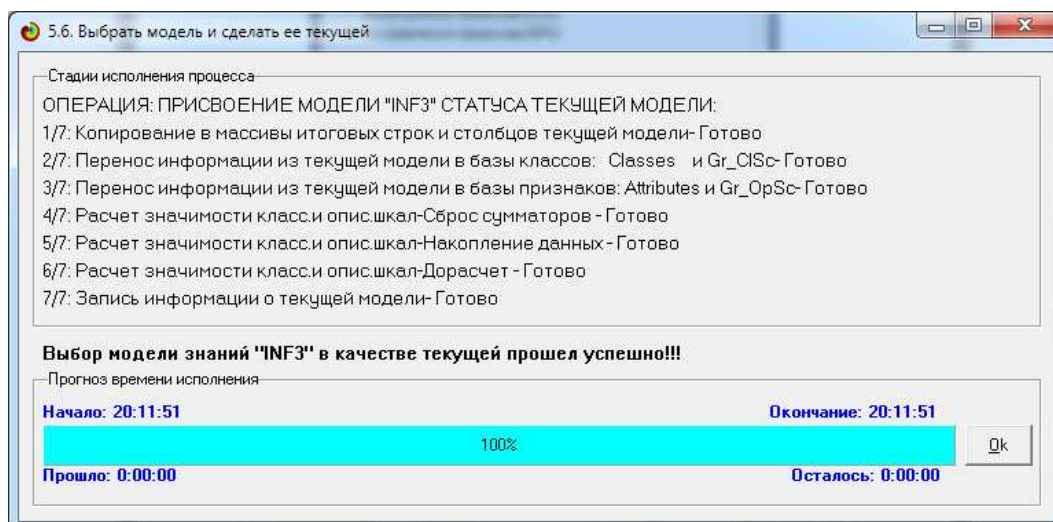


Рисунок 47. Выходные формы по результатам идентификации

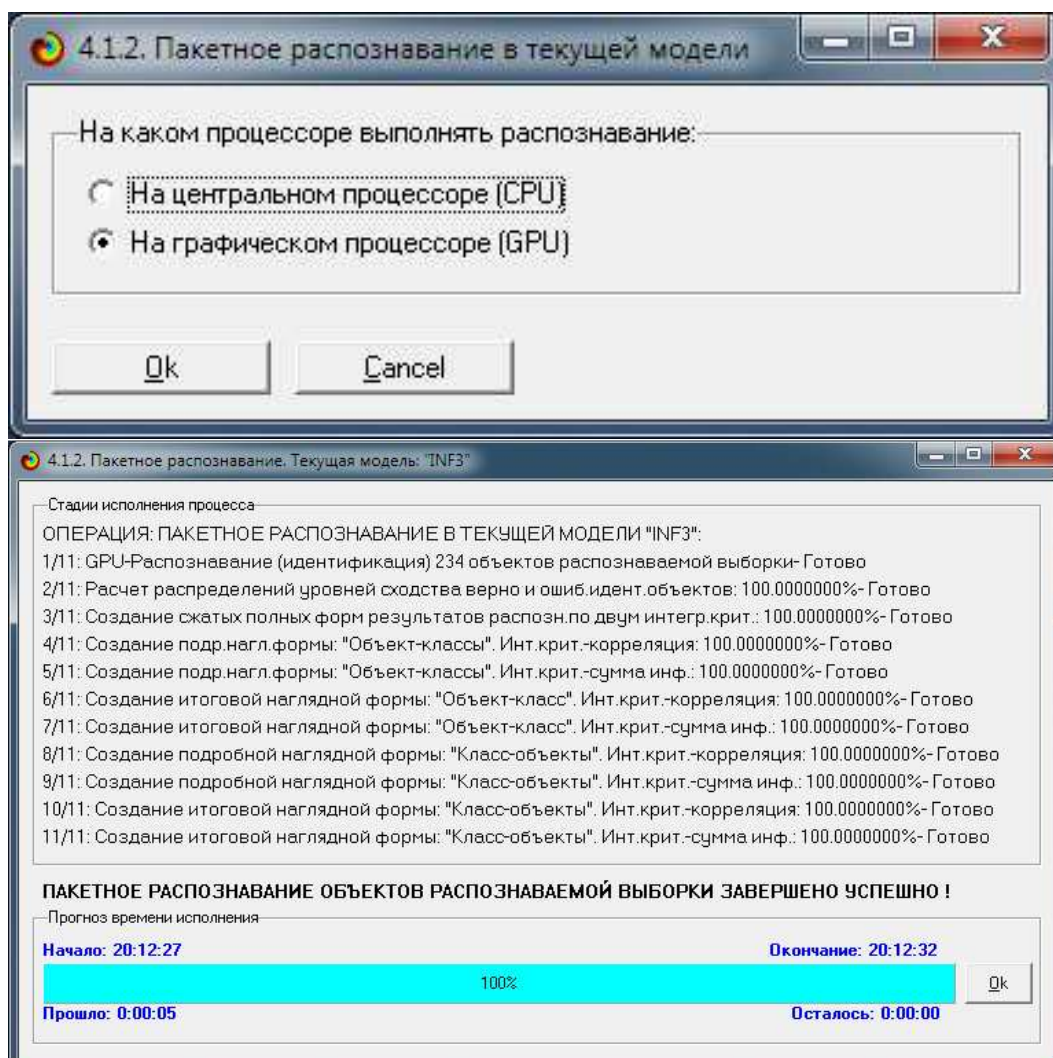


Рисунок 48. Выходные формы по результатам идентификации

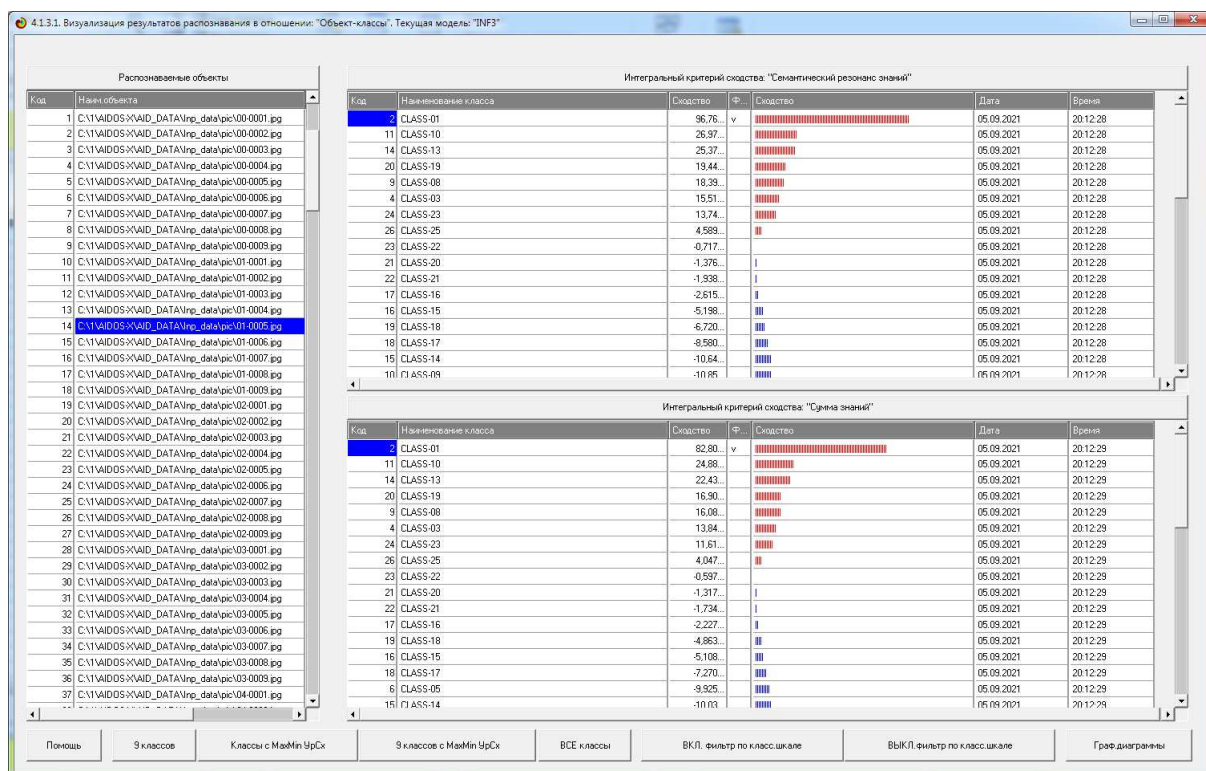


