

УДК 004.8

05.13.18 - Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ (технические науки)

ВЫЯВЛЕНИЕ НЕТИПИЧНЫХ ОБЪЕКТОВ И АРТЕФАКТОВ В ИСХОДНЫХ ДАННЫХ, НАЗНАЧЕНИЕ НА НОВЫЕ КЛАССЫ НЕТИПИЧНЫХ ОБЪЕКТОВ И УДАЛЕНИЕ АРТЕФАКТОВ В МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЯХ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО СИСТЕМНО-КОГНИТИВНОГО АНАЛИЗА

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 любой обучающей (тренировочной) выборке (исходных данных) всегда есть не только истинная информация о моделируемой предметной области, но и дезинформация, да и просто шум. Понятно, что шум и дезинформация в исходных данных приводят к понижению достоверности моделей, созданных на основе этих исходных данных. Поэтому необходимо иметь критерии, позволяющие отличить шум от дезинформации и от истинной информации, а также основанные на этих критериях математические и программные инструменты для выявления и подавления шума в исходных данных, а также для выявления в исходных данных дезинформации и восстановления истинной информации путем анализа дезинформации. Артефактами будем называть объекты обучающей выборки, у которых и/или признаки случайны, и/или классы случайны, и/или связь признаков этих объектов с принадлежностью этих объектов к классам также случайна. В этом и состоит шум в исходных данных. Нетипичными будем называть объекты обучающей выборки, у которых и признаки, и классы не случайны, и связь признаков (этих объектов) с принадлежностью (этих объектов) к классам, указанная в обучающей выборке, также не случайна, а вполне закономерна, но не та, которая указана в обучающей выборке, а другая, т.е. в обучающей выборке неверно указана принадлежность объектов к классам. В этом и заключается дезинформация в исходных данных. Нетипичные объекты в действительности могут относиться как к тем классам, которые указаны в обучающей выборке, так и к новым классам, которых там нет. Основным критерием,

UDC 004.8

05.13.18 - Mathematical modeling, numerical methods and software packages (technical sciences)

IDENTIFICATION OF ATYPICAL OBJECTS AND ARTIFACTS IN THE SOURCE DATA, ASSIGNMENT TO NEW CLASSES OF ATYPICAL OBJECTS AND REMOVAL OF ARTIFACTS IN MATHEMATICAL MODELS OF AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS

Lutsenko Evgeniy 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

In any training (training) sample (source data) there is always not only true information about the simulated subject area, but also misinformation, and just noise. It is clear that noise and misinformation in the source data lead to a decrease in the reliability of models created on the basis of these source data. Therefore, it is necessary to have criteria to distinguish noise from disinformation and from true information, as well as mathematical and software tools based on these criteria for detecting and suppressing noise in the source data, as well as for detecting disinformation in the source data and restoring true information by analyzing disinformation. Artifacts will be called objects of the training sample, in which and /or features are random, and /or classes are random, and /or the relationship of the features of these objects with the belonging of these objects to classes is also random. This is the noise in the source data. We will call the objects of the training sample atypical, in which both the signs and classes are not random, and the relationship of the signs (of these objects) with the belonging (of these objects) to the classes indicated in the training sample is also not random, but quite natural, but not the one indicated in the training sample, but the other, i.e.e. the class membership of objects is incorrectly indicated in the training sample. This is the misinformation in the source data. Atypical objects can actually belong both to those classes that are specified in the training sample, and to new classes that are not there. The main criterion for distinguishing noise and misinformation from true information is the level of similarity of the object with the classes to which it belongs according to the training sample. With an increase in the level of similarity, the proportion of true solutions among all solutions is naturally calculated. A low level of

позволяющим отличить шум и дезинформацию от истинной информации является уровень сходства объекта с классами, к которым он относится по данным обучающей выборки. При увеличении уровня сходства закономерно расчет доля истинных решений среди всех решений. Низкий уровень сходства и, особенно, ложно-отрицательные решения при решении задачи идентификации, являются признаками шума и дезинформации в описании объектов обучающей выборки. Отличить шум и дезинформацию друг от друга можно по следующему критерию: если гипотеза о том, что объект нетипичный не подтверждается при итерационном назначении его на новые специально создаваемые для этого классы, т.е. этот процесс «защипывается» (приводит к повторению ситуации) без повышения достоверности моделей, то описание этого объекта не содержит закономерностей и является шумом, т.е. он является артефактом. Такие объекты надо просто удалять из обучающей выборки. Но если вместе с артефактами удалить и нетипичные объекты, то это приведет к уменьшению количества информации в модели, ее обеднению (что называется: «вылить из ванны вместе с водой и ребенка»). Поэтому в автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» реализованы оба механизма на основе двух приведенных критериев, позволяющие сначала разделять классы на типичную и нетипичную части с созданием новых классов для нетипичных объектов, т.е. восстанавливать истинную информацию путем анализа дезинформации, а затем эффективно подавлять шум в исходных данных. В работе приводятся подробные численные примеры, демонстрирующие эти подходы на модельных исходных данных

Ключевые слова: АСК-АНАЛИЗ, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, КОГНИТИВНАЯ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС», ШУМ, ДЕЗИНФОРМАЦИЯ, ОБУЧАЮЩАЯ ВЫБОРКА, ТИПИЧНЫЕ И НЕТИПИЧНЫЕ ОБЪЕКТЫ, АРТЕФАКТЫ, ДИВИЗИОННАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-184-012>

similarity and, especially, false-negative solutions when solving the identification problem are signs of noise and misinformation in the description of the objects of the training sample. It is possible to distinguish noise and disinformation from each other by the following criterion: if the hypothesis that an object is atypical is not confirmed when iteratively assigning it to new classes specially created for this purpose, i.e. this process "loops" (leads to a repetition of the situation) without increasing the reliability of models, the description of this object does not contain patterns and is noise, i.e. it is an artifact. Such objects should simply be removed from the training sample. But if atypical objects are removed along with artifacts, this will lead to a decrease in the amount of information in the model, its impoverishment (which is called: "pour the baby out of the bath along with the water"). Therefore, in the automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) and its software tools, the intelligent system "Eidos" implements both mechanisms based on the two criteria given, allowing first to divide classes into typical and atypical parts with the creation of new classes for atypical objects, i.e. recover true information by analyzing misinformation, and then effectively suppress noise in the source data. The work provides detailed numerical examples demonstrating these approaches on model source data

Keywords: ASC ANALYSIS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, COGNITIVE, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS", NOISE, DISINFORMATION, TRAINING SAMPLE, TYPICAL AND ATYPICAL OBJECTS, ARTIFACTS, DIVISIONAL CLUSTERING

СОДЕРЖАНИЕ

1. ВВЕДЕНИЕ	3
2. МАТЕРИАЛЫ (ПОДГОТОВКА ИСХОДНЫХ ДАННЫХ).....	6
3. МЕТОД.....	8
4. РЕЗУЛЬТАТЫ	9
4.1. Этапы АСК-анализа и их реализация в системе «Эйдос»	9
4.2. Алгоритм выявления нетипичных объектов и артефактов в исходных данных, назначения на новые классы нетипичных объектов и удаления артефактов	11
4.3. Создание исходной модели для итераций	12
Шаг 1. Формализация предметной области	12
Шаг 2. Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей	16
Шаг 3. Оценка достоверности статистических и системно-когнитивных моделей.....	19
Шаг 4. Идентификация в наиболее достоверной модели	19
4.4. Шаг 5. Начало 1-й итерации: выявление нетипичных объектов и их назначение на новые классы (разделение классов на типичную и нетипичную части).....	25
4.5. Шаг 6. Проверка условий завершения процесса итераций	27
4.6. Создание модели 1-й итерации	28
Шаг 1. Формализация предметной области	28
Шаг 2. Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей	31
Шаг 3. Оценка достоверности статистических и системно-когнитивных моделей.....	31
Шаг 4. Идентификация в наиболее достоверной модели	32
4.7. Шаг 5. Начало 2-й итерации: выявление нетипичных объектов и их назначение на новые классы (разделение классов на типичную и нетипичную части).....	38
4.8. Шаг 6. Проверка условий завершения процесса итераций	41
4.9. Шаг 7. Выявление и удаление артефактов	41
5. ОБСУЖДЕНИЕ	44
6. ВЫВОДЫ.....	45
ЛИТЕРАТУРА	46
ПРИЛОЖЕНИЯ:.....	48

1. Введение

В любой обучающей (тренировочной) выборке (исходных данных) всегда есть не только истинная информация о моделируемой предметной области, но и дезинформация, да и просто шум. Понятно, что шум и дезинформация в исходных данных приводят к понижению достоверности моделей, созданных на основе этих исходных данных. Поэтому необходимо иметь критерии, позволяющие отличить шум от дезинформации и от истинной информации, а также основанные на этих критериях математические и программные инструменты для выявления и подавления шума в исходных данных, а также для выявления в исходных данных дезинформации и восстановления истинной информации путем анализа дезинформации.

Артефактами будем называть объекты обучающей выборки, у которых и/или признаки случайны, и/или классы случайны, и/или связь признаков этих объектов с принадлежностью этих объектов к классам также случайна.

В этом и состоит **шум** в исходных данных.

Нетипичными будем называть объекты обучающей выборки, у которых и признаки, и классы не случайны, и связь признаков (этих объектов) с принадлежностью (этих объектов) к классам, указанная в обучающей выборке, также не случайна, а вполне закономерна, но не та, которая указана в обучающей выборке, а другая, т.е. в обучающей выборке неверно указана принадлежность объектов к классам.

В этом и заключается **дезинформация** в исходных данных.

Нетипичные объекты в действительности могут относиться как к тем классам, которые указаны в обучающей выборке, так и к новым классам, которых там нет. Основным **критерием**, позволяющим **отличить шум и дезинформацию от истинной информации** является уровень сходства объекта с классами, к которым он относится по данным обучающей выборки. *При увеличении уровня сходства закономерно расчет доля истинных решений среди всех решений.* Низкий уровень сходства и, особенно, ложно-отрицательные решения при решении задачи идентификации, являются признаками шума и дезинформации в описании объектов обучающей выборки.

Отличить шум и дезинформацию друг от друга можно по следующему **критерию**: если гипотеза о том, что объект нетипичный не подтверждается при итерационном назначении его на новые специально создаваемые для этого классы, т.е. этот процесс «зацикливается» (приводит к повторению ситуации) без повышения достоверности моделей, то описание этого объекта не содержит закономерностей и является шумом, т.е. он является артефактом.

Такие объекты надо просто удалять из обучающей выборки. Но если вместе с артефактами удалить и нетипичные объекты, то это приведет к уменьшению количества информации в модели, ее обеднению (что называется: «вылить из ванны вместе с водой и ребенка»).

Поэтому в автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» реализованы оба механизма на основе двух приведенных критериев, позволяющие **сначала** разделять классы на типичную и нетипичную части с созданием новых классов для нетипичных объектов, т.е. восстанавливать истинную информацию путем анализа дезинформации, а **затем** эффективно подавлять шум в исходных данных.

В работе приводятся подробные численные примеры, демонстрирующие эти подходы на модельных исходных данных.

Традиционно артефакты и нетипичные объекты **не различают** и называют просто артефактами. Артефакты, особенно не задумываясь, просто удаляют из выборки. Правда где-то на краю сознания при этом остается смутное ощущение, что поступая так возможно мы теряем что-то важное, неизвестное об объекте моделирования, о чем мы уже никогда не

узнаем. Когда артефакты являются шумом, просто искажающими картину, то это нормально. Но в ряде случаев подобный традиционный подход неприемлем просто потому, что нетипичные объекты обучающей выборки, также как и типичные, действительно относятся к тем классам, для формирования обобщенных образов которых предполагалось их использовать и точно не являются шумом и артефактами, а являются просто дезинформацией. Поэтому удаление нетипичных объектов из обучающей выборки хотя и позволяет получить формально более корректную модель предметной области, однако это достигается неприемлемой ценой: ценой того, что модель перестает полностью отражать эту предметную область и начинает отражать лишь ее часть.

Решение этой проблемы дается методом дивизионной (или дивизивной) кластеризации, которая отличается от агломеративной (объединительной) кластеризации тем, что кластеры образуются не путем объединения классов, а путем их разделения на типичную и нетипичную части. *При этом нетипичные объекты удаляются не из всей обучающей выборки, а только из тех классов, к которым они относятся и являются нетипичными.* В этом случае для нетипичных объектов обучающей выборки могут создаваться специальные классы, с теми же наименованиями, что и у классов, из которых эти объекты удалены, но с добавлением к наименованию класса информации о том, что он создан на определенной итерации для нетипичных объектов (например, может добавляться номер итерации).

Такой вариант дивизивной кластеризации реализован еще в DOS-версии системы «Эйдос» в 2008 году. Однако при разработке новой версии системы «Эйдос» под MS Windows в 2012 году этот режим полностью не вошел в новую систему и был в ней существенно переработан. В частности он стал работать непосредственно с внешней базой исходных данных для API-2.3.2.2 системы «Эйдос» и из него были убраны итерации, которые в новых версиях также возможны, но теперь осуществляются вручную [1-8].

В данной работе делается следующий шаг по совершенствованию режима разделения классов на типичную и нетипичные части и удаления артефактов. Конечно, здесь возникает вопрос о том, что считать нетипичными объектами обучающей выборки или конкретнее: каковы критерии, позволяющие отличить нетипичные объекты обучающей выборки от типичных.

Это сделано путем уточнения критериев, позволяющих на практике отличить с одной стороны нетипичные объекты и артефакты от истинных данных, а с другой – нетипичные объекты от артефактов. Если ранее нетипичными объектами считались те, которые приводили к ложно-отрицательным решениям, то в новой реализации данного режима, описанном в данной работе, пользователь сам в диалоге может задать минимальный уровень сходства объектов с классом больше нуля, при

котором объекты еще считаются типичными, а ниже являются уже нетипичными. При этом объекты, порождающие ложно-отрицательные решения, т.е. имеющие отрицательный уровень сходства с классом, также всегда считаются нетипичными. Удалять нетипичные объекты из обучающей выборки данный режим также позволяет вместе с артефактами.

Но лучше сначала разделить классы на типичные и нетипичные части, а уже после этого удалить артефакты, т.к. тогда нетипичные объекты останутся в обучающей выборке, но уже будут относиться к новым, специально созданным для них классам, т.е. уже станут типичными для этих классов, будут типизированы

В результате работы данного режима повышается степень адекватности и степень адаптивности модели, т.к. динамика предметной области часто приводит к тому, что появляются новые нетипичные для предыдущих периодов объекты, относящиеся как к уже имеющимся в модели, так и к новым классам.

Таким образом, данный режим является обобщением предыдущей реализации.

2. Материалы (подготовка исходных данных)

Для рассмотрения предложенного подхода на численном примере сформируем стандартными средствами MS Excel модельную обучающую выборку таким образом, чтобы для формирования каждого класса использовались объекты обучающей выборки с различной, известной и изменяющейся степенью истинности, типичности и случайности (таблица 1):

Таблица 1 – Исходные данные (полностью)

Объект	Класс	Признаки	04_07i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_14a	07	05 07 03 07 05 03 05 08 05 08
01_01i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_08i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_15n	07	17 17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_02i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_09i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_16n	07	17 17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_03i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_10i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_17n	07	17 17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_04i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_11i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_18n	07	17 17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_05i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_12i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04 04	08_01i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_06i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_13a	04	54 89 45 92 62 81 58 07 88 91	08_02i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_07i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_14a	04	05 10 06 07 03 08 05 06 06 07	08_03i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_08i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_15n	04	14 14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_04i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_09i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_16n	04	14 14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_05i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_10i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_17n	04	14 14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_06i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_11i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_18n	04	14 14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_07i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_12i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01 01	05_01i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_08i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_13a	01	98 27 91 65 89 15 21 19 67 86	05_02i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_09i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_14a	01	10 02 09 08 09 04 10 08 09 05	05_03i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_10i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_15n	01	11 11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_04i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_11i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_16n	01	11 11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_05i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_12i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_17n	01	11 11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_06i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_13a	08	55 69 61 81 97 59 26 91 73 60
01_18n	01	11 11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_07i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_14a	08	08 03 05 06 06 00 01 07 07 02
02_01i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_08i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_15n	08	18 18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_02i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_09i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_16n	08	18 18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_03i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_10i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_17n	08	18 18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_04i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_11i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_18n	08	18 18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_05i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_12i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05 05	09_01i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_06i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_13a	05	15 57 05 29 56 26 51 32 80 65	09_02i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_07i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_14a	05	00 06 06 10 06 05 08 06 10 04	09_03i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_08i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_15n	05	15 15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_04i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_09i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_16n	05	15 15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_05i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_10i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_17n	05	15 15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_06i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_11i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_18n	05	15 15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_07i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_12i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02 02	06_01i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_08i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_13a	02	25 41 73 56 45 71 67 04 88 35	06_02i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_09i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_14a	02	07 10 06 10 09 03 07 06 04 02	06_03i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_10i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09
			06_04i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_11i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09 09

02_15n	02	12 12 12 12 12 12 12 12 12
02_16n	02	12 12 12 12 12 12 12 12 12
02_17n	02	12 12 12 12 12 12 12 12 12
02_18n	02	12 12 12 12 12 12 12 12 12
03_01i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_02i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_03i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_04i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_05i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_06i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_07i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_08i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_09i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_10i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_11i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_12i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03
03_13a	03	48 36 40 83 12 05 23 97 76 64
03_14a	03	05 03 03 05 02 08 09 05 05 04
03_15n	03	13 13 13 13 13 13 13 13 13
03_16n	03	13 13 13 13 13 13 13 13 13
03_17n	03	13 13 13 13 13 13 13 13 13
03_18n	03	13 13 13 13 13 13 13 13 13
04_01i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04
04_02i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04
04_03i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04
04_04i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04
04_05i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04
04_06i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04
06_05i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_06i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_07i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_08i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_09i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_10i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_11i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_12i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06
06_13a	06	64 51 64 00 85 54 19 61 85 52
06_14a	06	09 01 08 07 02 10 05 03 02 07
06_15n	06	16 16 16 16 16 16 16 16 16
06_16n	06	16 16 16 16 16 16 16 16 16
06_17n	06	16 16 16 16 16 16 16 16 16
06_18n	06	16 16 16 16 16 16 16 16 16
07_01i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_02i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_03i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_04i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_05i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_06i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_07i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_08i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_09i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_10i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_11i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_12i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07
07_13a	07	29 80 38 91 19 28 36 16 03 06
09_12i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
09_13a	09	48 44 73 33 57 11 64 20 39 08
09_14a	09	05 06 07 05 07 09 09 07 02 01
09_15n	09	19 19 19 19 19 19 19 19 19
09_16n	09	19 19 19 19 19 19 19 19 19
09_17n	09	19 19 19 19 19 19 19 19 19
09_18n	09	19 19 19 19 19 19 19 19 19
10_01i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_02i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_03i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_04i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_05i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_06i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_07i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_08i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_09i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_10i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_11i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_12i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
10_13a	10	26 03 63 10 69 32 88 34 32 50
10_14a	10	01 07 05 01 07 03 00 06 05 10
10_15n	10	20 20 20 20 20 20 20 20 20
10_16n	10	20 20 20 20 20 20 20 20 20
10_17n	10	20 20 20 20 20 20 20 20 20
10_18n	10	20 20 20 20 20 20 20 20 20

Разработка автора.

Путь на файл: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\Inp_data.xlsx

В таблице 9 приложения приведена таблица MS Excel с показанными формулами расчета таблицы 1. Для получения таблицы 1 из таблицы 5 в ней сделан лист: «Inp_data», в который все значения с расчетного листа 1 скопированы без формул с сохранением исходного форматирования.

В обучающей выборке приведено 180 примеров объектов, каждый из которых описан 10 признаками с кодами от 01 до 10.

Эти объекты используются для формирования обобщенных образов 10 классов.

На каждый класс приходится 10 примеров объектов (группа наблюдений).

Объекты каждой группы наблюдений описаны признаками, совпадающим по наименованию с наименованием класса и с добавлением шума различного вида и уровня. Таким образом, *различные объекты группы наблюдений, соответствующие каждому из классов, обладают различной степенью типичности и нетипичности для него, причем эта степень известна.*

В каждой группе наблюдений представлены:

- 12 объектов с **истинными** описаниями признаков и принадлежности к классам (без фона);
- 2 объекта со **случайными** признаками и истинной принадлежностью к классам (артефактами, розовый фон);
- 4 объекта с **истинными закономерными** признаками, другими, чем у истинно описанных объектов, но с ошибочно указанными классами (нетипичные объекты, **дезинформация**) (светло-зеленый фон).

Для того чтобы система могла отличить истинные описания объектов от шума и дезинформации и шум и дезинформацию друг от друга, необходимо чтобы в обучающей выборке по каждому классу было приведено *несколько примеров* объектов всех этих категорий. Если шум, дезинформация и истинное описание объекта обучающей выборки представлено по одному разу, то отличить их друг от друга нет никакой возможности.

Для того чтобы система могла отличить дезинформацию от шума, т.е. нетипичные объекты от артефактов, нетипичных объектов должно быть больше, чем артефактов по каждому классу. В наших модельных исходных данных (таблица 1) в группах наблюдений по каждому классу нетипичных объектов в два раза больше, чем артефактов: 4 и 2 соответственно.