Рисунок 49. Пример выходной формы 4.1.3.1 по результатам идентификации

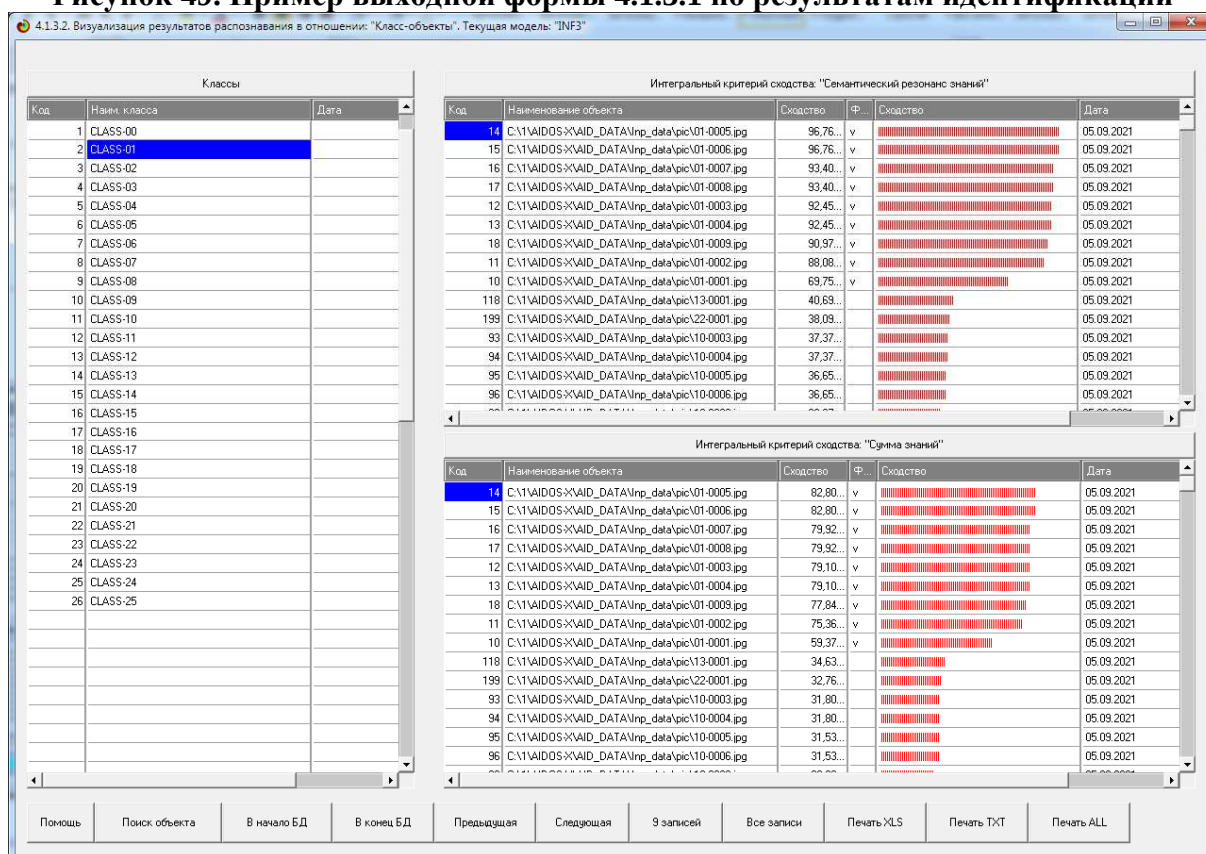


Рисунок 50. Пример выходной формы 4.1.3.2 по результатам идентификации

«Птичкой» отмечены истинные результаты идентификации.

Из экранных форм, приведенных на рисунках 53 и 54 хорошо видно, что задача идентификации конкретных изображений

американского языка жестов с обобщенными изображениями классов решается совершенно безошибочно, если при интерпретации результатов идентификации использовать величину уровня сходства в качестве критерия достоверности решения.

2.3.8. Решение задачи сравнения обобщенных образов классов изображений американского языка жестов друг с другом

Задача идентификации – это задача сравнения конкретного изображения с обобщенными изображениями классов.

В данном разделе решим задачу сравнения обобщенных образов классов изображений американского языка жестов друг с другом. Эта задача ставится и кратко описывается в разделе «1.3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов» данной работы.

Для этого в режиме 4.2.2.1 проведем расчет матриц сходства статистических и системно-когнитивных моделей (рисунок 55, таблица 7), а затем в режиме 4.2.2.2 выведем изображение 2d-когнитивной диаграммы (рисунок 56), а в режиме 4.2.2.3 получим агломеративную дендрограмму когнитивной кластеризации классов (рисунок 57) и график межкластерных расстояний (рисунок 58) [1].

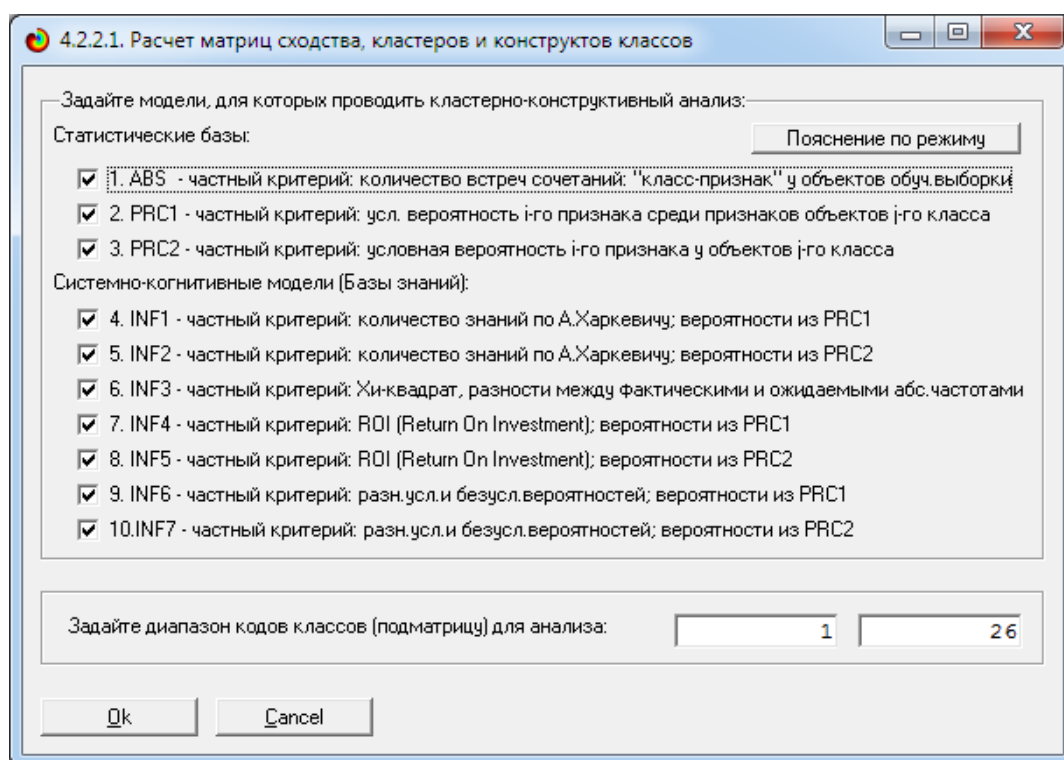


Рисунок 51. Экранная форма режима 4.2.2.1 расчет матриц сходства классов в разных статистических и системно-когнитивных моделях

Таблица 2 – Матрица сходства обобщенных образов классов (обобщенных изображений американского языка жестов) в системно-когнитивной модели INF3