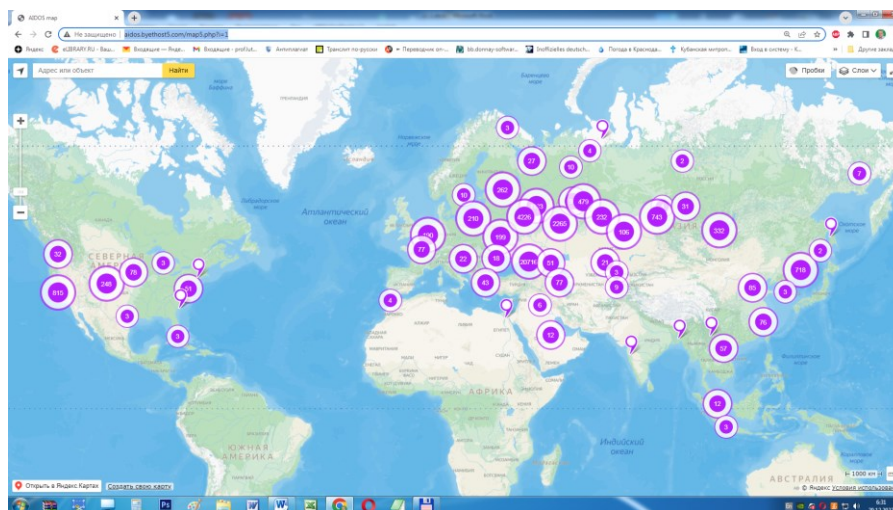
Для того чтобы система могла отличить истинные описания объектов с одной стороны от шума и дезинформации, т.е. от артефактов и нетипичных объектов с другой стороны, истинных описаний должно быть больше, чем артефактов и нетипичных объектов вместе взятых по каждому классу. В наших модельных исходных данных (таблица 1) в группах наблюдений по каждому классу истинных описаний объектов в два раза больше, чем нетипичных объектов и артефактов вместе взятых: 12 и 4 + 2 соответственно.

В качестве шума выступают псевдослучайные числа от 0 до 99, генерируемые стандартными средствами MS Excel. Надо отметить, что в качестве шума могут быть сгенерированы и признаки, которые и действительно соответствуют классу, к которому относится объект.

Реальные объекты в обучающих выборках можно рассматривать как взвешенные суперпозиции (линейные комбинации) объектов приведенных типов. Поэтому подходы к выявлению артефактов и разделению классов на типичную и нетипичную части в реальных обучающих выборках можно изучать на примере исследуемой в данной работе модельной обучающей выборки, представленной в работе 1.

3. Метод

В качестве метода исследования предложенного подхода использован Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система «Эйдос». Данный метод широко и успешно применяется во всем мире (рисунок 1), широко освещен в большом количестве публикаций (более 700) автора и соавторов на русском и английском языках [1, 2] и в данной работе приводить это описание еще раз целесообразно.



**Рисунок 1. Запуски системы «Эйдос» в мире
(по состоянию с конца 2016 года по конец 2022 года)
(<http://aidos.byethost5.com/map5.php>)**

Метод разделения классов на типичную и нетипичную части разработан автором в процессе проведения исследования [3] и описан в ряде работ [4-6]. На данный метод есть свидетельство РосПатента РФ [7].

4. Результаты

4.1. Этапы АСК-анализа и их реализация в системе «Эйдос»

Титульная видеограмма системы «Эйдос» приведена на рисунке 2:

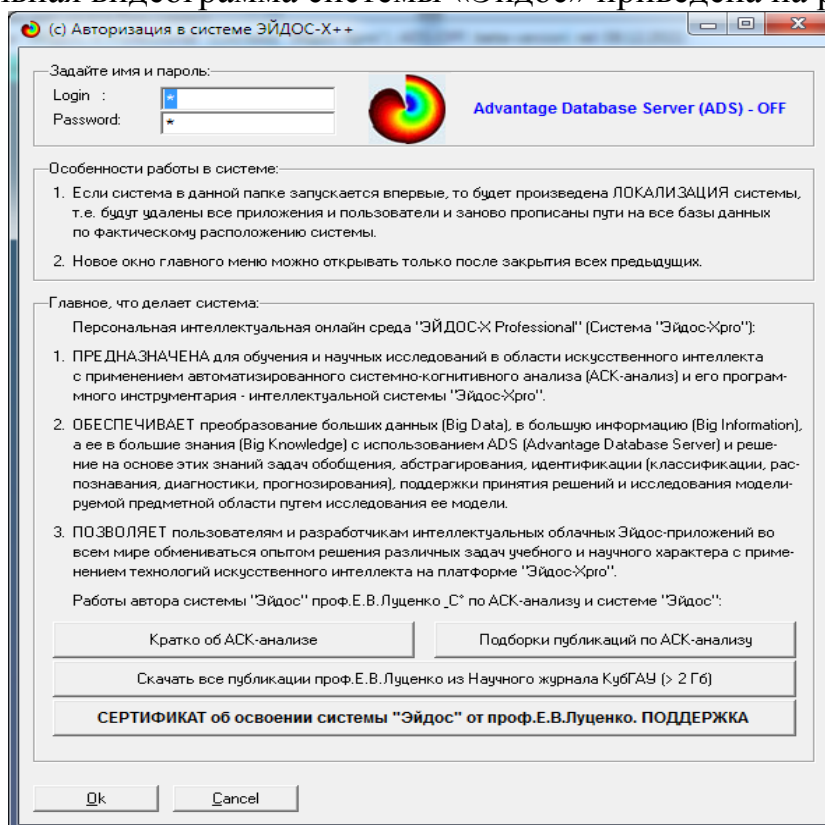


Рисунок 2. Титульная видеограмма системы «Эйдос» (один из вариантов)

АСК-анализ включает следующие этапы (рисунок 3):

1. Когнитивно-целевая структуризация моделируемой предметной области (единственный не автоматизированный в системе «Эйдос» этап АСК-анализа).
2. Формализация предметной области:
 - разработка классификационных и описательных шкал и градаций;
 - кодирование исходных данных с помощью классификационных и описательных шкал и градаций и формирование обучающей выборки.
3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей.
4. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей.
5. Выбор наиболее достоверной модели.
6. Решение задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области в наиболее достоверной модели.

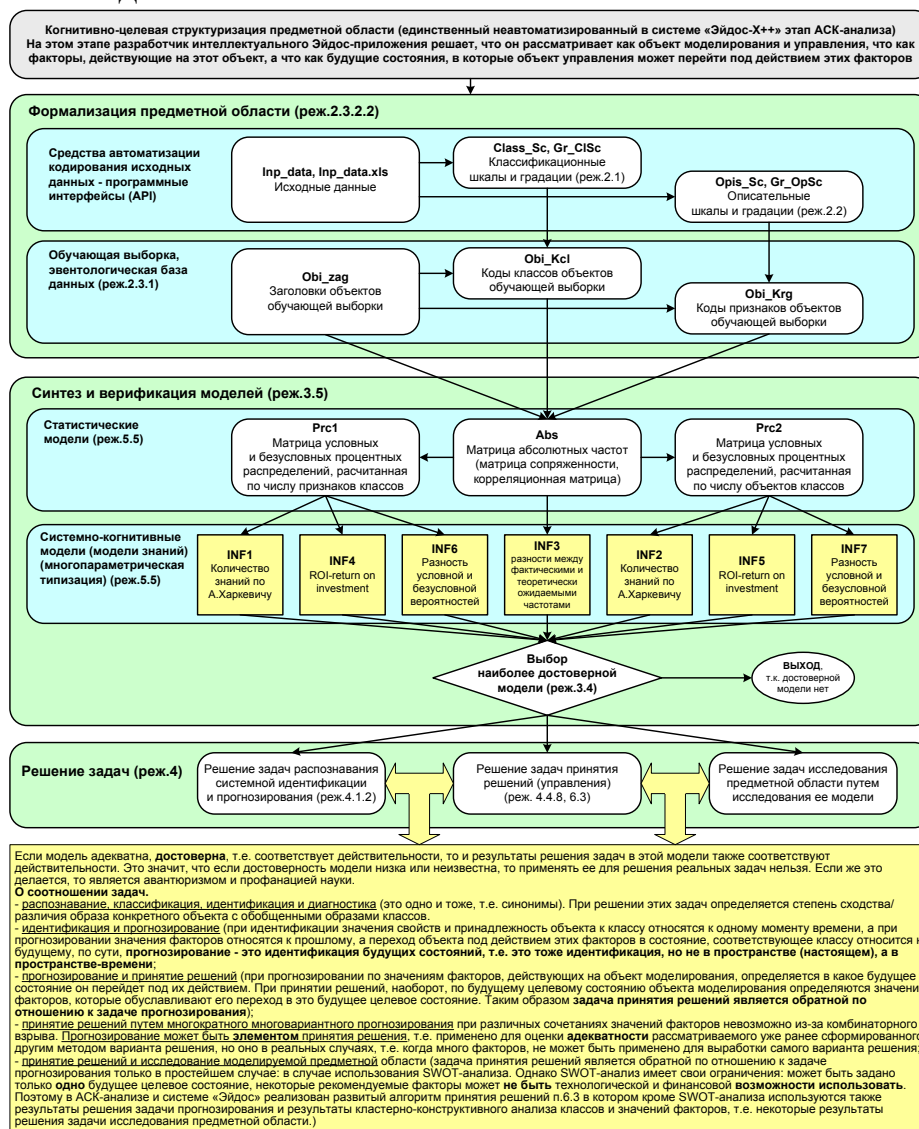


Рисунок 3. Этапы автоматизированного системно-когнитивного анализа

4.2. Алгоритм выявления нетипичных объектов и артефактов в исходных данных, назначения на новые классы нетипичных объектов и удаления артефактов

В предлагаемом алгоритме, приведенные выше этапы АСК-анализа повторяются *итерационно* для выявления нетипичных объектов и назначения их на новые классы, а удаление артефактов осуществляется уже *после* выхода из процесса итераций, когда в их продолжении исчезает смысл.

АЛГОРИТМ

выявления нетипичных объектов и артефактов в исходных данных, назначения на новые классы нетипичных объектов и удаления артефактов в математических моделях АСК-анализа

Шаг 1. Формализация предметной области в API-2.3.2.2 системы «Эйдос».

Шаг 2. Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей в режиме 3.5.

Шаг 3. Оценка достоверности статистических и системно-когнитивных моделей в режиме 3.4.

Шаг 4. Идентификации в наиболее достоверной модели в режимах 5.6 и 4.1.2.

Шаг 5. Начало очередной итерации. Выявление нетипичных объектов и их назначение на новые классы (разделение классов на типичную и нетипичную части) в режиме 3.6.

Шаг 6. Проверка условий завершения процесса итераций и его **завершение** и переход на шаг 7 при выполнении одного или нескольких из следующих условий:

- назначено на новые классы 0 (или другое не изменяющееся в итерациях количество) объектов обучающей выборки;
- достоверность модели достигает приемлемого уровня;
- достоверность модели не меняется в итерациях;
- в итерациях одни и те же объекты назначаются на новые классы (процесс «зацикливается»).

А иначе **продолжение** процесса итераций, т.е. переход на шаг 1

Шаг 7. Выявление и удаление артефактов в режиме 3.6.

Ниже подробно рассмотрим реализацию данного алгоритма на модельном численном примере:

- 2 итерации выявления нетипичных объектов и их назначения на новые классы (разделение классов на типичную и нетипичную части);
- Выявление и удаление артефактов.

4.3. Создание исходной модели для итераций

Шаг 1. Формализация предметной области

На рисунке 4 приведена экранная форма запуска автоматизированного программного интерфейса 2.3.2.2 (API-2.3.2.2) системы «Эйдос»:

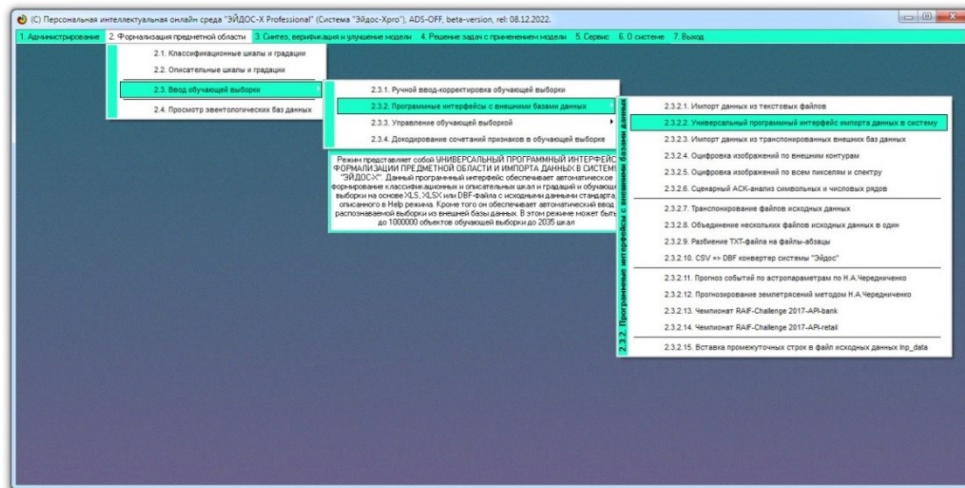


Рисунок 4. Запуск API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

На рисунке 5 приведена экранная форма управления API-2.3.2.2 с параметрами, использованными в данной работе. На рисунке 6 приведены экранные формы развернутого help данного режима.

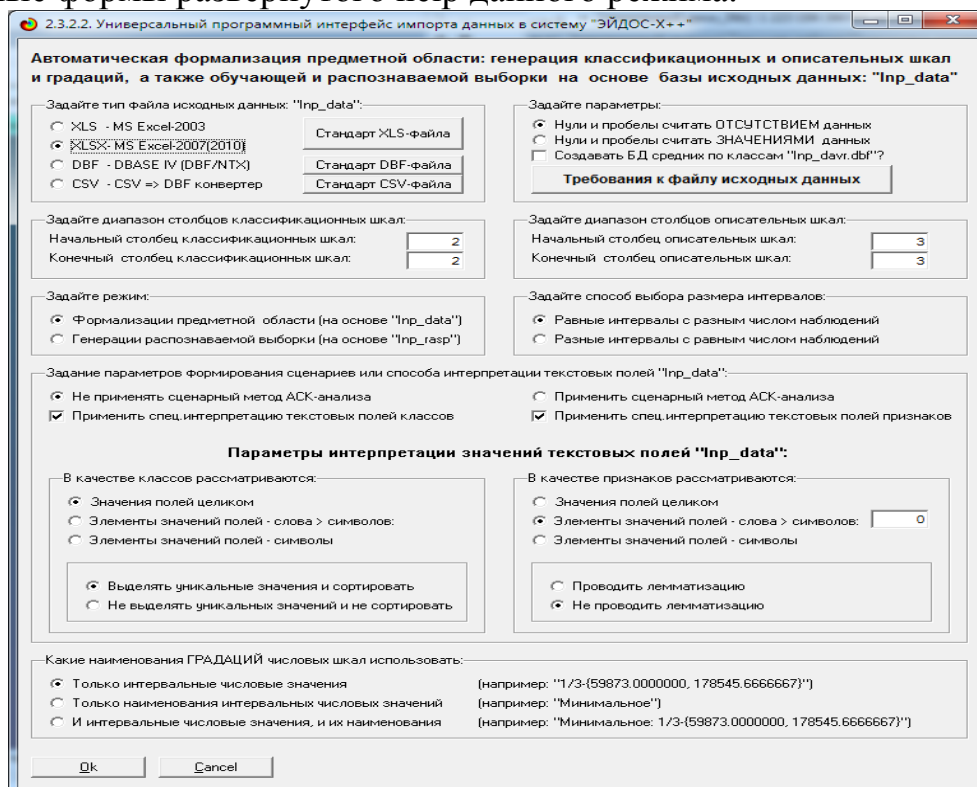


Рисунок 5. Экранная форма управления API-2.3.2.2 системы «Эйдос» с актуальными параметрами для данной работы

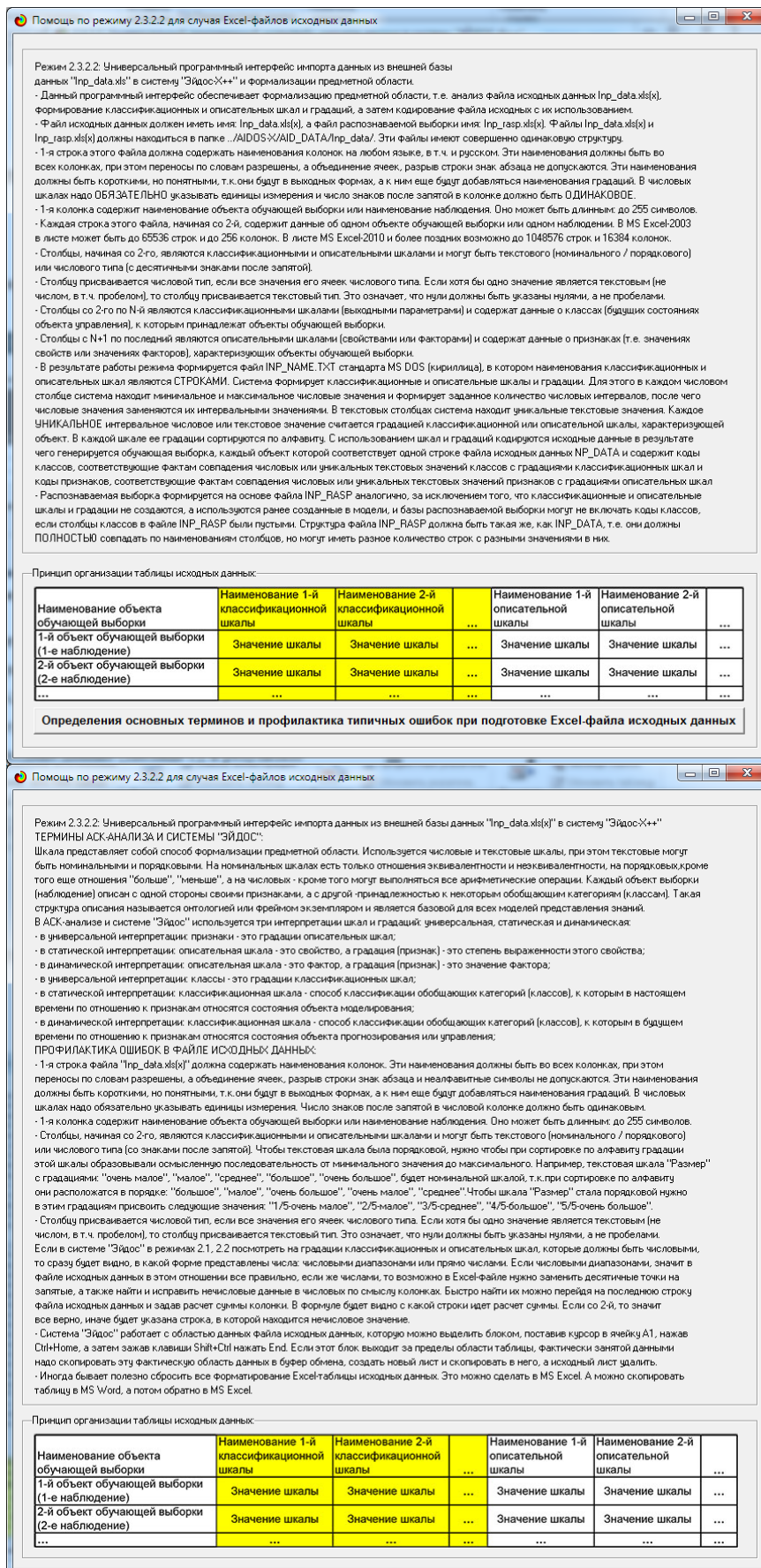


Рисунок 6. Help API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

На рисунке 7 приведена экранная форма внутреннего калькулятора API-2.3.2.2 системы «Эйдос»:

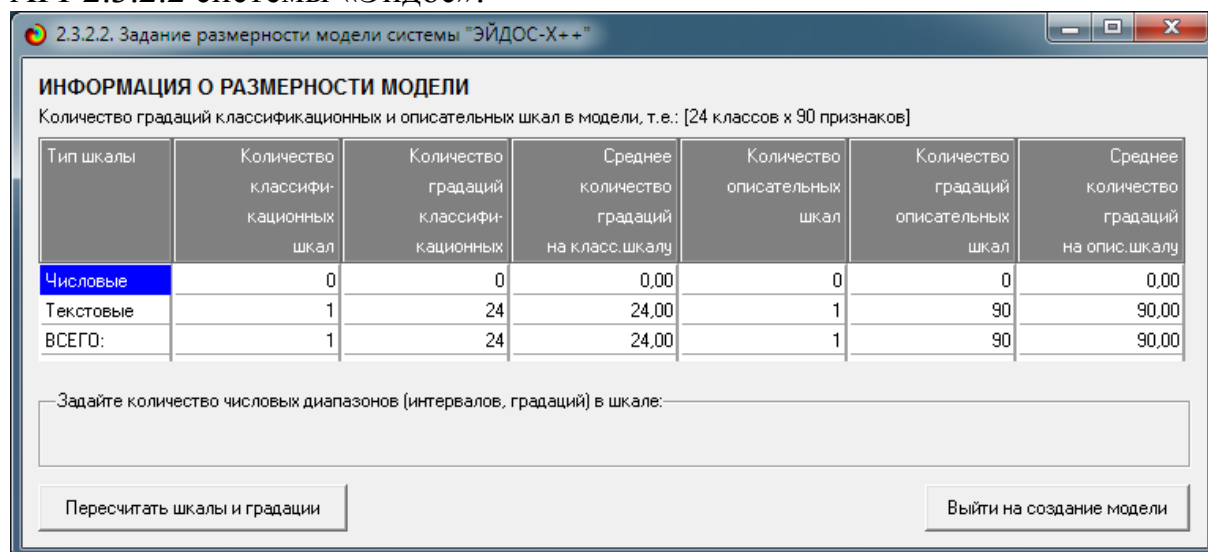


Рисунок 7. Внутренний калькулятор API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

В данном случае в модели нет числовых шкал, поэтому калькулятор выполняет чисто информационную функцию.