Код	Наименование	CLASS-00	CLASS-01	CLASS-02	CLASS-03	CLASS-04	CLASS-05	CLASS-06	CLASS-07	CLASS-08	CLASS-09	CLASS-10	CLASS-11	CLASS-12	CLASS-13	CLASS-14	CLASS-15	CLASS-16	CLASS-17	CLASS-18	CLASS-19	CLASS-20	CLASS-21	CLASS-22	CLASS-23	CLASS-24	CLASS-25
1	CLASS-00	100	-16	-3	-19	17	-1	-3	-5	-12	-11	-11	-7	21	-1	7	-1	4	-10	2	-13	-14	-15	-13	2	10	-3
2	CLASS-01	-16	100	-15	9	-16	-16	-18	-18	21	-7	28	-24	-20	24	-10	-4	-1	-6	-12	16	-4	-2	-6	14	-19	1
3	CLASS-02	-3	-15	100	-18	2	-2	-11	-7	-12	-6	-3	-10	19	-7	3	12	-4	-7	18	-3	-15	-20	-15	14	-6	-7
4	CLASS-03	-19	9	-18	100	-26	-3	-14	-12	7	-7	-18	10	-30	-10	-8	-12	-15	37	-8	0	23	3	21	10	-12	-5
5	CLASS-04	17	-16	2	-26	100	18	13	-1	2	7	-7	-11	22	9	1	-11	-11	-23	10	-16	-14	-13	-24	-17	4	10
6	CLASS-05	-1	-16	-2	-3	18	100	7	6	2	-12	-15	-6	1	-5	2	-1	6	-9	10	-7	-20	-14	-12	-15	5	-2
7	CLASS-06	-3	-18	-11	-14	13	7	100	35	-7	4	-7	-7	-9	-16	-0	-3	9	-14	-14	-16	-11	-3	-3	-20	7	-16
8	CLASS-07	-5	-18	-7	-12	-1	6	35	100	-8	-0	-5	-9	-9	-14	-6	7	10	-15	-14	-12	-8	-3	-10	-21	8	-12
9	CLASS-08	-12	21	-12	7	2	2	-7	-8	100	-13	5	-10	-14	-13	-13	3	-1	-2	1	-3	2	-7	-7	-7	-4	-2
10	CLASS-09	-11	-7	-6	-7	7	-12	4	-0	-13	100	3	12	-6	-6	-8	-11	-10	1	-9	-5	3	-0	-6	-18	-3	-2
11	CLASS-10	-11	28	-3	-18	-7	-15	-7	-5	5	3	100	-7	-14	16	-14	-11	-5	-5	-13	-7	-11	19	-4	0	-10	-7
12	CLASS-11	-7	-24	-10	10	-11	-6	-7	-9	-10	12	-7	100	-12	-20	-1	-14	-9	12	-21	-15	16	15	20	-9	20	-13
13	CLASS-12	21	-20	19	-30	22	1	-9	-9	-14	-6	-14	-12	100	5	19	-15	-7	-20	25	-7	-20	-18	-15	0	5	9
14	CLASS-13	-1	24	-7	-10	9	-5	-16	-14	-13	-6	16	-20	5	100	21	-19	-18	-22	-0	7	-20	-7	-15	6	-13	23
15	CLASS-14	7	-10	3	-8	1	2	-0	-6	-13	-8	-14	-1	19	21	100	-13	-7	-22	-4	-5	-16	-14	-14	3	-5	0
16	CLASS-15	-1	-4	12	-12	-11	-1	-3	7	3	-11	-11	-14	-15	-19	-13	100	38	-6	1	-1	-5	-13	-9	-4	-4	-16
17	CLASS-16	4	-1	-4	-15	-11	6	9	10	-1	-10	-5	-9	-7	-18	-7	38	100	-12	-10	-13	-6	-11	-2	-6	-9	-16
18	CLASS-17	-10	-6	-7	37	-23	-9	-14	-15	-2	1	-5	12	-20	-22	-22	-6	-12	100	5	4	16	11	13	-2	-3	-17
19	CLASS-18	2	-12	18	-8	10	10	-14	-14	1	-9	-13	-21	25	-0	-4	1	-10	5	100	23	-21	-20	-17	-0	-19	14
20	CLASS-19	-13	16	-3	0	-16	-7	-16	-12	-3	-5	-7	-15	-7	7	-5	-1	-13	4	23	100	-4	-5	-4	1	-19	10
21	CLASS-20	-14	-4	-15	23	-14	-20	-11	-8	2	3	-11	16	-20	-20	-16	-5	-6	16	-21	-4	100	15	27	-6	-8	-10
22	CLASS-21	-15	-2	-20	3	-13	-14	-3	-3	-7	-0	19	15	-18	-7	-14	-13	-11	11	-20	-5	15	100	31	-15	-6	-13
23	CLASS-22	-13	-6	-15	21	-24	-12	-3	-10	-7	-6	-4	20	-15	-15	-14	-9	-2	13	-17	-4	27	31	100	-9	-9	-18
24	CLASS-23	2	14	14	10	-17	-15	-20	-21	-7	-18	0	-9	0	6	3	-4	-6	-2	-0	1	-6	-15	-9	100	-3	6
25	CLASS-24	10	-19	-6	-12	4	5	7	8	-4	-3	-10	20	5	-13	-5	-4	-9	-3	-19	-19	-8	-6	-9	-3	100	-5
26	CLASS-25	-3	1	-7	-5	10	-2	-16	-12	-2	-2	-7	-13	9	23	0	-16	-16	-17	14	10	-10	-13	-18	6	-5	100

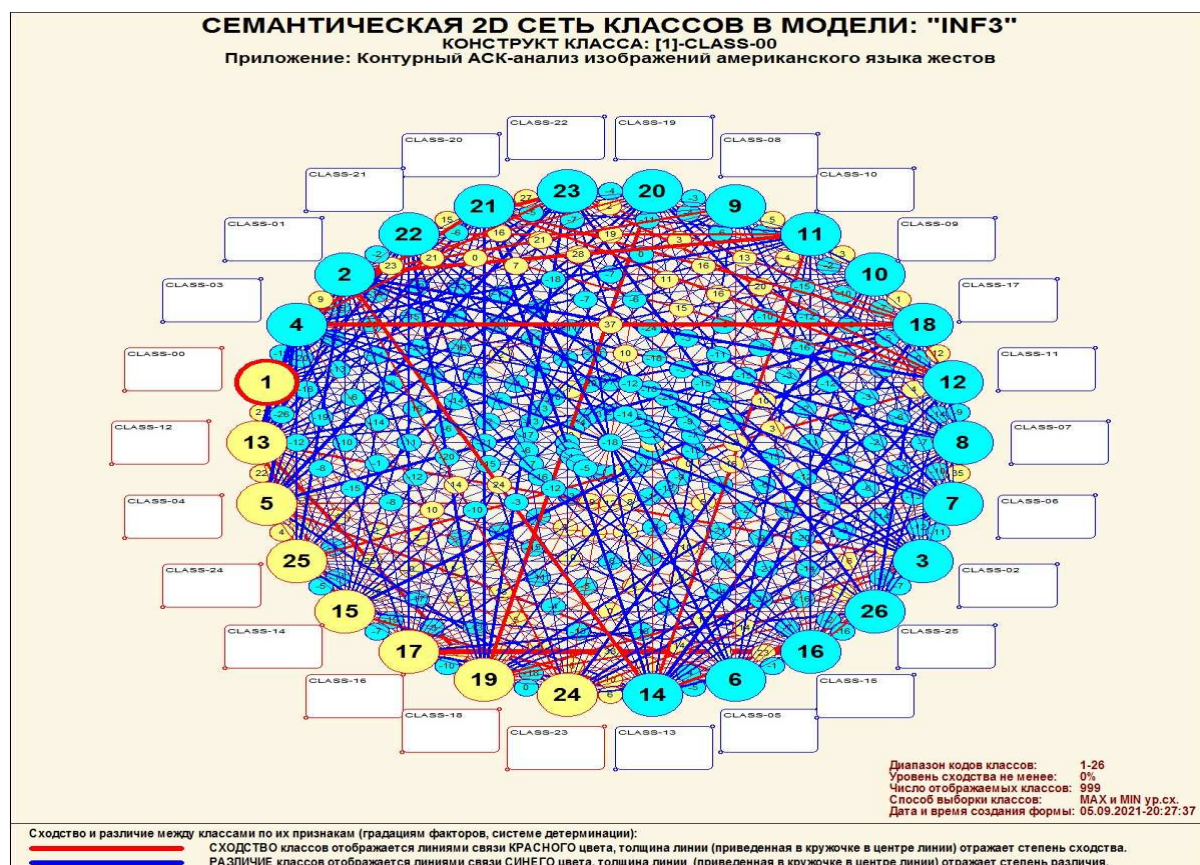


Рисунок 52. 2d-круговая когнитивная диаграмма классов (режим 4.2.2.2)