В результате работы API-2.3.2.2 созданы классификационные и описательные шкалы и градации (рисунок 8, таблицы 2 и 3), а затем с их использованием закодированы исходные данные (таблица 1), в результате чего получена обучающая выборка (таблица 4):

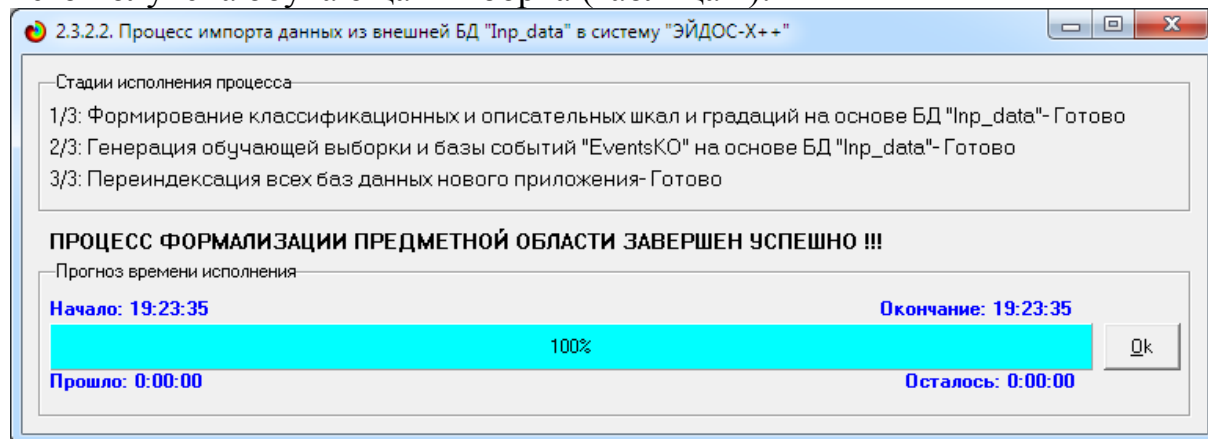


Рисунок 8. Экранная форма отображения процесса и окончания работы API-2.3.2.2 системы «Эйдос»

Таблица 2 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	КЛАСС-01
2	КЛАСС-02
3	КЛАСС-03
4	КЛАСС-04
5	КЛАСС-05
6	КЛАСС-06
7	КЛАСС-07
8	КЛАСС-08
9	КЛАСС-09
10	КЛАСС-10

Таблица 3 – Описательные шкалы и градации (полностью)

KOD ATR	NAME ATR	KOD ATR	NAME ATR	KOD ATR	NAME ATR
1	ПРИЗНАКИ-00	25	ПРИЗНАКИ-26	49	ПРИЗНАКИ-59
2	ПРИЗНАКИ-01	26	ПРИЗНАКИ-27	49	ПРИЗНАКИ-59
3	ПРИЗНАКИ-02	27	ПРИЗНАКИ-28	50	ПРИЗНАКИ-60
4	ПРИЗНАКИ-03	28	ПРИЗНАКИ-29	51	ПРИЗНАКИ-61
5	ПРИЗНАКИ-04	29	ПРИЗНАКИ-32	52	ПРИЗНАКИ-62
6	ПРИЗНАКИ-05	30	ПРИЗНАКИ-33	53	ПРИЗНАКИ-63
7	ПРИЗНАКИ-06	31	ПРИЗНАКИ-34	54	ПРИЗНАКИ-64
8	ПРИЗНАКИ-07	32	ПРИЗНАКИ-35	55	ПРИЗНАКИ-65
9	ПРИЗНАКИ-08	33	ПРИЗНАКИ-36	56	ПРИЗНАКИ-67
10	ПРИЗНАКИ-09	34	ПРИЗНАКИ-38	57	ПРИЗНАКИ-69
11	ПРИЗНАКИ-10	35	ПРИЗНАКИ-39	58	ПРИЗНАКИ-71
12	ПРИЗНАКИ-11	36	ПРИЗНАКИ-40	59	ПРИЗНАКИ-73
13	ПРИЗНАКИ-12	37	ПРИЗНАКИ-41	60	ПРИЗНАКИ-76
14	ПРИЗНАКИ-13	38	ПРИЗНАКИ-44	61	ПРИЗНАКИ-80
15	ПРИЗНАКИ-14	39	ПРИЗНАКИ-45	62	ПРИЗНАКИ-81
16	ПРИЗНАКИ-15	40	ПРИЗНАКИ-48	63	ПРИЗНАКИ-83
17	ПРИЗНАКИ-16	41	ПРИЗНАКИ-50	64	ПРИЗНАКИ-85
18	ПРИЗНАКИ-17	42	ПРИЗНАКИ-51	65	ПРИЗНАКИ-86
19	ПРИЗНАКИ-18	43	ПРИЗНАКИ-52	66	ПРИЗНАКИ-88
20	ПРИЗНАКИ-19	44	ПРИЗНАКИ-54	67	ПРИЗНАКИ-89
21	ПРИЗНАКИ-20	45	ПРИЗНАКИ-55	68	ПРИЗНАКИ-91
22	ПРИЗНАКИ-21	46	ПРИЗНАКИ-56	69	ПРИЗНАКИ-92
23	ПРИЗНАКИ-23	47	ПРИЗНАКИ-57	70	ПРИЗНАКИ-97
24	ПРИЗНАКИ-25	48	ПРИЗНАКИ-58	71	ПРИЗНАКИ-98

Таблица 4 – Обучающая выборка (полностью)

NAME OBJ	N2	N3	NAME OBJ	N2	N3	NAME OBJ	N2	N3	NAME OBJ	N2	N3
01_01i	1	2	03_10i	3	4	06_01i	6	7	08_10i	8	9
01_02i	1	2	03_11i	3	4	06_02i	6	7	08_11i	8	9
01_03i	1	2	03_12i	3	4	06_03i	6	7	08_12i	8	9
01_04i	1	2	03_13a	3	54	06_04i	6	7	08_13a	8	50
01_05i	1	2	03_14a	3	5	06_05i	6	7	08_14a	8	3
01_06i	1	2	03_15n	3	14	06_06i	6	7	08_15n	8	19
01_07i	1	2	03_16n	3	14	06_07i	6	7	08_16n	8	19
01_08i	1	2	03_17n	3	14	06_08i	6	7	08_17n	8	19
01_09i	1	2	03_18n	3	14	06_09i	6	7	08_18n	8	19
01_10i	1	2	04_01i	4	5	06_10i	6	7	09_01i	9	10
01_11i	1	2	04_02i	4	5	06_11i	6	7	09_02i	9	10
01_12i	1	2	04_03i	4	5	06_12i	6	7	09_03i	9	10
01_13a	1	65	04_04i	4	5	06_13a	6	43	09_04i	9	10
01_14a	1	6	04_05i	4	5	06_14a	6	8	09_05i	9	10
01_15n	1	12	04_06i	4	5	06_15n	6	17	09_06i	9	10
01_16n	1	12	04_07i	4	5	06_16n	6	17	09_07i	9	10
01_17n	1	2	04_08i	4	5	06_17n	6	17	09_08i	9	10
01_18n	1	12	04_09i	4	5	06_18n	6	17	09_09i	9	10
02_01i	2	3	04_10i	4	5	07_01i	7	8	09_10i	9	10
02_02i	2	3	04_11i	4	5	07_02i	7	8	09_11i	9	10
02_03i	2	3	04_12i	4	5	07_03i	7	8	09_12i	9	10
02_04i	2	3	04_13a	4	68	07_04i	7	8	09_13a	9	9
02_05i	2	3	04_14a	4	8	07_05i	7	8	09_14a	9	2
02_06i	2	3	04_15n	4	15	07_06i	7	8	09_15n	9	20
02_07i	2	3	04_16n	4	15	07_07i	7	8	09_16n	9	20
02_08i	2	3	04_17n	4	15	07_08i	7	8	09_17n	9	20
02_09i	2	3	04_18n	4	15	07_09i	7	8	09_18n	9	20
02_10i	2	3	05_01i	5	6	07_10i	7	8	10_01i	10	11
02_11i	2	3	05_02i	5	6	07_11i	7	8	10_02i	10	11
02_12i	2	3	05_03i	5	6	07_12i	7	8	10_03i	10	11
02_13a	2	32	05_04i	5	6	07_13a	7	7	10_04i	10	11
02_14a	2	3	05_05i	5	6	07_14a	7	9	10_05i	10	11
02_15n	2	13	05_06i	5	6	07_15n	7	18	10_06i	10	11
02_16n	2	13	05_07i	5	6	07_16n	7	18	10_07i	10	11
02_17n	2	13	05_08i	5	6	07_17n	7	18	10_08i	10	11
02_18n	2	13	05_09i	5	6	07_18n	7	18	10_09i	10	11
03_01i	3	4	05_10i	5	6	08_01i	8	9	10_10i	10	11
03_02i	3	4	05_11i	5	6	08_02i	8	9	10_11i	10	11
03_03i	3	4	05_12i	5	6	08_03i	8	9	10_12i	10	11
03_04i	3	4	05_13a	5	55	08_04i	8	9	10_13a	10	41
03_05i	3	4	05_14a	5	5	08_05i	8	9	10_14a	10	11
03_06i	3	4	05_15n	5	16	08_06i	8	9	10_15n	10	21
03_07i	3	4	05_16n	5	16	08_07i	8	9	10_16n	10	21
03_08i	3	4	05_17n	5	16	08_08i	8	9	10_17n	10	21
03_09i	3	4	05_18n	5	16	08_09i	8	9	10_18n	10	21

Шаг 2. Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Таким образом, работа API-2.3.2.2 полностью подготовила следующий этап АСК-анализа: синтез и верификацию статистических и системно-когнитивных моделей. Этот этап выполняется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунки 9, 10, 11):

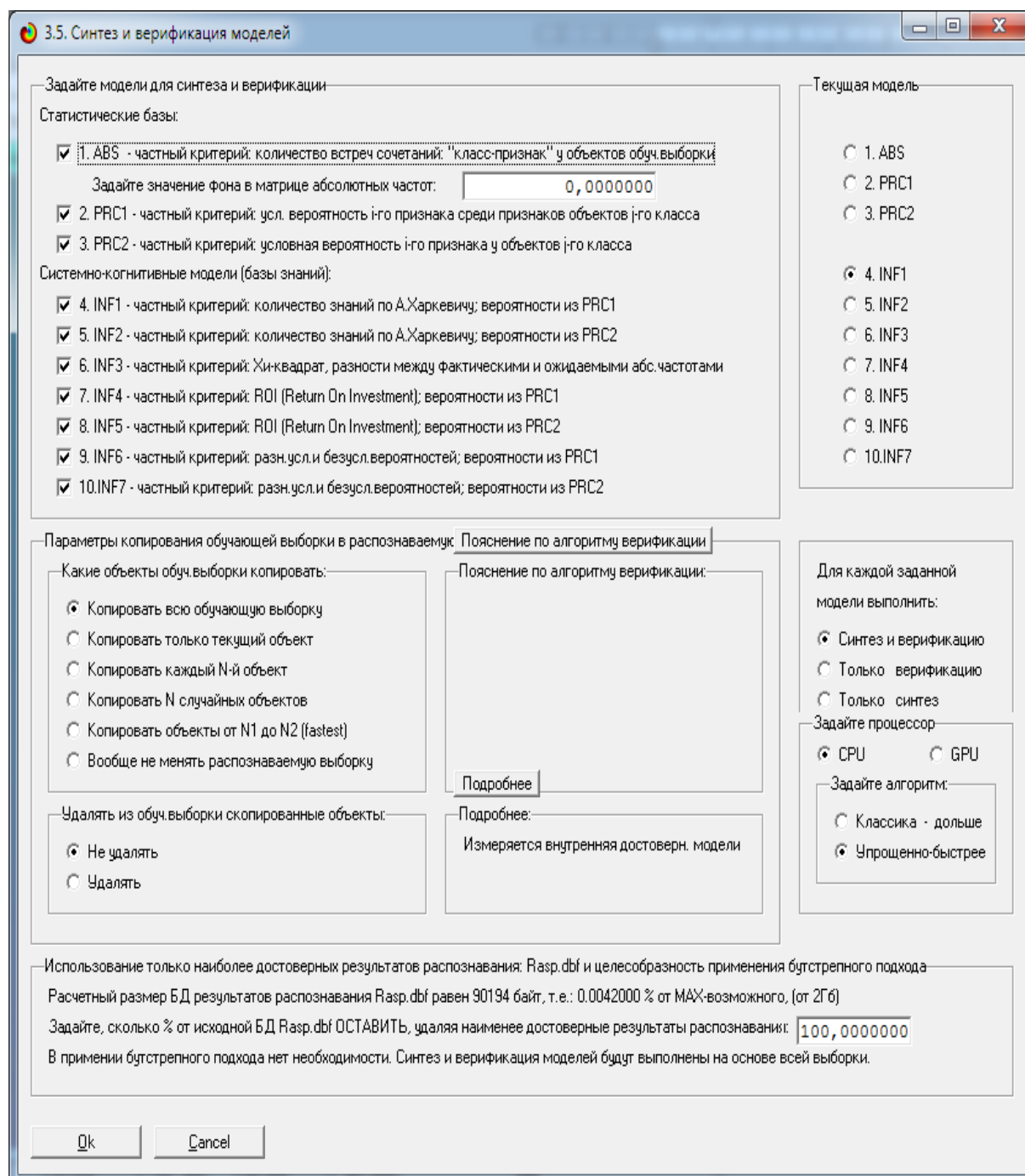


Рисунок 9. Экранная форма управления режимом синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

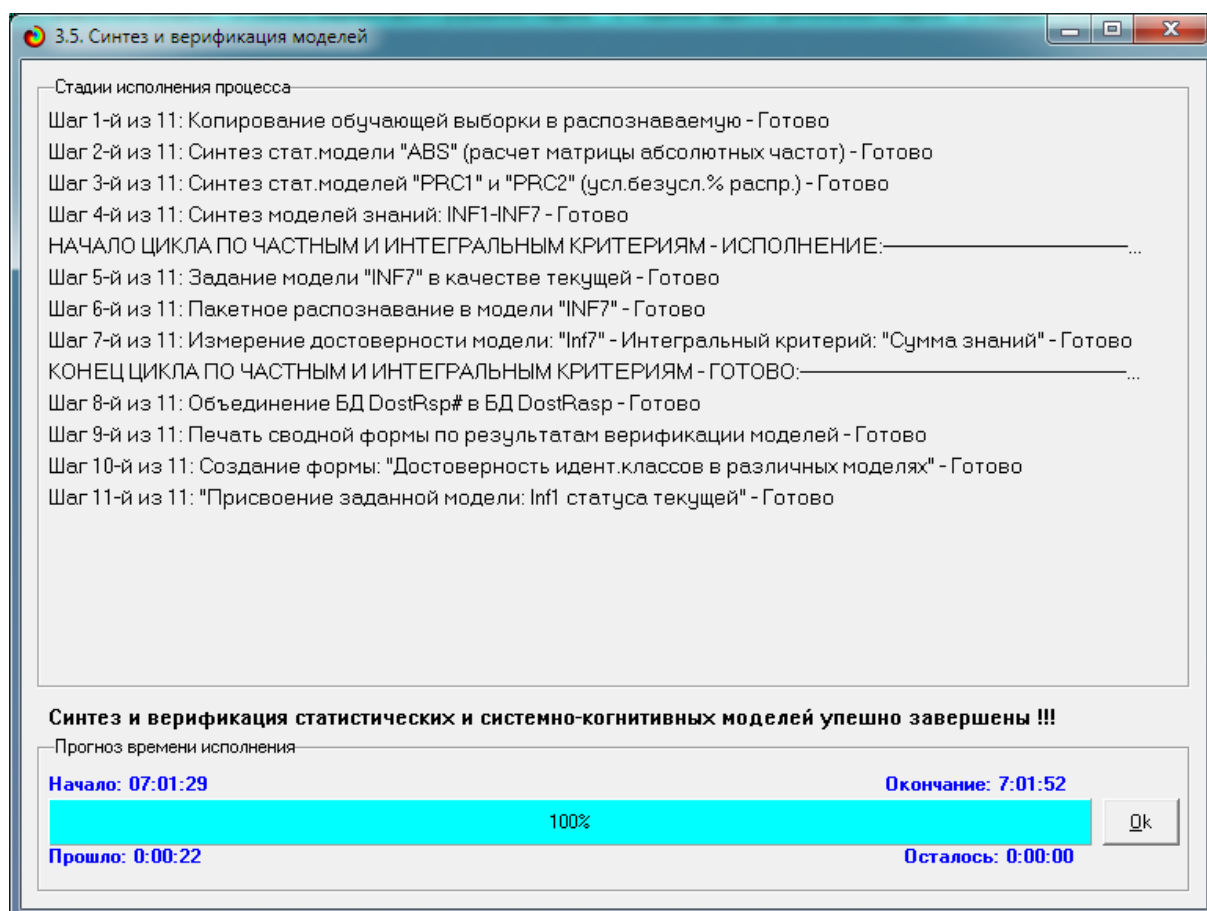


Рисунок 10. Экранная форма отображения процесса и окончания работы режима синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей системы «Эйдос»

В результате работы режима синтеза и верификации моделей были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивные моделей (рисунки 11)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. КЛАСС 01_	2. КЛАСС 02_	3. КЛАСС 03_	4. КЛАСС 04_	5. КЛАСС 05_	6. КЛАСС 06_	7. КЛАСС 07_	8. КЛАСС 08_	9. КЛАСС 09_	10. КЛАСС 10_	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1.0	ПРИЗНАКИ-00					1.0	1.0		1.0			4.0	0.40	0.52
2.0	ПРИЗНАКИ-01	120.0					1.0		1.0	1.0	2.0	125.0	12.50	37.70
3.0	ПРИЗНАКИ-02	1.0	121.0	1.0				2.0	1.0	1.0		127.0	12.70	38.06
4.0	ПРИЗНАКИ-03		1.0	122.0	1.0			1.0	3.0	1.0		131.0	13.10	38.28
5.0	ПРИЗНАКИ-04	1.0	2.0	1.0	120.0	1.0						125.0	12.50	37.79
6.0	ПРИЗНАКИ-05	1.0		5.0	2.0	122.0	1.0	4.0	1.0	2.0	2.0	140.0	14.00	37.99
7.0	ПРИЗНАКИ-06		2.0		3.0	4.0	120.0	1.0	2.0	1.0	1.0	134.0	13.40	37.48
8.0	ПРИЗНАКИ-07		2.0		3.0		2.0	122.0	2.0	3.0	2.0	136.0	13.60	38.11
9.0	ПРИЗНАКИ-08	2.0		1.0	1.0	1.0	1.0	2.0	121.0	1.0		130.0	13.00	37.95
10.0	ПРИЗНАКИ-09	3.0	1.0	1.0			1.0			122.0		128.0	12.80	38.38
11.0	ПРИЗНАКИ-10	2.0	2.0		1.0	2.0	1.0				122.0	130.0	13.00	38.31
12.0	ПРИЗНАКИ-11	40.0								1.0		41.0	4.10	12.62
13.0	ПРИЗНАКИ-12		40.0	1.0								41.0	4.10	12.62
14.0	ПРИЗНАКИ-13			40.0								40.0	4.00	12.65
15.0	ПРИЗНАКИ-14				40.0							40.0	4.00	12.65
16.0	ПРИЗНАКИ-15	1.0				41.0						42.0	4.20	12.93
17.0	ПРИЗНАКИ-16						40.0	1.0				41.0	4.10	12.62
18.0	ПРИЗНАКИ-17							40.0				40.0	4.00	12.65
19.0	ПРИЗНАКИ-18								40.0			40.0	4.00	12.65
20.0	ПРИЗНАКИ-19	1.0					1.0	1.0		40.0		43.0	4.30	12.55
21.0	ПРИЗНАКИ-20									1.0	40.0	41.0	4.10	12.62
22.0	ПРИЗНАКИ-21	1.0										1.0	0.10	0.32
23.0	ПРИЗНАКИ-23			1.0								1.0	0.10	0.32
24.0	ПРИЗНАКИ-25		1.0									1.0	0.10	0.32
25.0	ПРИЗНАКИ-26					1.0			1.0		1.0	3.0	0.30	0.48
26.0	ПРИЗНАКИ-27	1.0									1.0	1.0	0.10	0.32



Рисунок 11. Статистические и системно-когнитивные модели системы «Эйдос» до начала итераций разделения классов на типичную и нетипичную части

Способ расчета этих моделей кратко, но полно описан в работе [8], а также в help режима 5.5 системы «Эйдос».

Шаг 3. Оценка достоверности статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности статистических и системно-когнитивных моделей осуществляется в режиме 3.4 системы «Эйдос».

Достоверность исходных моделей оказалась довольно высокой: F-мера Ван Ризбергена для модели INF3 равна $F=0,854$ при максимуме 1,000 (рисунок 12).

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего признаков объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модулей уровней схожести решений (ST)	Сумма модулей уровней схожести решений (ST)	Сумма модулей уровней схожести решений (STP)	Сумма модулей уровней схожести решений (STN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений: "Клас...	Корреляция абс частот с обр...	180	169	1456	164	11	0.508	0.939	0.659	135.161	26.887	20.718	20.009
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений: "Клас...	Сумма абс частот по призна...	180	169	744	876	11	0.170	1.000	0.291	133.841	26.887	20.718	20.009
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность (по признаку сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	180	169	1456	164	11	0.508	0.939	0.659	135.161	26.887	20.718	20.009
2. PFC1 - частный критерий: усл. вероятность (по признаку сред...	Сумма усл.отн частот по призна...	180	169	744	876	11	0.170	1.000	0.291	133.841	26.887	20.718	20.009
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность (по признаку...	Корреляция усл.отн частот с о...	180	169	1456	164	11	0.508	0.939	0.659	135.161	26.887	20.718	20.009
3. PFC2 - частный критерий: условная вероятность (по признаку...	Сумма усл.отн частот по призна...	180	169	744	876	11	0.170	1.000	0.291	133.841	26.887	20.718	20.009
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХарквингу: в...	Семантический резонанс: зна...	180	170	1530	90	10	0.654	0.944	0.773	72.048	344.679	3.551	3.751
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХарквингу: в...	Сумма знаний	180	170	1568	52	10	0.766	0.944	0.846	140.712	608.039	3.551	3.751
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХарквингу: в...	Семантический резонанс: зна...	180	170	1530	90	10	0.654	0.944	0.773	72.048	344.679	3.551	3.751
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХарквингу: в...	Сумма знаний	180	170	1568	52	10	0.766	0.944	0.846	140.712	608.039	3.551	3.751
6. INF3 - частный критерий: Хинквандат: разности между фактик...	Семантический резонанс: зна...	180	172	1575	45	8	0.793	0.956	0.856	134.493	144.505	10.853	4.589
6. INF3 - частный критерий: Хинквандат: разности между фактик...	Сумма знаний	180	172	1569	31	8	0.771	0.956	0.834	132.697	136.926	4.589	4.420
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс: зна...	180	173	1581	39	7	0.816	0.961	0.863	97.760	127.987	4.420	8.949
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	180	177	1504	116	3	0.604	0.983	0.748	155.189	70.375	8.949	8.949
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Семантический резонанс: зна...	180	173	1581	39	7	0.816	0.961	0.863	97.760	127.987	4.420	8.949
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): вероятно...	Сумма знаний	180	177	1504	116	3	0.604	0.983	0.748	155.189	70.375	8.949	8.949
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс: зна...	180	167	1558	62	13	0.729	0.928	0.817	133.093	98.280	13.961	6.765
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	180	172	1530	90	8	0.656	0.956	0.776	132.697	74.590	6.765	6.765
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс: зна...	180	167	1558	62	13	0.729	0.928	0.817	133.093	98.280	13.961	6.765
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	180	172	1530	90	8	0.656	0.956	0.776	132.697	74.590	6.765	6.765

Рисунок 12. Достоверность системно-когнитивной модели INF3 системы «Эйдос» до начала итераций разделения классов на типичную и нетипичную части

Шаг 4. Идентификация в наиболее достоверной модели

В качестве текущей зададим наиболее достоверную по F-критерию Ван Ризбергена модель INF3 (рисунок 13).