Конечно, компетентно оценить степень адекватности результатов определения сходства-различия обобщенных изображений американского языка жестов в пиксельном АСК-анализе и системе «Эйдос» могут только

эксперты, хорошо владеющие этим языком. Но наши оценки говорят о том, что степень адекватности классификации обобщенных изображений с помощью искусственного интеллекта довольно высока.

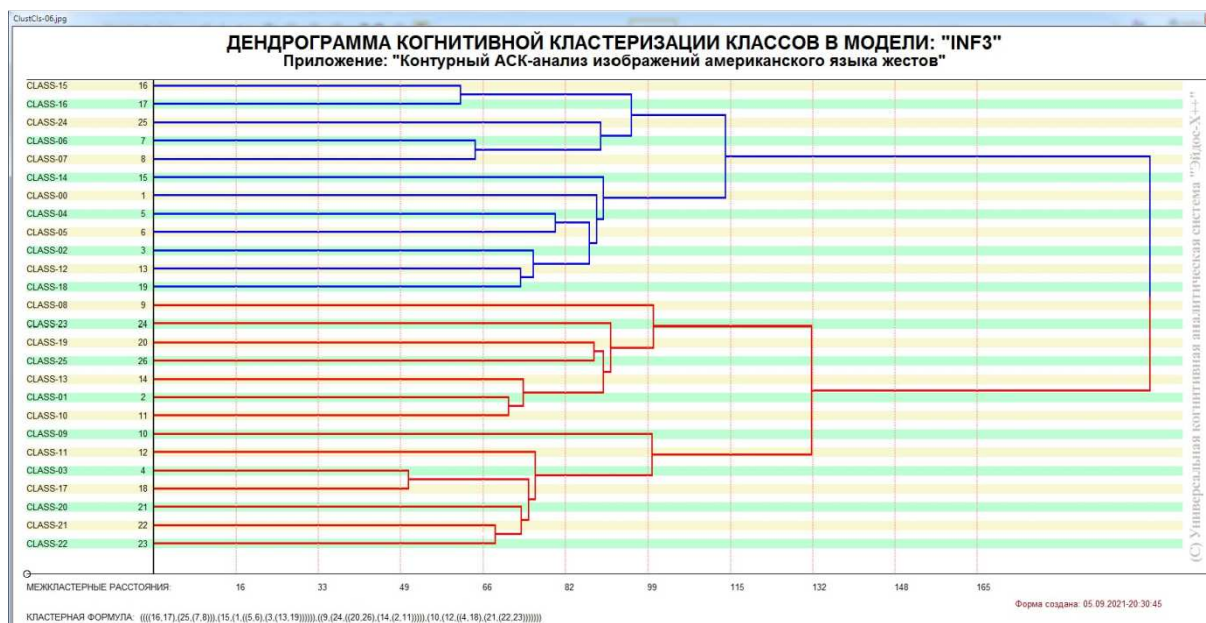


Рисунок 53. Агломеративная дендрограмма когнитивной кластеризации классов

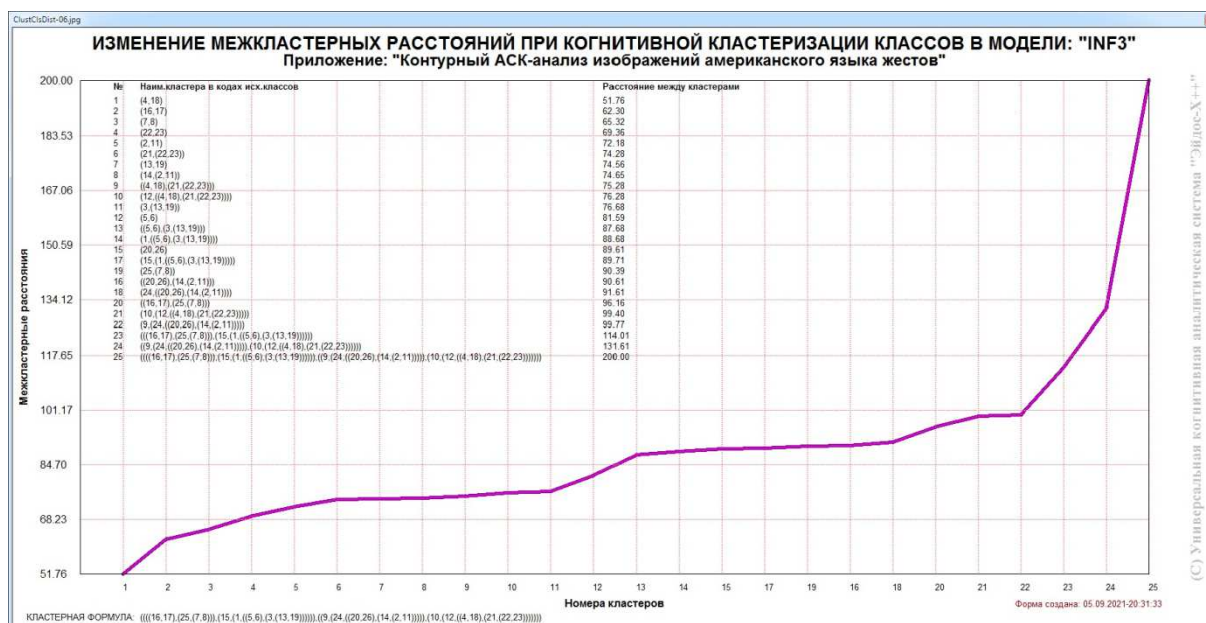


Рисунок 54. График межкластерных расстояний (режим 4.2.2.3)

4. Обсуждение. Сравнение достоверности идентификации изображений американского языка жестов в пиксельном и контурном АСК-анализе

Итак, мы решили задачу идентификации изображений американского языка жестов в пиксельном и контурном АСК-анализе.

В результате сравнения этих решений мы видим, что.

1. Достоверность решения задачи в обоих видах анализа очень высокая, по сути, конкретные изображения совершенно безошибочно идентифицируются с обобщенными образами классов.

2. В контурном АСК-анализе базы данных имеют значительно меньшую размерность, чем в пиксельном, и, соответственно, в контурном АСК-анализе все задачи решаются значительно быстрее, чем в пиксельном АСК-анализе.

3. В пиксельном АСК-анализе мы видим, что наиболее ценные для идентификации изображений языка жестов пиксели расположены, как правило, на контурах изображений. А в контурном АСК-анализе как раз и анализируются только контуры изображений, т.е. сразу анализируются не все пиксели, а только расположенные на контурах, т.