Для задания модели в качестве текущей используется режим 5.6 системы «Эйдос» (рисунки 14), а для решения задачи идентификации объектов обучающей выборки в текущей модели режим 4.1.2 (рисунки 15).

Распознаваемая выборка уже содержит обучающую выборку после выполнения режима 3.5 (синтез и верификация модели), поэтому специально создавать распознаваемую выборку нет необходимости и можно сразу запускать распознавание (идентификацию).

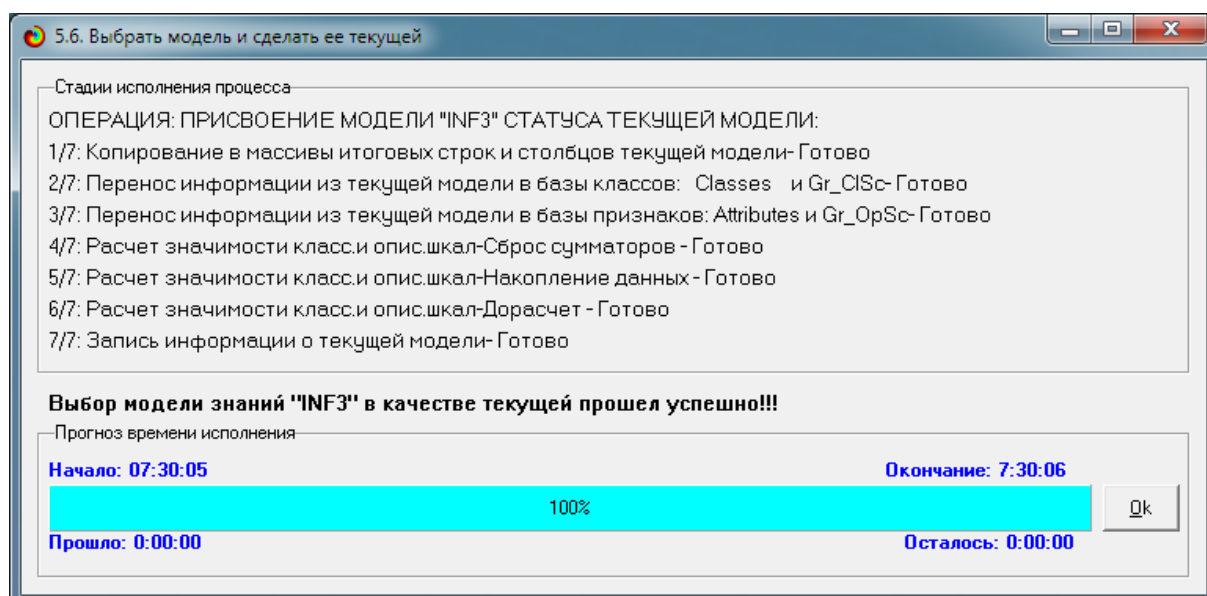
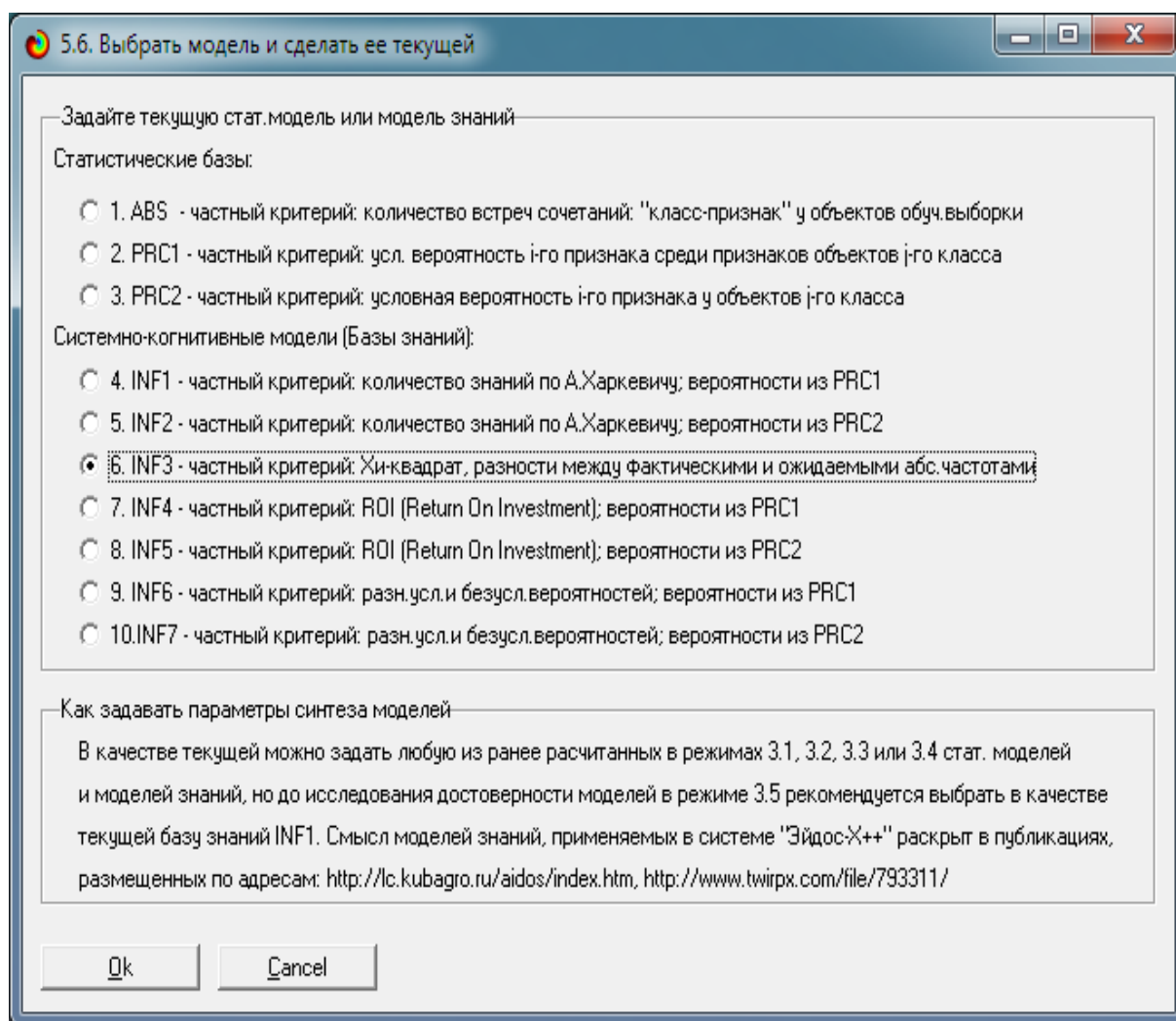


Рисунок 13. Экранные формы режима 5.6 придания модели статуса текущей

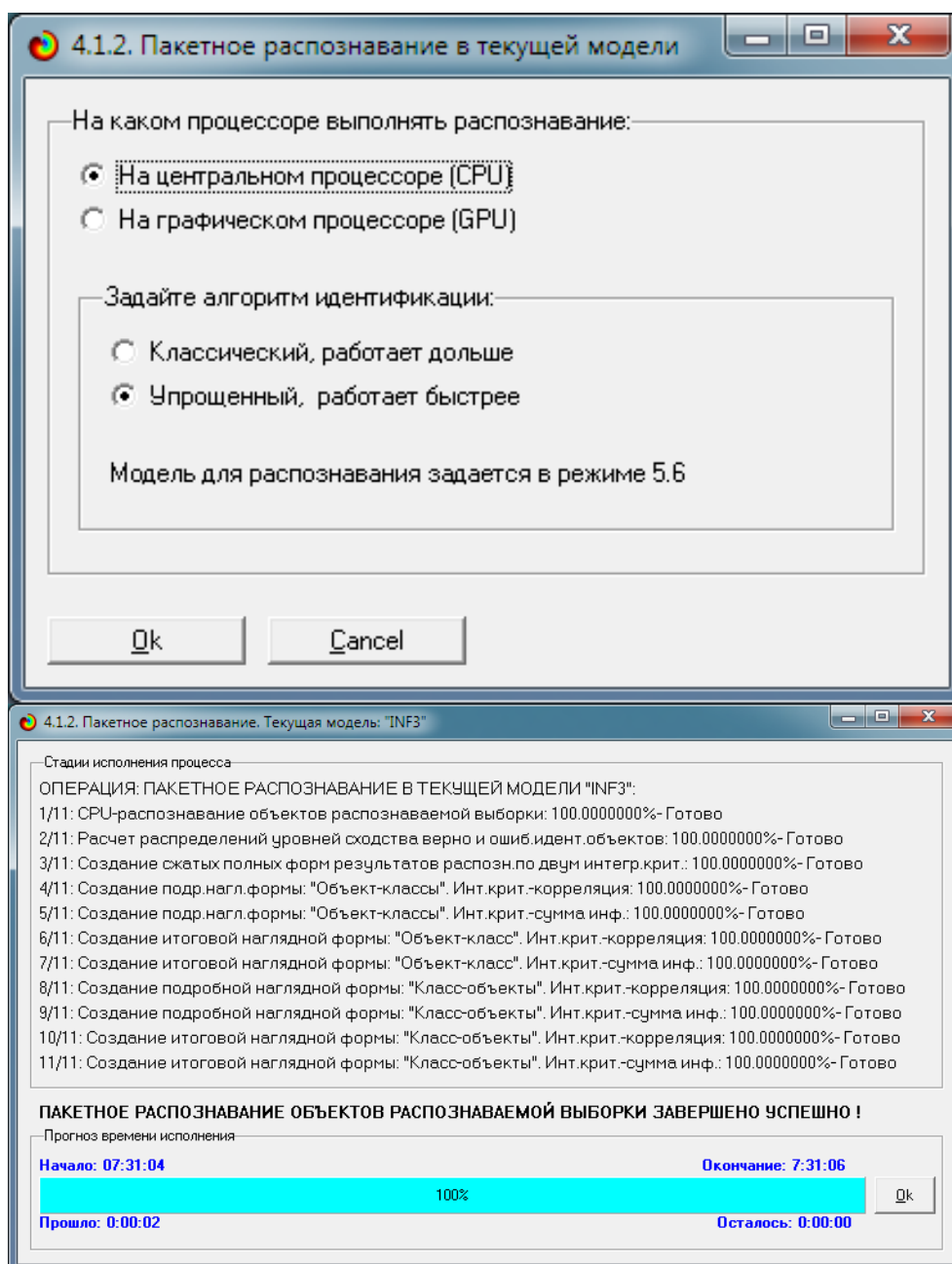
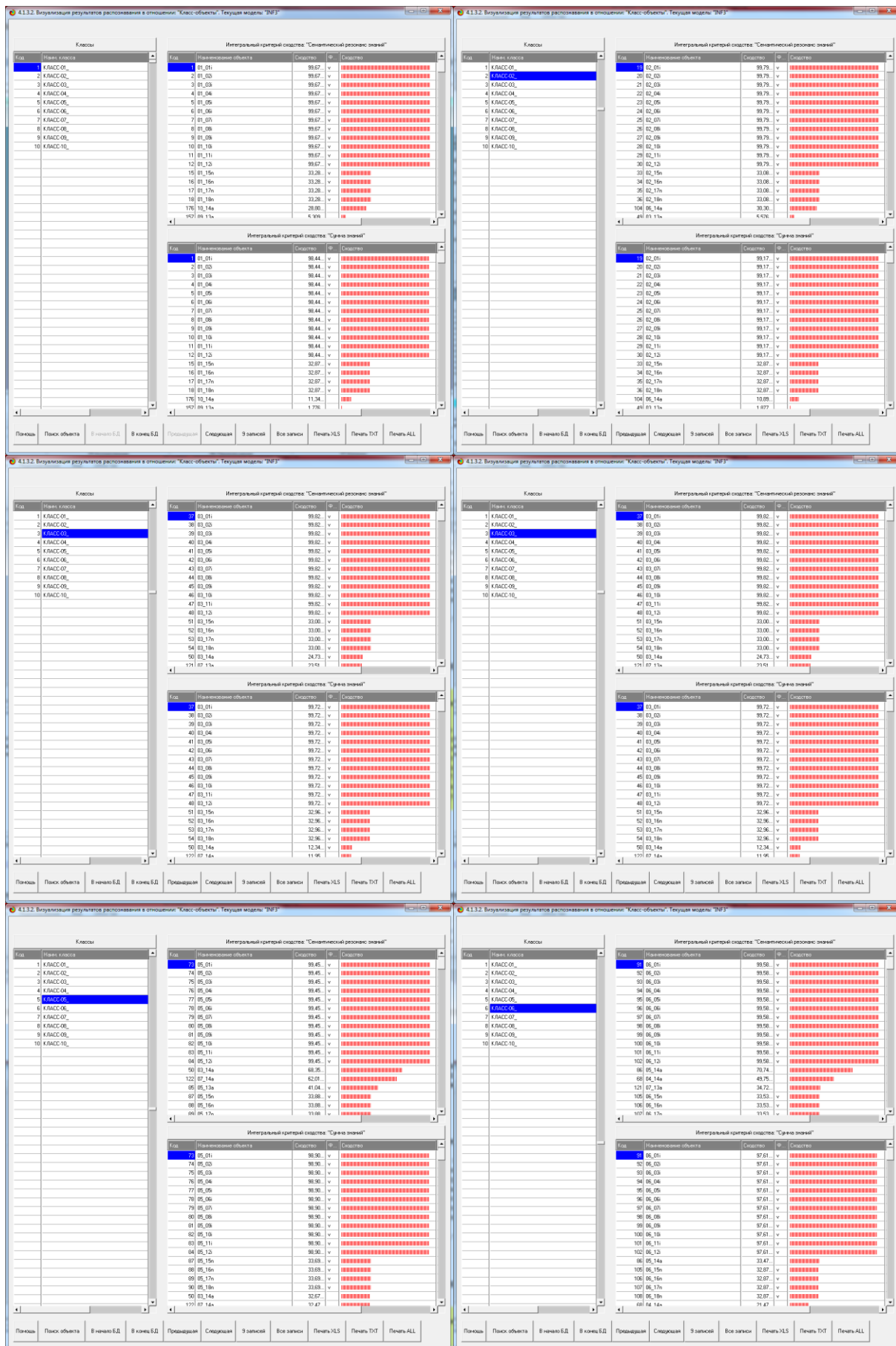


Рисунок 14. Экранные формы режима 4.1.2 пакетного распознавания

Подробные результаты идентификации объектов обучающей выборки с каждым из классов приведены в экранных формах на рисунках 15.

Из этих экранных форм видно, что уровень сходства различных объектов с классами, к которым они относятся, является различным, и есть довольно много объектов с уровнем сходства с классами, к которым они относятся, ниже 50%.

Эти объекты могут являться и *нетипичными для данных классов* объектами, и объектами *нетипичными для всех классов*, т.е. артефактами.



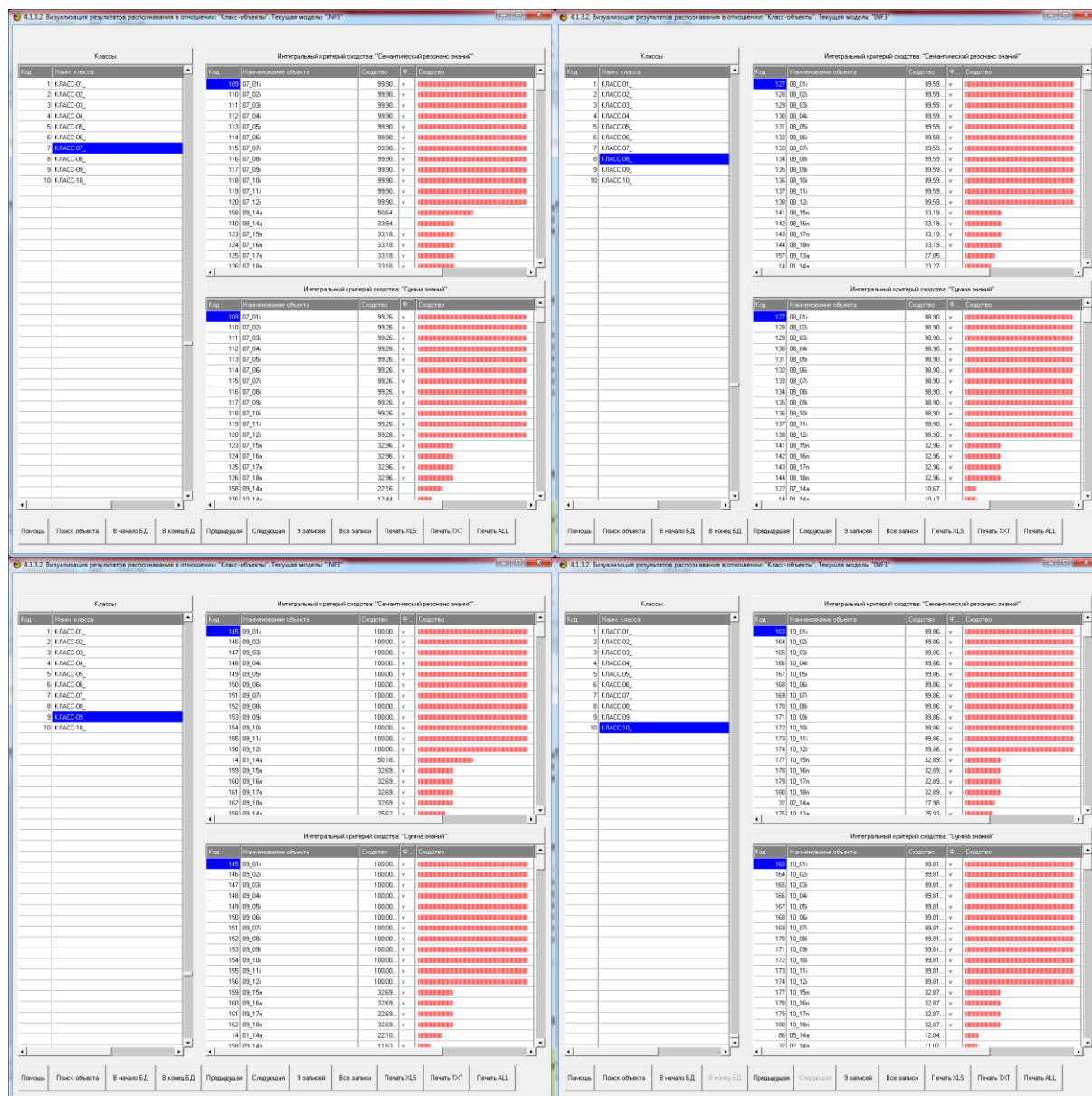


Рисунок 15. Подробные результаты идентификации объектов обучающей выборки с каждым из классов, к которым они фактически относятся (в наиболее достоверной модели INF3 до начала процесса итераций)¹

Какие выводы можно сделать из экранных форм, приведенных на рисунке 15?

Прежде всего, мы видим, что все нетипичные объекты имеют сходство с классами, к которым они относятся по данным обучающей выборки, менее 35%. Этот уровень сходства обусловлен тем, что для формирования каждого обобщенного образа класса использовалось 12 объектов с *истинными* значениями признаков, 4 объекта с *закономерными ложными* значениями признаков (нетипичные объекты) и 2 объекта со *случайными* значениями признаков (артефакты).

¹ Приведенные экранные формы вполне читабельны при увеличении масштаба изображения

Из рисунков 15 видно, что уровни сходства артефактов с обобщенными образами классов могут принимать значения в широком диапазоне, т.е. могут быть и довольно похожими на класс, но обычно они имеют весьма низкий уровень сходства с классами: менее 15%.