е. наиболее ценные для решения задачи идентификации. Этим разумно и убедительно объясняется более высокая эффективность контурного АСК-анализа для решения данной задачи. Эта более высокая эффективность проявляется в более высокой достоверности решения задачи по обобщенному F-критерию Ван Ризбергена (L2-критерий проф.Е.В.Луценко [1]) и в более высокой скорости решения задачи.

Выводы

На основе проведенного анализа можно обоснованно сделать основной вывод о том, что при решении задачи идентификации конкретных изображений американского языка жестов с обобщенными образами классов контурный АСК-анализ является более эффективным, чем пиксельный, что проявляется в

- более высокой достоверности решения задачи по обобщенному F-критерию Ван Ризбергена (L2-критерий проф.Е.В.Луценко [1]);
- более высокой скорости решения задачи.

Литература

1. Lutsenko E.V. Comparison of the reliability of solving the problem of identifying images of American sign language in pixel and contour automated system-cognitive analysis // September 2021, DOI: [10.13140/RG.2.2.25167.82087](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.25167.82087), License [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), <https://www.researchgate.net/publication/354376034>

References

1. Lutsenko E.V. Comparison of the reliability of solving the problem of identifying images of American sign language in pixel and contour automated system-cognitive analysis // September 2021, DOI: [10.13140/RG.2.2.25167.82087](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.25167.82087), License [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), <https://www.researchgate.net/publication/354376034>