Количество информации о принадлежности объектов к классам, которое содержится в их признаках, наглядно видно из когнитивных функций (см. рисунки 16 и 17) [10]:

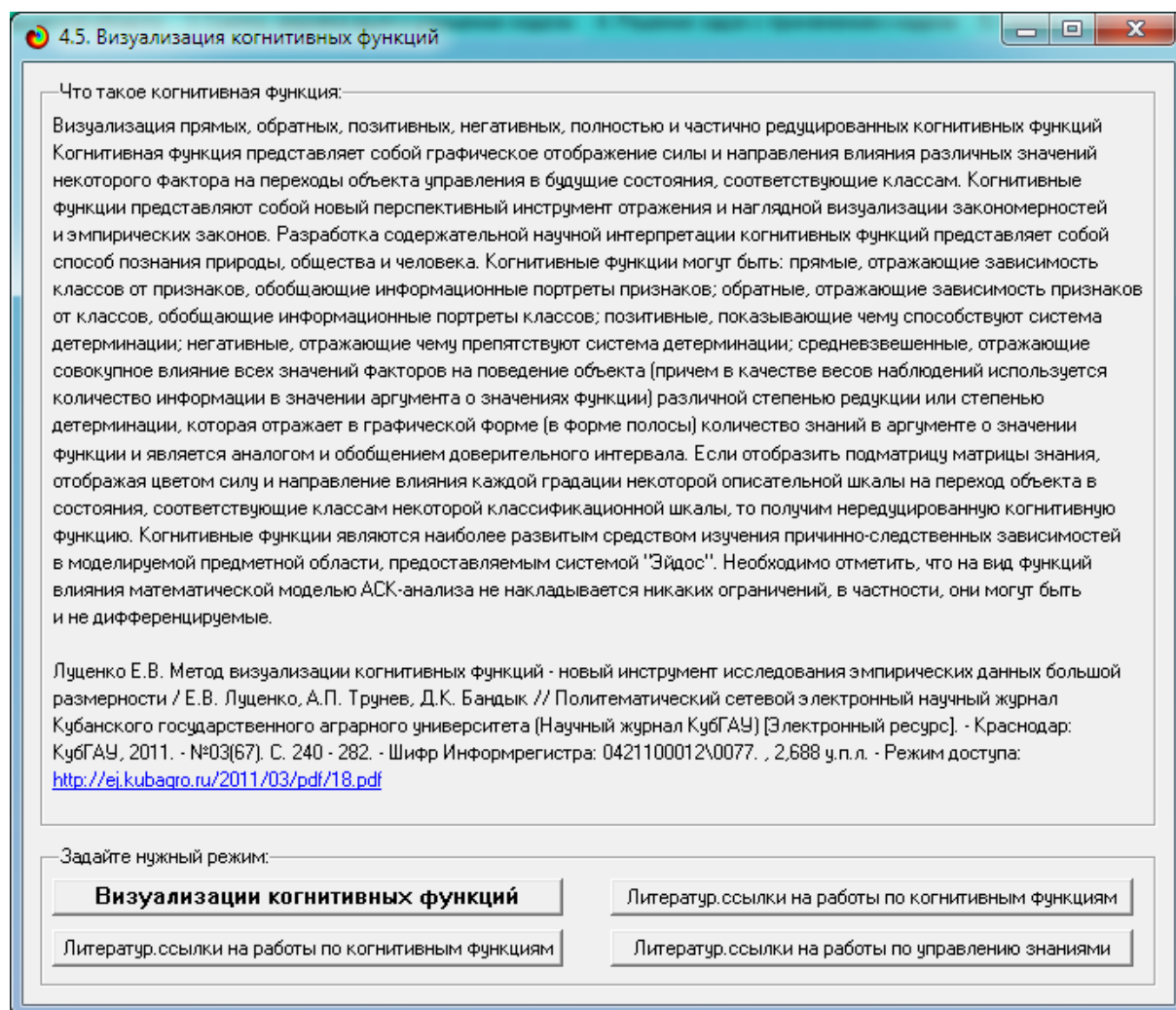


Рисунок 16. Комментарий к режиму формирования когнитивных функций

Из рисунка 17 видно, что:

– признаки в диапазоне от 01 до 10 содержат большое количество информации о принадлежности к одним классам (обозначены цветами теплой гаммы) и непринадлежности к другим классам (холодные цвета). Эти признаки характерны для объектов с истинными описаниями;

– признаки в диапазоне от 11 до 20 содержат большое количество информации о принадлежности к одним классам (обозначены цветами теплой гаммы), но малое количество информации о непринадлежности к другим классам (холодные цвета). Эти признаки характерны для

нетипичных объектов классов, т.е. объектов с закономерными, но ложными описаниями;

– признаки в диапазоне от 21 до 98 описывают объекты со случайными описаниями, т.е. артефакты.

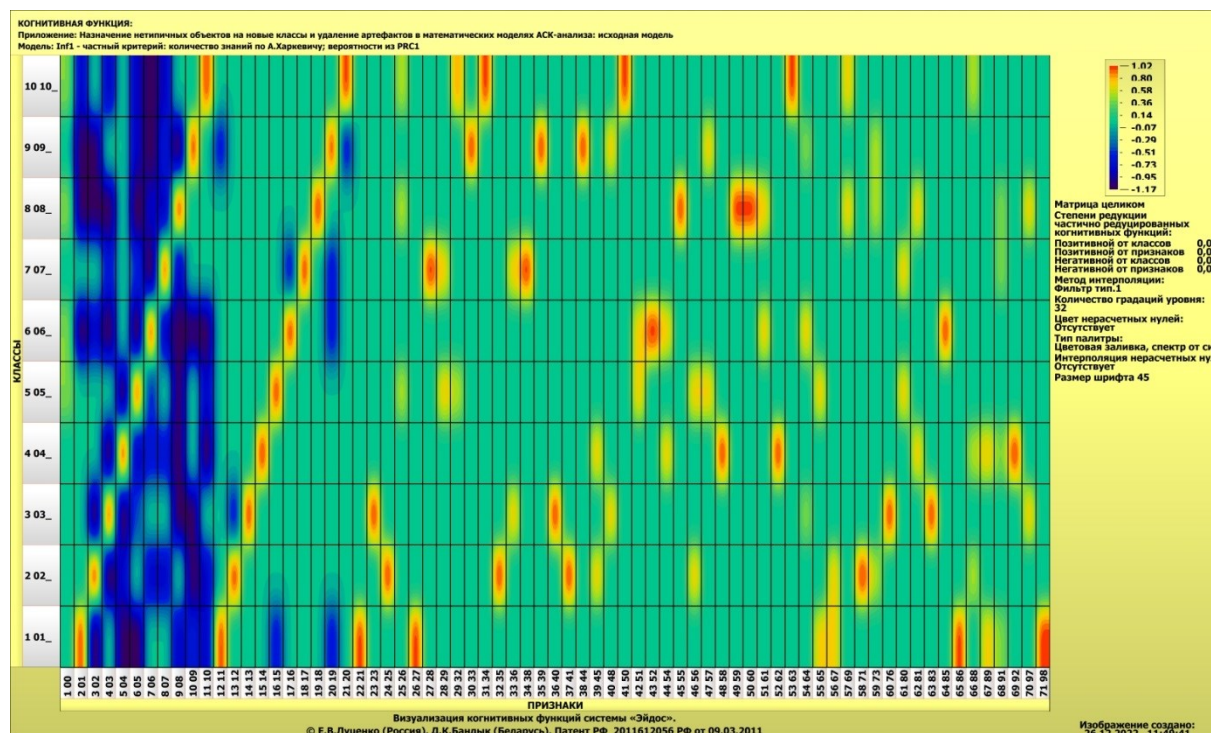


Рисунок 17. Когнитивная функция, построенная в модели INF1 на нулевой итерации (исходная модель)

Рассмотрим теперь как в системе «Эйдос» осуществляется Выявление нетипичных объектов и их назначение на новые классы (разделение классов на типичную и нетипичную части).

4.4. Шаг 5. Начало 1-й итерации: выявление нетипичных объектов и их назначение на новые классы (разделение классов на типичную и нетипичную части)

Эти процедуры осуществляются в режиме 3.6 системы «Эйдос» (рисунки 18, 19, 20). Запустим режим 3.6 при параметрах, приведенных на рисунке 18.

В результате работы режима получим экранную форму, приведенную на рисунке 19.

Отметим, что 60 объектов, для которых созданы новые классы, включают 40 нетипичных объекта по 4 на каждый из 10 классов и 20 артефактов по 2 на каждый класс.

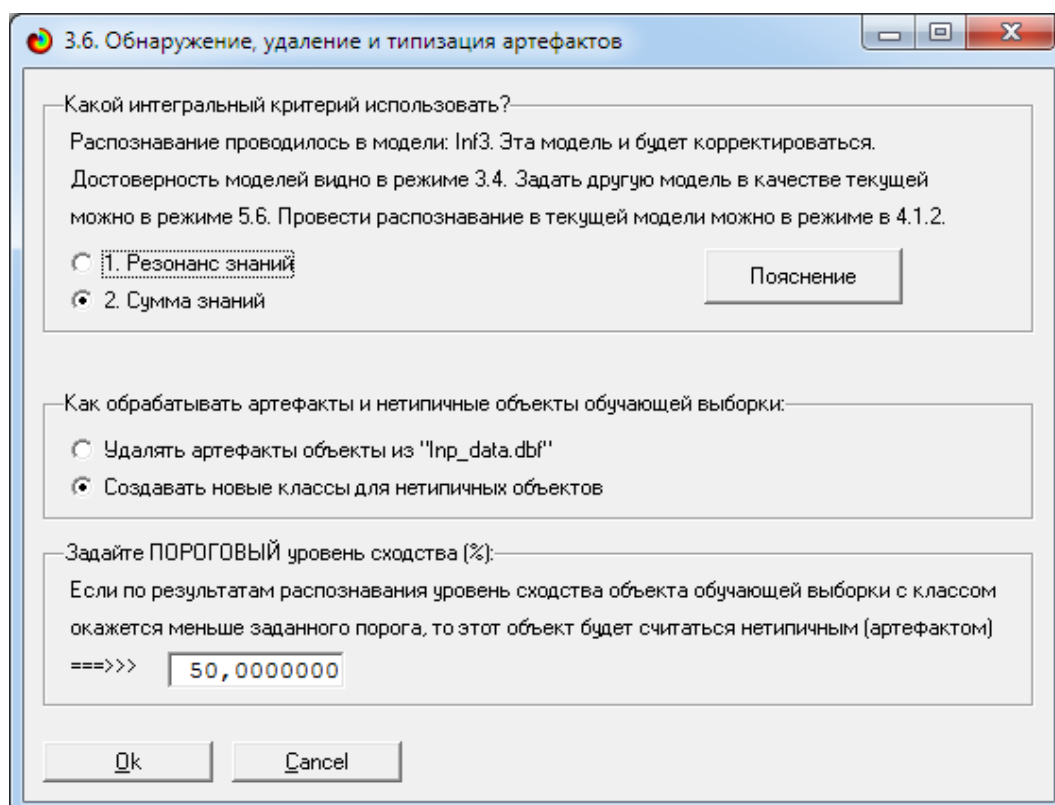


Рисунок 18. Экранная форма управления режимом 3.6 системы «Эйдос»

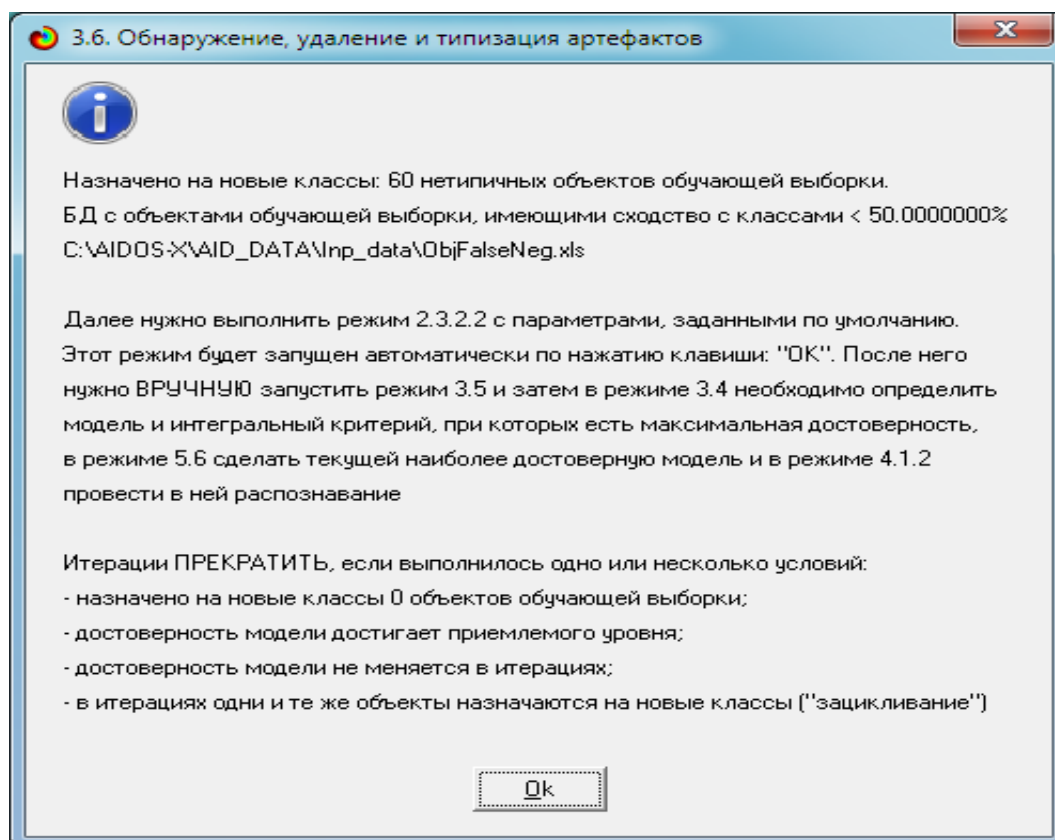


Рисунок 19. Экранная форма по результатам работы режима 3.6

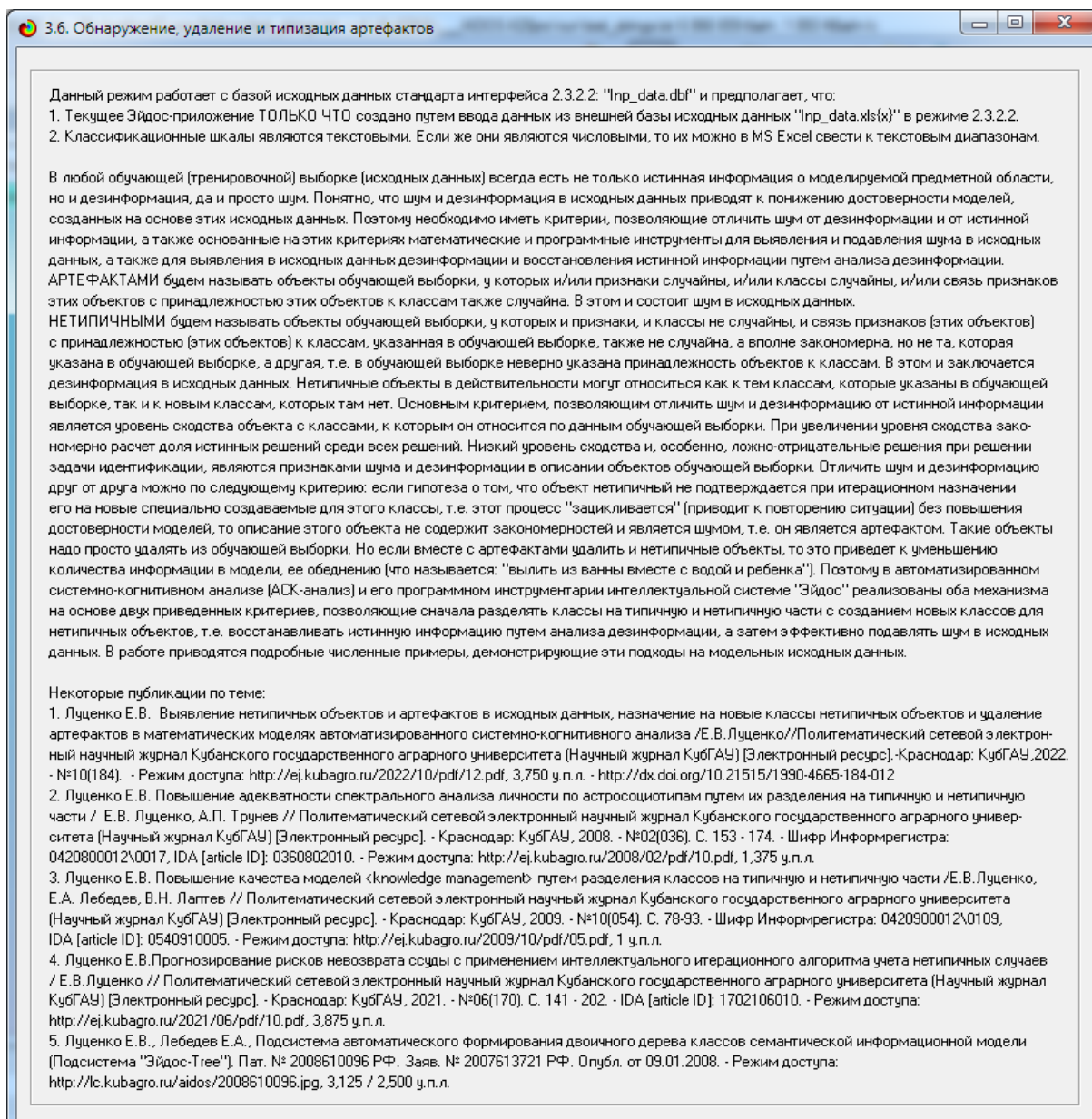


Рисунок 20. Экранная форма help режима 3.6 системы «Эйдос»

4.5. Шаг 6. Проверка условий завершения процесса итераций

Завершение процесса итераций, т.е. переход на шаг 7, осуществляется при выполнении одного или нескольких из следующих условий:

1. Назначено на новые классы 0 (или другое не изменяющееся в итерациях количество) объектов обучающей выборки.
2. Достоверность модели достигает приемлемого уровня.
3. Достоверность модели не меняется в итерациях.
4. В итерациях одни и те же объекты назначаются на новые классы (процесс «защикливается»).

Иначе **продолжение** процесса итераций, т.е. переход на шаг 1.

Где получить информацию по пунктам условий окончания итераций.

По п.1 информация содержится в форме, приведенной на рисунке 19.

По п.2 и п.3 информация содержится в форме, приведенной на рисунке 12.

По п.4 информация содержится в форме, приведенной в таблице 5.

Поскольку, по сути, в начале 1-й итерации сравнивать исходную ситуацию не с чем, т.к. еще нет никакой *динамики* изменения ситуации, то переходим на последующие этапы 1-й итерации: создание ее модели.

4.6. Создание модели 1-й итерации

Шаг 1. Формализация предметной области

После нажатия «Ok» на экранной форме, приведенной на рисунке 19, *автоматически* запускается API-2.3.2.2. На рисунке 21 приведена экранная форма управления API-2.3.2.2 с параметрами по умолчанию после запуска режима 3.6.

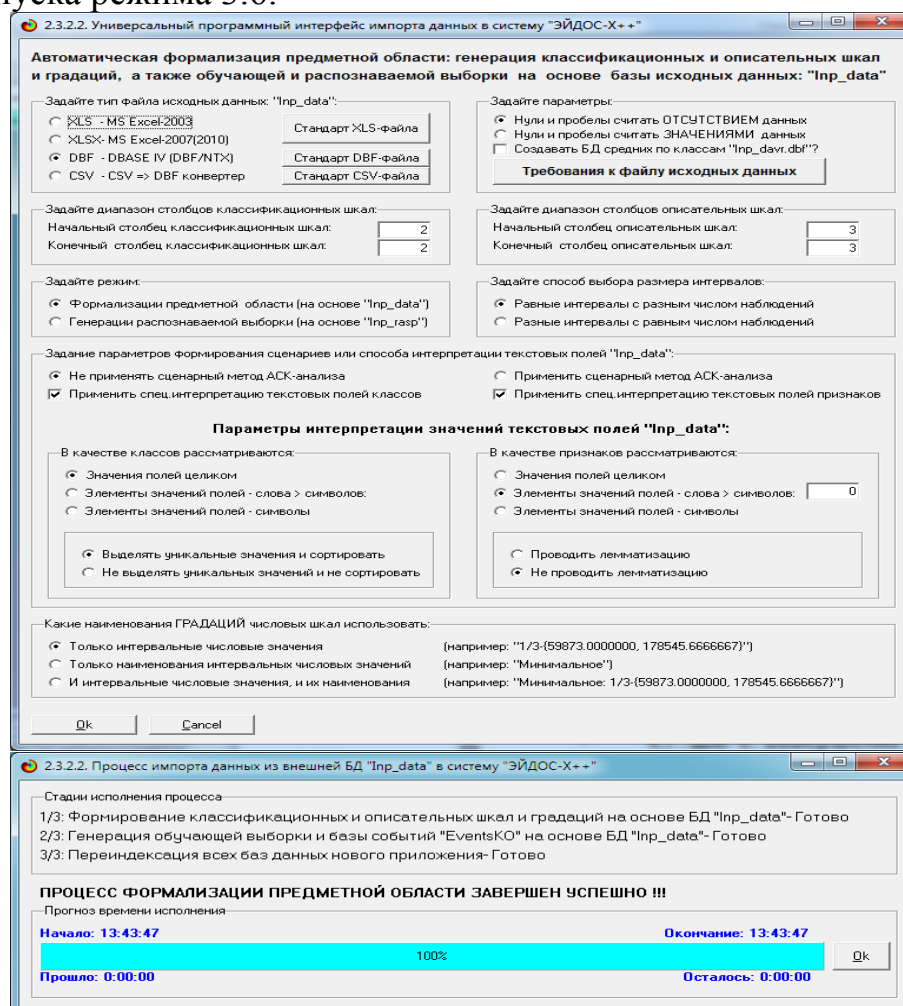


Рисунок 21. Экранные формы управления процесса исполнения API-2.3.2.2 с параметрами по умолчанию после запуска режима 3.6.

Как видно из рисунка 21 в качестве источника исходных данных для создания моделей будет использован файл «Inp_data.dbf», созданный

режимом 3.6 на предыдущем шаге. Этот файл полностью аналогичен исходным данным, приведенным в таблице 1, за исключением того, что нетипичные объекты и артефакты *назначены* на новые специально созданные для этого классы (таблица 5).

Таблица 5 – Исходные данные после назначения нетипичных объектов и артефактов на новые классы в 1-й итерации

N1	N2	N3	N1	N2	N3	N1	N2	N3
01_01i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_07i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_13a	07_1	29 80 38 91 19 28 36 16 03 06
01_02i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_08i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_14a	07_1	05 07 03 07 05 03 05 08 05 08
01_03i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_09i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_15n	07_1	17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_04i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_10i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_16n	07_1	17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_05i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_11i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_17n	07_1	17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_06i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_12i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_18n	07_1	17 17 17 17 17 17 17 17 17
01_07i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_13a	04_1	54 89 45 92 62 81 58 07 88 91	08_01i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_08i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_14a	04_1	05 10 06 07 03 08 05 06 06 07	08_02i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_09i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_15n	04_1	14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_03i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_10i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_16n	04_1	14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_04i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_11i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_17n	04_1	14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_05i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_12i	01	01 01 01 01 01 01 01 01 01	04_18n	04_1	14 14 14 14 14 14 14 14 14	08_06i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_13a	01_1	98 27 91 65 89 15 21 19 67 86	05_01i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_07i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_14a	01_1	10 02 09 08 09 04 10 08 09 05	05_02i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_08i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_15n	01_1	11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_03i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_09i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_16n	01_1	11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_04i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_10i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_17n	01_1	11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_05i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_11i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
01_18n	01_1	11 11 11 11 11 11 11 11 11	05_06i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_12i	08	08 08 08 08 08 08 08 08 08
02_01i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_07i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_13a	08_1	55 69 61 81 97 59 26 91 73 60
02_02i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_08i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_14a	08_1	08 03 05 06 06 00 01 07 02
02_03i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_09i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_15n	08_1	18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_04i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_10i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_16n	08_1	18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_05i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_11i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_17n	08_1	18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_06i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_12i	05	05 05 05 05 05 05 05 05 05	08_18n	08_1	18 18 18 18 18 18 18 18 18
02_07i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_13a	05_1	15 57 05 29 56 26 51 32 80 65	09_01i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_08i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_14a	05_1	00 06 06 10 06 05 08 06 10 04	09_02i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_09i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_15n	05_1	15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_03i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_10i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_16n	05_1	15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_04i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_11i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_17n	05_1	15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_05i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_12i	02	02 02 02 02 02 02 02 02 02	05_18n	05_1	15 15 15 15 15 15 15 15 15	09_06i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_13a	02_1	25 41 73 56 45 71 67 04 88 35	06_01i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_07i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_14a	02_1	07 10 06 10 09 03 07 06 04 02	06_02i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_08i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_15n	02_1	12 12 12 12 12 12 12 12 12	06_03i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_09i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_16n	02_1	12 12 12 12 12 12 12 12 12	06_04i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_10i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_17n	02_1	12 12 12 12 12 12 12 12 12	06_05i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_11i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
02_18n	02_1	12 12 12 12 12 12 12 12 12	06_06i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_12i	09	09 09 09 09 09 09 09 09 09
03_01i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_07i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_13a	09_1	48 44 73 33 57 11 64 20 39 08
03_02i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_08i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_14a	09_1	05 06 07 05 07 09 09 07 02 01
03_03i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_09i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_15n	09_1	19 19 19 19 19 19 19 19 19
03_04i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_10i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_16n	09_1	19 19 19 19 19 19 19 19 19
03_05i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_11i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_17n	09_1	19 19 19 19 19 19 19 19 19
03_06i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_12i	06	06 06 06 06 06 06 06 06 06	09_18n	09_1	19 19 19 19 19 19 19 19 19
03_07i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_13a	06_1	64 51 64 00 85 54 19 61 85 52	10_01i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_08i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_14a	06_1	09 01 08 07 02 10 05 03 02 07	10_02i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_09i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_15n	06_1	16 16 16 16 16 16 16 16 16	10_03i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_10i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_16n	06_1	16 16 16 16 16 16 16 16 16	10_04i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_11i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_17n	06_1	16 16 16 16 16 16 16 16 16	10_05i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_12i	03	03 03 03 03 03 03 03 03 03	06_18n	06_1	16 16 16 16 16 16 16 16 16	10_06i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_13a	03_1	48 36 40 83 12 05 23 97 76 64	07_01i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_07i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_14a	03_1	05 03 03 05 02 08 09 05 05 04	07_02i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_08i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_15n	03_1	13 13 13 13 13 13 13 13 13	07_03i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_09i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_16n	03_1	13 13 13 13 13 13 13 13 13	07_04i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_10i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_17n	03_1	13 13 13 13 13 13 13 13 13	07_05i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_11i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
03_18n	03_1	13 13 13 13 13 13 13 13 13	07_06i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_12i	10	10 10 10 10 10 10 10 10 10
04_01i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_07i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_13a	10_1	26 03 63 10 69 32 88 34 32 50
04_02i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_08i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_14a	10_1	01 07 05 01 07 03 00 06 05 10
04_03i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_09i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_15n	10_1	20 20 20 20 20 20 20 20 20
04_04i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_10i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_16n	10_1	20 20 20 20 20 20 20 20 20
04_05i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_11i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_17n	10_1	20 20 20 20 20 20 20 20 20
04_06i	04	04 04 04 04 04 04 04 04 04	07_12i	07	07 07 07 07 07 07 07 07 07	10_18n	10_1	20 20 20 20 20 20 20 20 20

Разработка автора.

Источник данных: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\Inp_data.dbf

В таблице 5 для отметки артефактов и нетипичных объектов использованы те же самые цветные фоны, что и в таблице 1. Из таблицы 5 видно, что на данном этапе артефакты ничем не отличаются от нетипичных объектов.

После выполнения API-2.3.2.2 пользователю надо выполнить рекомендации, приведенные на экранной форме (рисунок 22). Этим самым *создаются условия для использования результатов текущей итерации.*

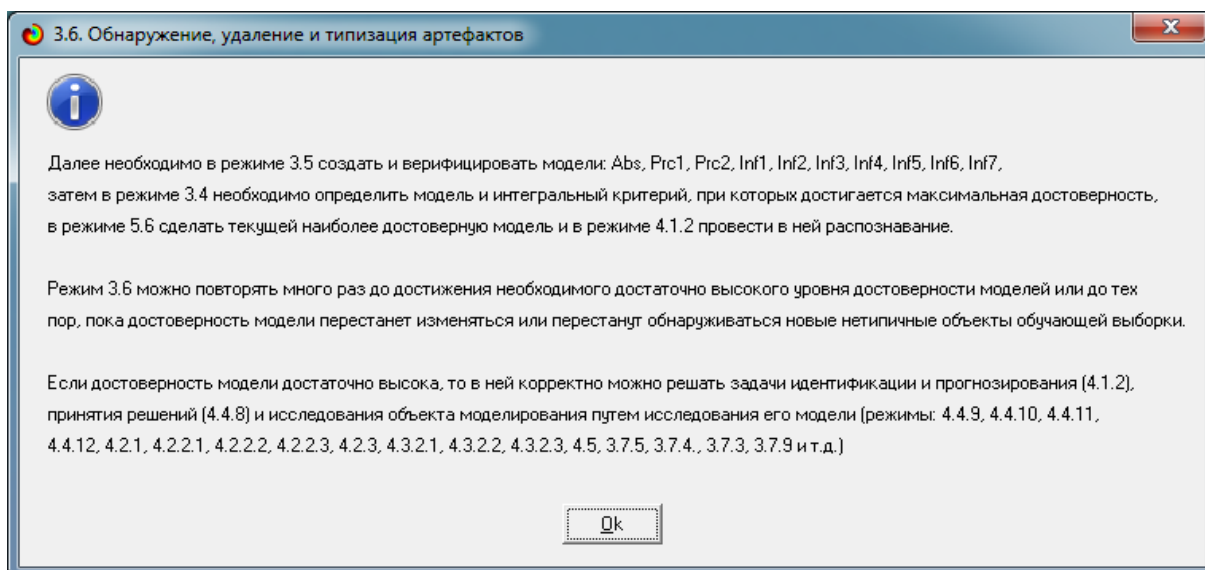


Рисунок 22. Рекомендациями пользователю по окончании работы API-2.3.2.2

В результате работы API-2.3.2.2 созданы классификационные и описательные шкалы и градации (таблицы 6 и 7), а затем с их использованием закодированы исходные данные (таблица 5), в результате чего получена обучающая выборка (таблица 8):

Таблица 6 – Классификационные шкалы и градации (полностью)

KOD_CLS	NAME_CLS
1	КЛАСС-01_
2	КЛАСС-01_1
3	КЛАСС-02
4	КЛАСС-02_1
5	КЛАСС-03
6	КЛАСС-03_1
7	КЛАСС-04
8	КЛАСС-04_1
9	КЛАСС-05
10	КЛАСС-05_1

KOD_CLS	NAME_CLS
11	КЛАСС-06
12	КЛАСС-06_1
13	КЛАСС-07
14	КЛАСС-07_1
15	КЛАСС-08
16	КЛАСС-08_1
17	КЛАСС-09
18	КЛАСС-09_1
19	КЛАСС-10
20	КЛАСС-10_1

Таблица 7 – Описательные шкалы и градации (полностью)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ПРИЗНАКИ-00
2	ПРИЗНАКИ-01
3	ПРИЗНАКИ-02
4	ПРИЗНАКИ-03
5	ПРИЗНАКИ-04
6	ПРИЗНАКИ-05
7	ПРИЗНАКИ-06
8	ПРИЗНАКИ-07
9	ПРИЗНАКИ-08
10	ПРИЗНАКИ-09
11	ПРИЗНАКИ-10
12	ПРИЗНАКИ-11
13	ПРИЗНАКИ-12
14	ПРИЗНАКИ-13
15	ПРИЗНАКИ-14
16	ПРИЗНАКИ-15
17	ПРИЗНАКИ-16
18	ПРИЗНАКИ-17
19	ПРИЗНАКИ-18
20	ПРИЗНАКИ-19
21	ПРИЗНАКИ-20
22	ПРИЗНАКИ-21
23	ПРИЗНАКИ-23
24	ПРИЗНАКИ-25

KOD_ATR	NAME_ATR
25	ПРИЗНАКИ-26
26	ПРИЗНАКИ-27
27	ПРИЗНАКИ-28
28	ПРИЗНАКИ-29
29	ПРИЗНАКИ-32
30	ПРИЗНАКИ-33
31	ПРИЗНАКИ-34
32	ПРИЗНАКИ-35
33	ПРИЗНАКИ-36
34	ПРИЗНАКИ-38
35	ПРИЗНАКИ-39
36	ПРИЗНАКИ-40
37	ПРИЗНАКИ-41
38	ПРИЗНАКИ-44
39	ПРИЗНАКИ-45
40	ПРИЗНАКИ-48
41	ПРИЗНАКИ-50
42	ПРИЗНАКИ-51
43	ПРИЗНАКИ-52
44	ПРИЗНАКИ-54
45	ПРИЗНАКИ-55
46	ПРИЗНАКИ-56
47	ПРИЗНАКИ-57
48	ПРИЗНАКИ-58

KOD_ATR	NAME_ATR
49	ПРИЗНАКИ-59
49	ПРИЗНАКИ-59
50	ПРИЗНАКИ-60
51	ПРИЗНАКИ-61
52	ПРИЗНАКИ-62
53	ПРИЗНАКИ-63
54	ПРИЗНАКИ-64
55	ПРИЗНАКИ-65
56	ПРИЗНАКИ-67
57	ПРИЗНАКИ-69
58	ПРИЗНАКИ-71
59	ПРИЗНАКИ-73
60	ПРИЗНАКИ-76
61	ПРИЗНАКИ-80
62	ПРИЗНАКИ-81
63	ПРИЗНАКИ-83
64	ПРИЗНАКИ-85
65	ПРИЗНАКИ-86
66	ПРИЗНАКИ-88
67	ПРИЗНАКИ-89
68	ПРИЗНАКИ-91
69	ПРИЗНАКИ-92
70	ПРИЗНАКИ-97
71	ПРИЗНАКИ-98

Таблица 8 – Обучающая выборка (полностью)

NAME OBJ	N2	N3	NAME OBJ	N2	N3	NAME OBJ	N2	N3	NAME OBJ	N2	N3
01_01i	1	2	03_10i	5	4	06_01i	11	7	08_10i	15	9
01_02i	1	2	03_11i	5	4	06_02i	11	7	08_11i	15	9
01_03i	1	2	03_12i	5	4	06_03i	11	7	08_12i	15	9
01_04i	1	2	03_13a	6	54	06_04i	11	7	08_13a	16	50
01_05i	1	2	03_14a	6	5	06_05i	11	7	08_14a	16	3
01_06i	1	2	03_15n	6	14	06_06i	11	7	08_15n	16	19
01_07i	1	2	03_16n	6	14	06_07i	11	7	08_16n	16	19
01_08i	1	2	03_17n	6	14	06_08i	11	7	08_17n	16	19
01_09i	1	2	03_18n	6	14	06_09i	11	7	08_18n	16	19
01_10i	1	2	04_01i	7	5	06_10i	11	7	09_01i	17	10
01_11i	1	2	04_02i	7	5	06_11i	11	7	09_02i	17	10
01_12i	1	2	04_03i	7	5	06_12i	11	7	09_03i	17	10
01_13a	2	65	04_04i	7	5	06_13a	12	43	09_04i	17	10
01_14a	2	6	04_05i	7	5	06_14a	12	8	09_05i	17	10
01_15n	2	12	04_06i	7	5	06_15n	12	17	09_06i	17	10
01_16n	2	12	04_07i	7	5	06_16n	12	17	09_07i	17	10
01_17n	2	12	04_08i	7	5	06_17n	12	17	09_08i	17	10
01_18n	2	12	04_09i	7	5	06_18n	12	17	09_09i	17	10
02_01i	3	3	04_10i	7	5	07_01i	13	8	09_10i	17	10
02_02i	3	3	04_11i	7	5	07_02i	13	8	09_11i	17	10
02_03i	3	3	04_12i	7	5	07_03i	13	8	09_12i	17	10
02_04i	3	3	04_13a	8	68	07_04i	13	8	09_13a	18	9
02_05i	3	3	04_14a	8	8	07_05i	13	8	09_14a	18	2
02_06i	3	3	04_15n	8	15	07_06i	13	8	09_15n	18	20
02_07i	3	3	04_16n	8	15	07_07i	13	8	09_16n	18	20
02_08i	3	3	04_17n	8	15	07_08i	13	8	09_17n	18	20
02_09i	3	3	04_18n	8	15	07_09i	13	8	09_18n	18	20
02_10i	3	3	05_01i	9	6	07_10i	13	8	10_01i	19	11
02_11i	3	3	05_02i	9	6	07_11i	13	8	10_02i	19	11
02_12i	3	3	05_03i	9	6	07_12i	13	8	10_03i	19	11
02_13a	4	32	05_04i	9	6	07_13a	14	7	10_04i	19	11
02_14a	4	3	05_05i	9	6	07_14a	14	9	10_05i	19	11
02_15n	4	13	05_06i	9	6	07_15n	14	18	10_06i	19	11
02_16n	4	13	05_07i	9	6	07_16n	14	18	10_07i	19	11
02_17n	4	13	05_08i	9	6	07_17n	14	18	10_08i	19	11
02_18n	4	13	05_09i	9	6	07_18n	14	18	10_09i	19	11
03_01i	5	4	05_10i	9	6	08_01i	15	9	10_10i	19	11
03_02i	5	4	05_11i	9	6	08_02i	15	9	10_11i	19	11
03_03i	5	4	05_12i	9	6	08_03i	15	9	10_12i	19	11
03_04i	5	4	05_13a	10	55	08_04i	15	9	10_13a	20	41
03_05i	5	4	05_14a	10	5	08_05i	15	9	10_14a	20	11
03_06i	5	4	05_15n	10	16	08_06i	15	9	10_15n	20	21
03_07i	5	4	05_16n	10	16	08_07i	15	9	10_16n	20	21
03_08i	5	4	05_17n	10	16	08_08i	15	9	10_17n	20	21
03_09i	5	4	05_18n	10	16	08_09i	15	9	10_18n	20	21

Шаг 2. Синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей

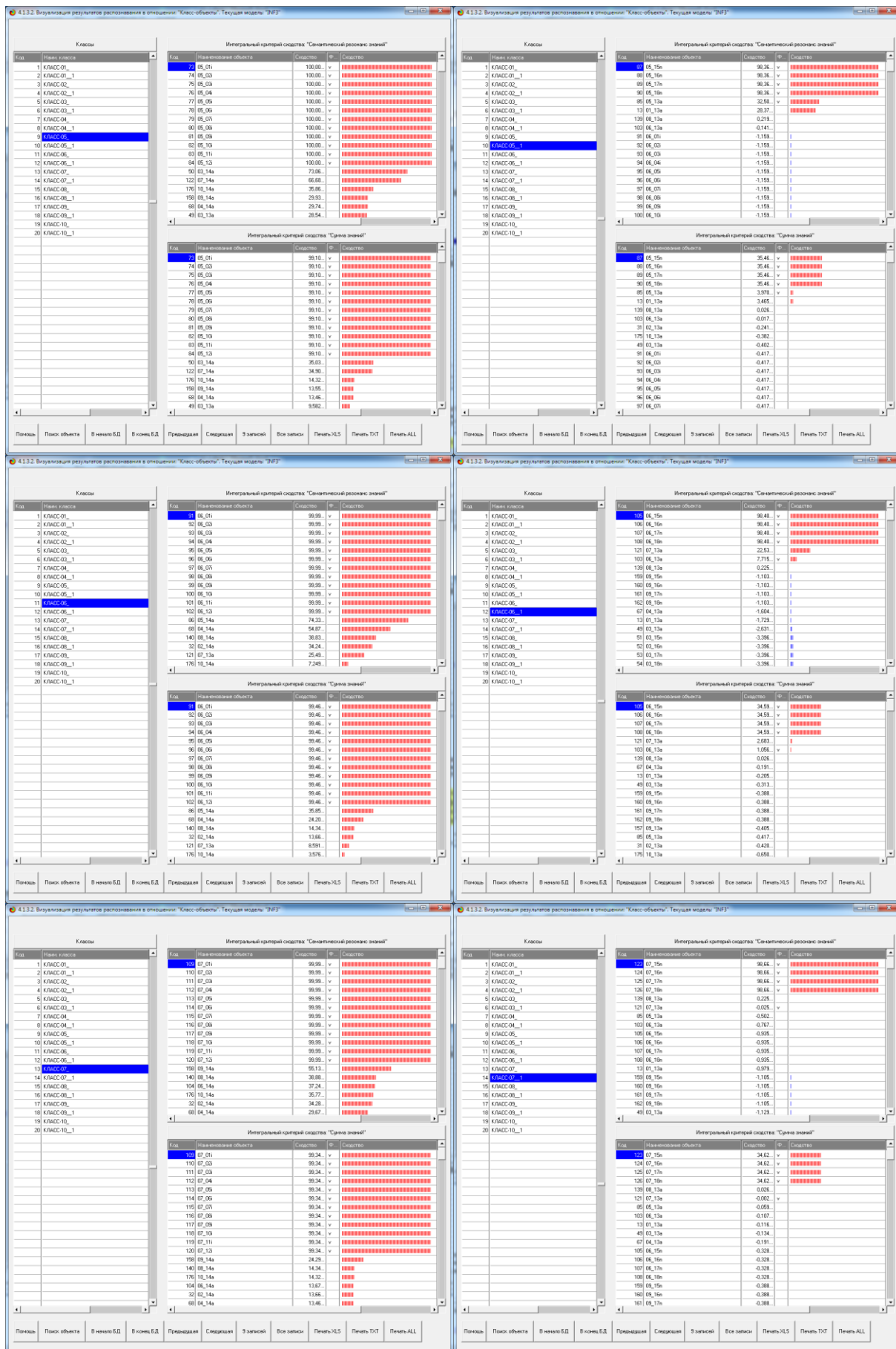
Таким образом, работа API-2.3.2.2 полностью подготовила следующий этап АСК-анализа: синтез и верификацию статистических и системно-когнитивных моделей. Этот этап выполняется в режиме 3.5 системы «Эйдос». В результате работы режима синтеза и верификации моделей были созданы 3 статистические и 7 системно-когнитивные модели. Способ расчета этих моделей кратко, но полно описан в работе [8], а также в help режима 5.5 системы «Эйдос».

Шаг 3. Оценка достоверности статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности статистических и системно-когнитивных моделей осуществляется в режиме 3.4 системы «Эйдос».

Достоверность исходных моделей на 2-й итерации оказалась довольно высокой: F-мера Ван Ризбергена для модели INF3 равна $F=0,754$ при максимуме 1,000 (рисунок 23):





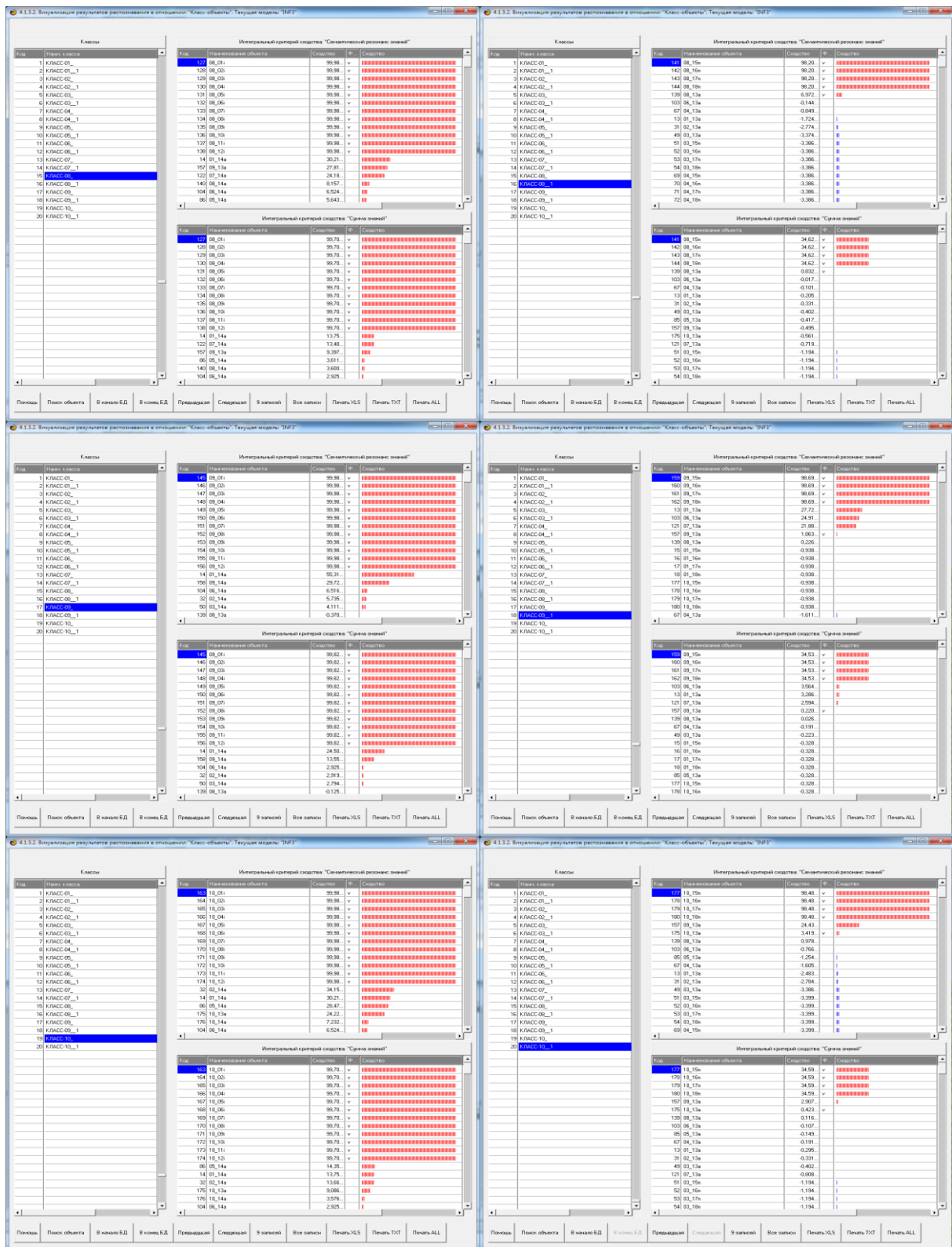


Рисунок 24. Подробные результаты идентификации объектов обучающей выборки с каждым из классов, к которым они фактически относятся (исходной наиболее достоверной модели INF3 на 1-й итерации)²

² Приведенные экранные формы вполне читабельны при увеличении масштаба изображения

В модели 1-й итерации у нас представлены объекты с истинными описаниями признаков и принадлежности к классам (имена таких объектов оканчиваются буквой “i”) и артефакты со случайными признаками и ошибочно указанной принадлежностью к классам (имена таких объектов оканчиваются буквой “a”).

В исходной модели, у нас были еще и нетипичные объекты, с истинными описаниями признаков и ошибочным отнесением к классам. Теперь эти объекты правильно отнесены к новым специально для них созданным классам, имена которых образованы из имен классов, к которым они были ошибочно отнесены по данным обучающей выборки, и номера итерации. Таким образом, в результате первой итерации нетипичные объекты (имена таких объектов оканчиваются буквой “n”) переведены в категорию объектов с истинными описаниями.

Из экранных форм, приведенных на рисунке 24, видно, что:

– уровень сходства объектов с истинными описаниями, и тех, которые и ранее были истинными (i), **и тех, которые ранее были нетипичными (n), а теперь стали истинными**, по интегральному критерию «резонанс знаний» с классами близок к 100%, а по интегральному критерию «сумма знаний» составляет около 35%;

– уровень сходства артефактов (a) с классами, к которым они отнесены, остается очень низким и иногда может быть даже отрицательным, что порождает ложно отрицательные решения (пример чего приведен на рисунке 25).

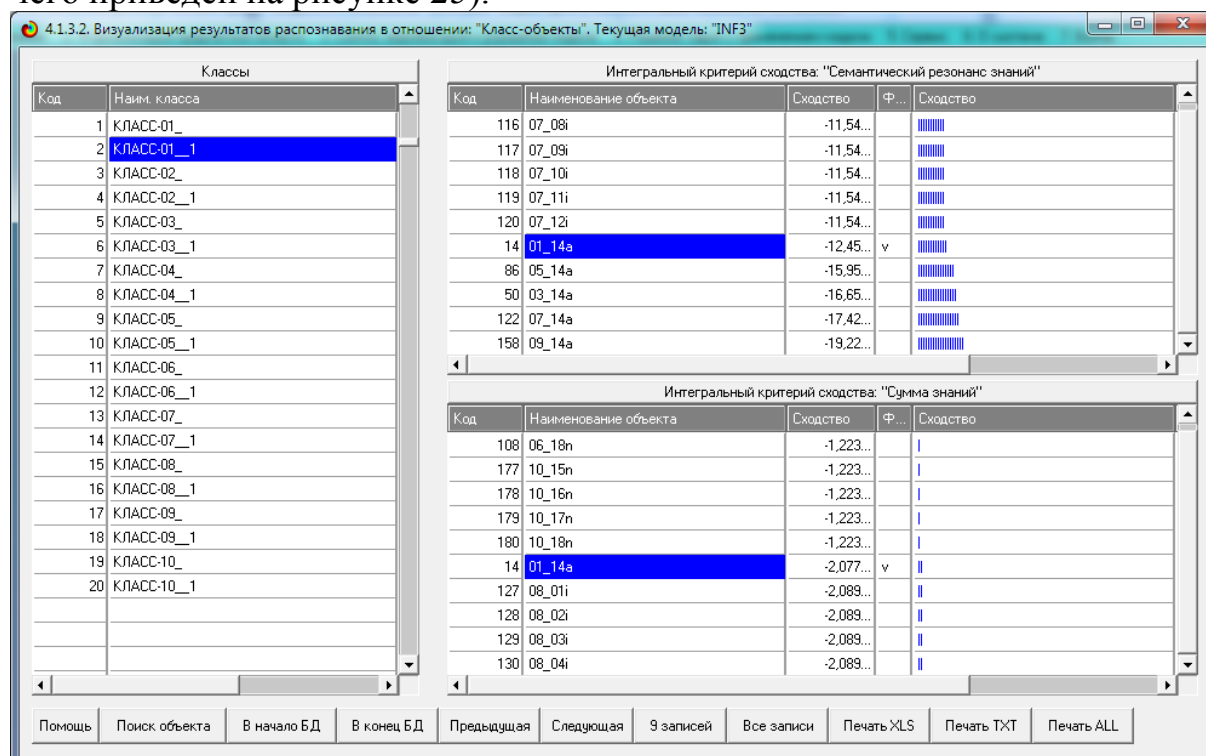


Рисунок 25. Пример ложно-отрицательного решения, порожденного идентификацией артефакта

Иначе говоря, артефакты и на 1-й итерации остаются объектами *нетипичными для тех классов, к которым они отнесены, хотя ясно, что они являются объектами нетипичными для всех классов*. Но так как признаки артефактов являются случайными, то нельзя исключить и того, что случайно у артефактов могут оказаться и комбинации признаков, характерные для большинства объектов тех классов, к которым эти артефакты отнесены, т.е. случайно артефакты могут оказаться и похожими на обобщенный образ класса, которому отнесены, но это маловероятное совпадение.

На каждой итерации классы могут быть разделены только на две части, поэтому если разнообразие объектов с их признакам, отнесенных к одному классу, очень велико, то может потребоваться и несколько итераций для создания классов для каждой группы таких объектов, сходных друг с другом.

На 1-й итерации мы видим именно такую ситуацию: *к новым классам отнесены как нетипичные объекты, так и артефакты*, которые существенно отличаются друг от друга. Причем, если нетипичные объекты образуют группу сходных друг с другом объектов, то артефакты могут объединиться в группы только случайно и это маловероятно.

Ясно, что если в этих условиях продолжить процесс разделения классов на типичную и нетипичную части с параметрами 1-й итерации, т.е. если считать нетипичными объекты, имеющие сходство с классами, к которым они относятся по данным обучающей выборки, менее 50%, то и на следующей итерации все нетипичные объекты и артефакты опять окажутся в этой категории и для них будут созданы новые классы. В результате все ранее созданные классы просто поменяют названия и больше ничего не изменится, т.е. процесс *«заиклится»*.

Из этой ситуации есть два разумных выхода:

1. Изменить критерий, позволяющий отличить нетипичные объекты от артефактов с 50%, например на 20% (при интегральном критерии «сумма знаний»).

2. Выйти из процесса итераций на процесс удаления артефактов.

Оба эти варианта являются вполне обоснованными, и выбор одного из них остается за пользователем. В последующих разделах данной работы рассмотрим (кратко) оба этих варианта.

Количество информации о принадлежности объектов к классам, которое содержится в их признаках, наглядно видно из когнитивных функций (рисунок 26) [10]:

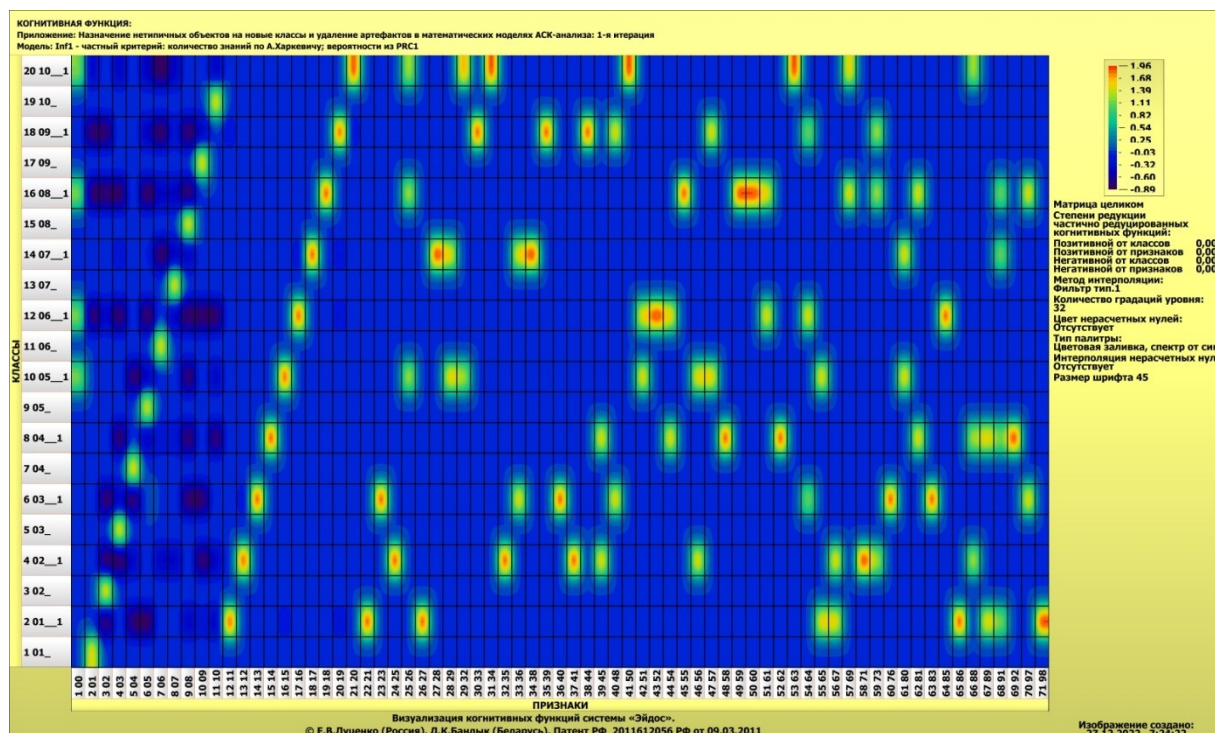


Рисунок 26. Когнитивная функция, построенная в модели INF1 на 1-й итерации

Из когнитивной функции, приведенной на рисунке 26 видно, что признаки, описывающие объекты, четко разделены по классам:

- признаки от 01 до 10 описывают объекты истинно описанных классов;
- признаки от 11 до 98 описывают нетипичные объекты с закономерной дезинформацией в признаках и артефакты со случайными признаками.

Таким образом, исходные классы в модели 1-й итерации уже разделены на классы с истинно-описанными объектами и классы с нетипичными объектами и артефактами.

4.7. Шаг 5. Начало 2-й итерации: выявление нетипичных объектов и их назначение на новые классы (разделение классов на типичную и нетипичную части)

Эти процедуры осуществляются в режиме 3.6 системы «Эйдос». Запустим режим 3.6 при параметрах, приведенных на рисунке 27.

В результате работы режима получим экранную форму, приведенную на рисунке 28.

Отметим, что 20 объектов, для которых созданы новые классы, включают 20 артефактов по 2 на каждый из 10 классов.

Затем в режиме 2.3.2.2 производится формализация предметной области и в режиме 3.5 создаются статистические и системно-когнитивные модели.

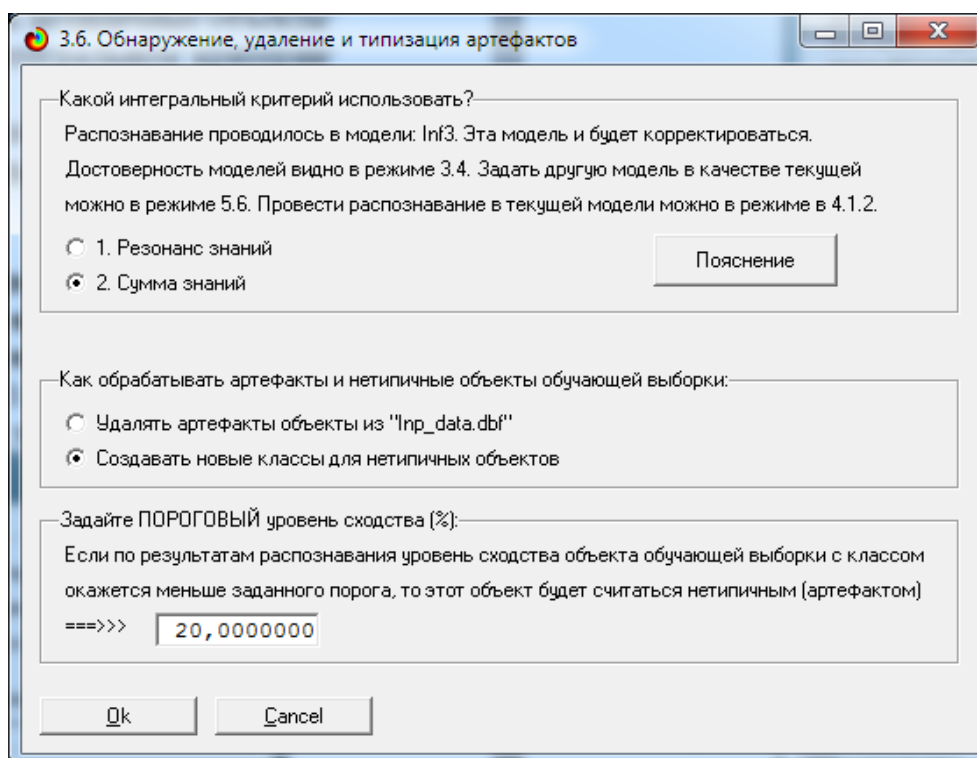


Рисунок 27. Экранная форма управления режимом 3.6 системы «Эйдос» для 2-й итерации

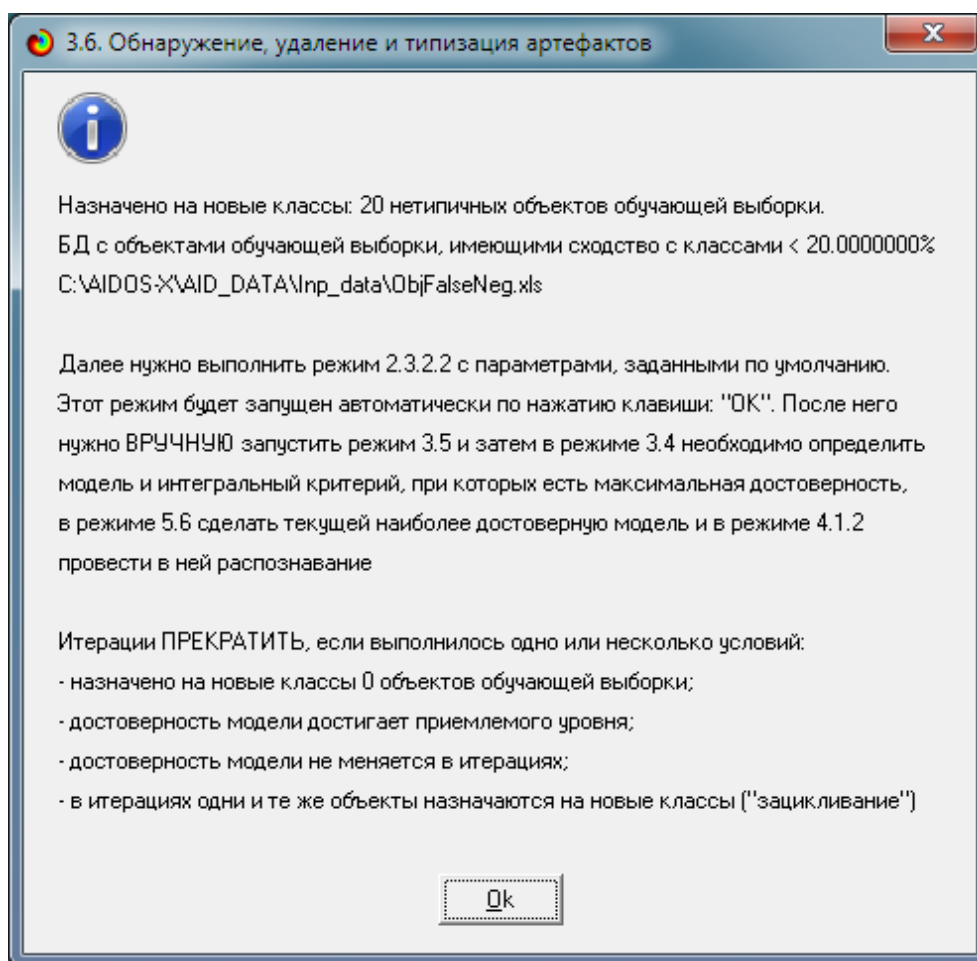


Рисунок 28. Экранная форма по результатам работы режима 3.6

В результате созданы модели чрезвычайно высокого уровня достоверности, особенно по L1 и L2 критериям проф. Е.В.Луценко [9] (рисунок 29):

The image shows two screenshots of a software application window titled "3.4. Обобщенная форма по достов. моделям при разн. крит. Текущая модель: 'INF3'".

The top screenshot displays a table with 12 columns: "Наименование модели и частного критерия", "Интегральный критерий", "Критерия Ван Риббергена", "Сумма модулей уровней сход. истинно полож. решений (ST)", "Сумма модулей уровней сход. истинно отриц. решений (ST)", "Сумма модулей уровней сход. ложно полож. решений (SP)", "Сумма модулей уровней сход. ложно отриц. решений (SF)", "S-Точность модели", "S-Полнота модели", "L1-мера проф. Е.В.Луценко", "Средний модуль уровней сход. истинно полож. решений", "Средний модуль уровней сход. истинно отриц. решений", "Средний модуль уровней сход. ложно полож. решений".

The bottom screenshot displays a table with 12 columns: "Наименование модели и частного критерия", "Интегральный критерий", "L1-мера проф. Е.В.Луценко", "Средний модуль уровней сход. истинно полож. решений", "Средний модуль уровней сход. истинно отриц. решений", "Средний модуль уровней сход. ложно полож. решений", "Средний модуль уровней сход. ложно отриц. решений", "A-Точность модели APrecision = ATP/ATP", "A-Полнота модели APRecall = ATP/ATP", "L2-мера проф. Е.В.Луценко", "Процент правильной идентификации...", "Процент правильной не идентификации...", "Процент ошибочной идентификации...".

Рисунок 29. Экранные формы режима 3.4 оценки достоверности моделей

Как и ожидалось, на 2-й итерации созданы отдельные классы для артефактов.

Таким образом, на 1-й итерации исходные классы разделены на классы для истинно-описанных объектов с одной стороны, и нетипичных объектов (с истинными описаниями признаков и дезинформацией о принадлежности к классам) и артефактов (со случайными признаками и случайной принадлежностью к классам) с другой стороны.

На 2-й итерации классы с нетипичными объектами и артефактами в свою очередь разделены на классы, содержащие только нетипичные объекты, и только артефакты. Причем если в классах для нетипичных объектов попало по 4 нетипичных объекта все с высоким уровнем сходства с классом, то в классы по артефактам попали по 2 объекта, причем один с довольно высоким уровнем сходства с классом, а

другой с довольно низким. Это значит, что при продолжении итераций будут созданы классы, содержащие по 1 артефакту.

Из когнитивной функции, приведенной на рисунке 30 и построенной в модели INF1 на 2-й итерации видно, что классы, полученные на 1-й итерации и содержащие нетипичные объекты и артефакты, разделены на 2-й итерации на классы, содержащие только нетипичные объекты и только артефакты:

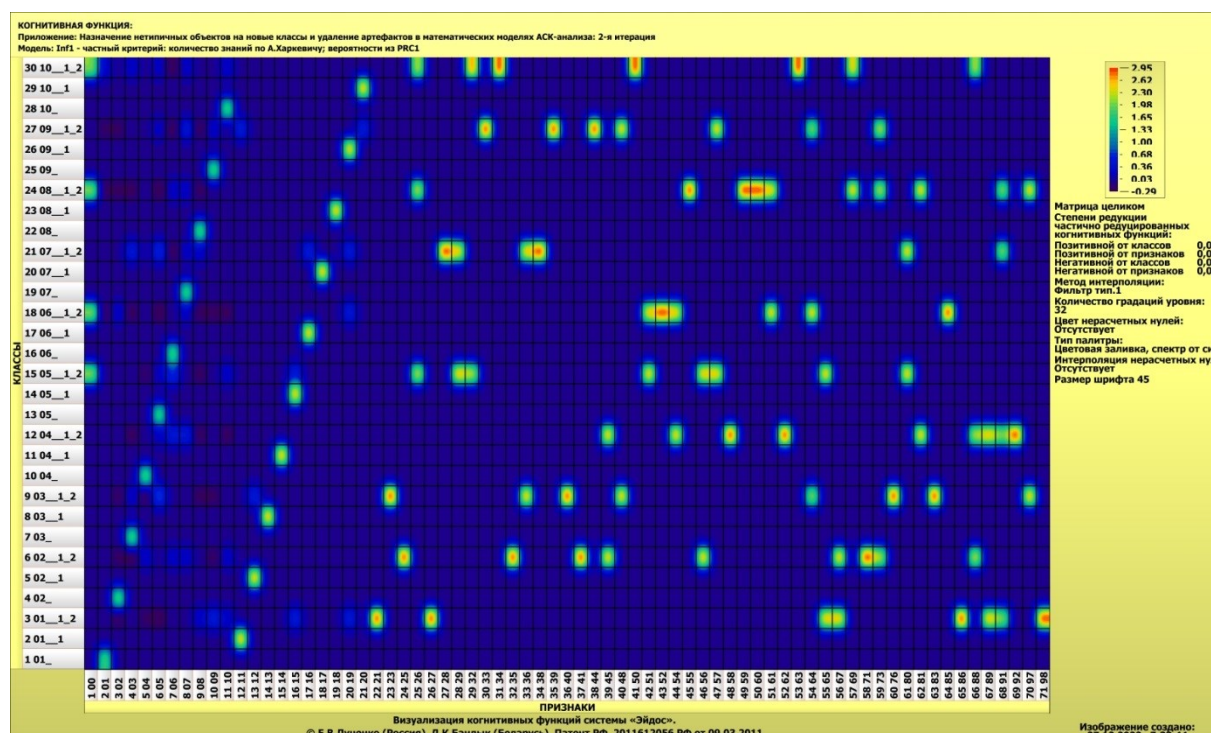


Рисунок 30. Когнитивная функция модели INF1 2-й итерации

4.8. Шаг 6. Проверка условий завершения процесса итераций

Поскольку, по сути, в конце 2-й итерации созданы классы, четко разделяющие все виды объектов обучающей выборки, то на этом процесс итераций разделения классов на типичную и нетипичную части целесообразно прекратить и перейти к удалению артефактов.

4.9. Шаг 7. Выявление и удаление артефактов

Для выявления и удаления артефактов запустим режим 3.6 с параметрами, приведенными на рисунке 31:

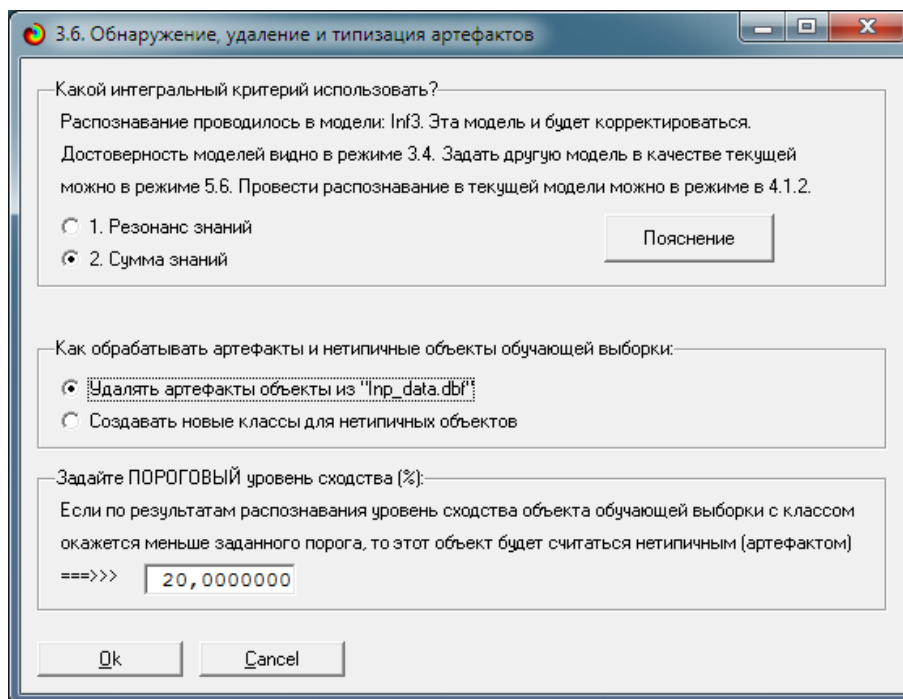
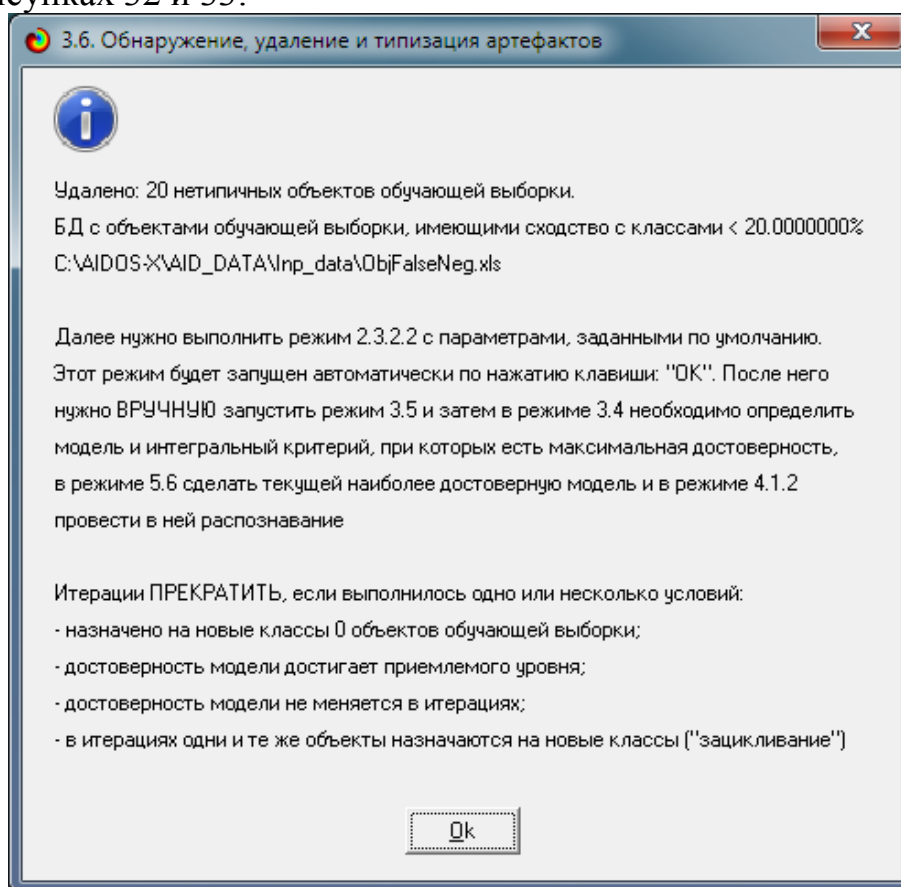


Рисунок 31. Экранная форма управления режимом 3.6 выявления и удаления артефактов

В результате выполнения данного режима получим отчет в экранной форме на рисунках 32 и 33:



**Рисунок 32. Экранная форма-отчет по результатам удаления артефактов
Файл: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\ObjFalseNeg.xls**

	A	B	C
1	N1	N2	N3
2	01_13a		98 27 91 65 89 15 21 19 67 86
3	01_14a		10 02 09 08 09 04 10 08 09 05
4	02_13a		25 41 73 56 45 71 67 04 88 35
5	02_14a		07 10 06 10 09 03 07 06 04 02
6	03_14a		05 03 03 05 02 08 09 05 05 04
7	03_13a		48 36 40 83 12 05 23 97 76 64
8	04_13a		54 89 45 92 62 81 58 07 88 91
9	04_14a		05 10 06 07 03 08 05 06 06 07
10	05_14a		00 06 06 10 06 05 08 06 10 04
11	05_13a		15 57 05 29 56 26 51 32 80 65
12	06_13a		64 51 64 00 85 54 19 61 85 52
13	06_14a		09 01 08 07 02 10 05 03 02 07
14	07_14a		05 07 03 07 05 03 05 08 05 08
15	07_13a		29 80 38 91 19 28 36 16 03 06
16	08_13a		55 69 61 81 97 59 26 91 73 60
17	08_14a		08 03 05 06 06 00 01 07 07 02
18	09_13a		48 44 73 33 57 11 64 20 39 08
19	09_14a		05 06 07 05 07 09 09 07 02 01
20	10_13a		26 03 63 10 69 32 88 34 32 50
21	10_14a		01 07 05 01 07 03 00 06 05 10

Разработка автора

Источник: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\ObjFalseNeg.xls

Рисунок 33. Отчет по результатам удаления артефактов из исходных данных

В результате удаления артефактов все модели стали **абсолютно безошибочными**, т.е. не дают ни одного ложного решения, ни ложно-положительного, ни ложно-отрицательного (рисунок 34).

Наименование модели и частного критерия	Интеральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фиера Ван Ризбергена	Сумма модулей истинно-положительных решений (ST)	Сумма модулей истинно-отрицательных решений (ST)	Сумма модулей ложно-положительных решений (SFP)	Сумма модулей ложно-отрицательных решений (SFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений, "х/лас"	Корреляция абс. частот с обр...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений, "х/лас"	Сумма абс. частот по признаку...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	133,333			
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Корреляция усл.отн. частот с о...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака сред.	Сумма усл.отн. частот по при...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000			
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Корреляция усл.отн. частот с о...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго признака.	Сумма усл.отн. частот по при...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000			
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	124,262			
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Семантический резонанс зна...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в.	Сумма знаний	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	124,262			
6. INF3 - частный критерий: "х/квadrat, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	159,922	199,853		
6. INF3 - частный критерий: "х/квadrat, разности между факти...	Сумма знаний	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	134,054	134,054		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	77,949			
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	77,949			
9. INF6 - частный критерий: разн.усли. безул. вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
9. INF6 - частный критерий: разн.усли. безул. вероятностей, вер...	Сумма знаний	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	153,846			
10. INF7 - частный критерий: разн.усли. безул. вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	160,000	160,000		
10. INF7 - частный критерий: разн.усли. безул. вероятностей, ве...	Сумма знаний	160	160	3040			1,000	1,000	1,000	153,846			

Рисунок 34. Экранная форма по результат оценки достоверности моделей, созданных после 2-х итераций и удаления артефактов

Из когнитивной функции, приведенной на рисунке 36 и построенной в модели INF3 после 2-х итераций и удаления артефактов видно, что из исходных данных удалены все артефакты, а из модели удалены все классы, полученные на 2-й итерации и содержащие исключительно артефакты и все признаки, использовавшиеся для описания исключительно артефактов.

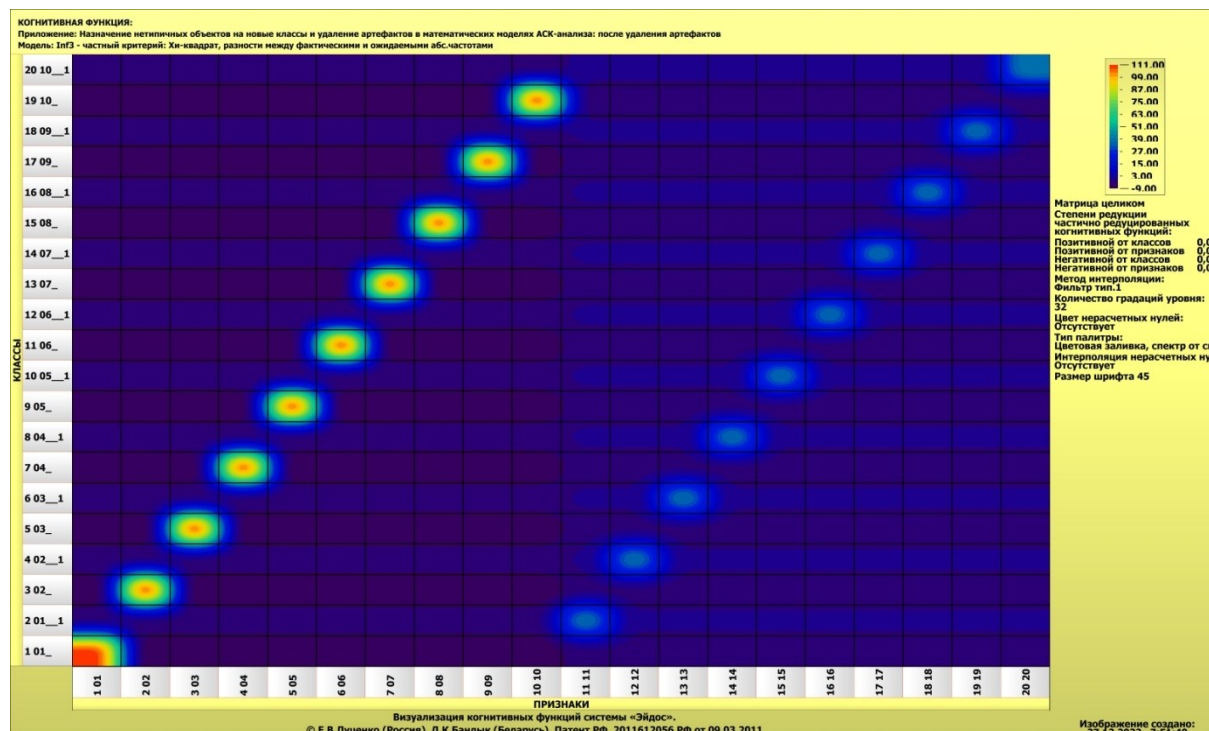


Рисунок 35. Когнитивная функция, созданная в модели INF3 после 2-х итераций и удаления артефактов

На основе полученных результатов можно сделать обоснованный вывод о том, что *все ложно-положительные и ложно-отрицательные решения были обусловлены только идентификацией артефактов, которые, таким образом, являются нетипичными для всех классов, за истончением классов, созданных на примере единственного артефакта.*

Артефактами являются объекты обучающей выборки, в которых и признаки, и принадлежность к классам являются совершенно случайными, т.е. шумом.

5. Обсуждение

Таким образом, в данной работе на модельных исходных данных продемонстрированы эффективные теоретические, математические, алгоритмические и программные подходы выявления дезинформации и шума в исходных данных, выявления истинной информации путем анализа дезинформации и разделения классов на типичную и нетипичную части, а также подавления шума путем выявления и удаления артефактов из исходных данных.

6. Выводы

В любой обучающей (тренировочной) выборке (исходных данных) всегда есть не только истинная информация о моделируемой предметной области, но и дезинформация, да и просто шум. Понятно, что шум и дезинформация в исходных данных приводят к понижению достоверности моделей, созданных на основе этих исходных данных. Поэтому необходимо иметь критерии, позволяющие отличить шум от дезинформации и от истинной информации, а также основанные на этих критериях математические и программные инструменты для выявления и подавления шума в исходных данных, а также для выявления в исходных данных дезинформации и восстановления истинной информации путем анализа дезинформации. Артефактами будем называть объекты обучающей выборки, у которых и/или признаки случайны, и/или классы случайны, и/или связь признаков этих объектов с принадлежностью этих объектов к классам также случайна. В этом и состоит шум в исходных данных. Нетипичными будем называть объекты обучающей выборки, у которых и признаки, и классы не случайны, и связь признаков (этих объектов) с принадлежностью (этих объектов) к классам, указанная в обучающей выборке, также не случайна, а вполне закономерна, но не та, которая указана в обучающей выборке, а другая, т.е. в обучающей выборке неверно указана принадлежность объектов к классам. В этом и заключается дезинформация в исходных данных. Нетипичные объекты в действительности могут относиться как к тем классам, которые указаны в обучающей выборке, так и к новым классам, которых там нет. Основным критерием, позволяющим отличить шум и дезинформацию от истинной информации является уровень сходства объекта с классами, к которым он относится по данным обучающей выборки. При увеличении уровня сходства закономерно растет доля истинных решений среди всех решений. Низкий уровень сходства и, особенно, ложно-отрицательные решения при решении задачи идентификации, являются признаками шума и дезинформации в описании объектов обучающей выборки. Отличить шум и дезинформацию друг от друга можно по следующему критерию: если гипотеза о том, что объект нетипичный не подтверждается при итерационном назначении его на новые специально создаваемые для этого классы, т.е. этот процесс «заикликивается» (приводит к повторению ситуации) без повышения достоверности моделей, то описание этого объекта не содержит закономерностей и является шумом, т.е. он является артефактом. Такие объекты надо просто удалять из обучающей выборки. Но если вместе с артефактами удалить и нетипичные объекты, то это приведет к уменьшению количества информации в модели, ее обеднению (что называется: «вылить из ванны вместе с водой и ребенка»). Поэтому в автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос»

реализованы оба механизма на основе двух приведенных критериев, позволяющие сначала разделять классы на типичную и нетипичную части с созданием новых классов для нетипичных объектов, т.е. восстанавливать истинную информацию путем анализа дезинформации, а затем эффективно подавлять шум в исходных данных. В работе приводятся подробные численные примеры, демонстрирующие эти подходы на модельных исходных данных.

Для тех, кто заинтересовался данной работой и хотел бы лично ознакомиться с ней в самой системе «Эйдос» такая возможность предоставляется, т.к. данной интеллектуальное облачное приложение размещено в Эйдос-облаке под номером **344**.

Все желающие могут совершенно *бесплатно* скачать систему на сайте ее автора и разработчика проф.Е.В.Луценко [1] на странице по ссылке: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, а затем в диспетчере приложений системы «Эйдос» (режим 1.3) скачать и установить данное приложение в его начальном состоянии.

Литература

1. Сайт проф.Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>
2. Блог проф.Е.В.Луценко: <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
3. Наприев, И. Л. Образ-Я и стилевые особенности деятельности сотрудников органов внутренних дел в экстремальных условиях / И. Л. Наприев, Е. В. Луценко, А. Н. Чистилин. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2008. – 263 с. – ISBN 978-5-9266-0288-0. – EDN SGNDDV.
4. Луценко, Е. В. Повышение адекватности спектрального анализа личности по астросоциотипам путем их разделения на типичную и нетипичную части / Е. В. Луценко, А. П. Трунев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2008. – № 36. – С. 39-60. – EDN JWXWIP.
5. Луценко, Е. В. Повышение качества моделей "knowledge management" путем разделения классов на типичную и нетипичную части / Е. В. Луценко, Е. А. Лебедев, В. Н. Лаптев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2009. – № 54. – С. 9-24. – EDN KYBNTH.
6. Луценко, Е. В. Прогнозирование рисков невозврата ссуды с применением интеллектуального итерационного алгоритма учета нетипичных случаев / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2021. – № 170. – С. 141-202. – DOI 10.21515/1990-4665-170-009. – EDN HPDDEU.
7. Луценко Е.В., Лебедев Е.А., Подсистема автоматического формирования двоичного дерева классов семантической информационной модели (Подсистема "Эйдос-Tree"). Пат. № 2008610096 РФ. Заяв. № 2007613721 РФ. Оpubл. от 09.01.2008. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610096.jpg>, 3,125 / 2,500 у.п.л.
8. Lutsenko E.V. Mathematical relationship of Karl Pearson's χ -square measure with the return on investment (ROI) coefficient and with the semantic measure of expediency of Alexander Harkevich's information // October 2022, DOI: [10.13140/RG.2.2.31687.78240](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.31687.78240), License [CC BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), <https://www.researchgate.net/publication/364949578>

9. Луценко, Е. В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение f-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е. В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2017. – № 126. – С. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.

10. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по когнитивным функциям: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

References

1. Sajt prof.E.V.Lucenko: <http://lc.kubagro.ru/>
2. Blog prof.E.V.Lucenko: <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>
3. Napriev, I. L. Obraz-Ya i stilevye osobennosti deyatel'nosti sotrudnikov organov vnutrennih del v ekstremal'nyh usloviyah / I. L. Napriev, E. V. Lucenko, A. N. Chistilin. – Krasnodar : Kubanskij gosudarstvennyj agrarnyj universitet imeni I.T. Trubilina, 2008. – 263 s. – ISBN 978-5-9266-0288-0. – EDN SGNDDV.
4. Lucenko, E. V. Povyslenie adekvatnosti spektral'nogo analiza lichnosti po astrosociotipam putem ih razdeleniya na tipichnuyu i netipichnuyu chasti / E. V. Lucenko, A. P. Trunev // Politematicheskij setевой elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2008. – № 36. – S. 39-60. – EDN JWXWIP.
5. Lucenko, E. V. Povyslenie kachestva modelej "knowledge management" putem razdeleniya klassov na tipichnuyu i netipichnuyu chasti / E. V. Lucenko, E. A. Lebedev, V. N. Laptev // Politematicheskij setевой elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2009. – № 54. – S. 9-24. – EDN KYBNTN.
6. Lucenko, E. V. Prognozirovaniye riskov nevozvrata ssudy s primeneniem intellektual'nogo iteracionnogo algoritma ucheta netipichnyh sluchaev / E. V. Lucenko // Politematicheskij setевой elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2021. – № 170. – S. 141-202. – DOI 10.21515/1990-4665-170-009. – EDN HPDDEU.
7. Lucenko E.V., Lebedev E.A., Podsystema avtomaticheskogo formirovaniya dvoichnogo dereva klassov semanticheskoy informacionnoj modeli (Podsystema "Ejdos-Tree"). Pat. № 2008610096 RF. Zayav. № 2007613721 RF. Opubl. ot 09.01.2008. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2008610096.jpg>, 3,125 / 2,500 u.p.l.
8. Lutsenko E.V. Mathematical relationship of Karl Pearson's χ -square measure with the return on investment (ROI) coefficient and with the semantic measure of expediency of Alexander Harkevich's information // October 2022, DOI: 10.13140/RG.2.2.31687.78240, License CC BY 4.0, <https://www.researchgate.net/publication/364949578>
9. Lucenko, E. V. Invariantnoe otnositel'no ob'emov dannyh nechetkoe mul'tiklassovoe obobshchenie f-mery dostovernosti modelej Van Rizbergena v ASK-analize i sisteme "Ejdos" / E. V. Lucenko // Politematicheskij setевой elektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. – 2017. – № 126. – S. 1-32. – DOI 10.21515/1990-4665-126-001. – EDN XXXBDV.
10. Raboty prof.E.V.Lucenko & С^о po kognitivnym funkciyam: http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

