УДК 004.8

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы экономики (физико-математические науки, экономические науки)

МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ, С ЧАСТИЧНЫМ ПРИВЛЕЧЕНИЕМ УЧИТЕЛЯ, БЕЗ УЧИТЕЛЯ (САМООБУЧЕНИЕ) И С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ В СИСТЕМЕ «ЭЙДОС»

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

Существуют различные подходы к машинному обучению, отличающиеся ***степенью участия человека*** в этом процессе в реальном времени. Выделяют обучение с учителем, с частичным привлечением учителя и без учителя (самообучение). Соответственно различают машинное обучение на полностью ***размеченных***, частично размеченных и вообще не размеченных данных обучающей выборки. ***Разметка данных*** состоит в том, что в обучающей выборке системе указывается, к каким обобщенным категориям (классам) относится тот или иной объект обучающей выборки. Возникает естественные вопросы о том:
1. Какие плюсы и минусы есть у упомянутых выше различных подходов к машинному обучению.
2. Какой из этих подходов лучше в том или ином конкретном случае. В данной работе мы на простом интуитивно понятном численном примере рассмотрим, как реализуются приведенные виды машинного обучения в интеллектуальной системе «Эйдос», что позволит нам приблизиться к обоснованному ответу на поставленные вопросы. Приводится подробный численный пример. Может использоваться в качестве лабораторной работы для изучения дисциплин, связанных с машинным обучением

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, АСК-АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС», МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-188-008

UDC 004.8

5.2.2. Mathematical, statistical and instrumental methods of economics (physical and mathematical sciences, economic sciences)

MACHINE LEARNING WITH A TEACHER, WITH PARTIAL INVOLVEMENT OF A TEACHER, WITHOUT A TEACHER (SELF-STUDY) AND WITH REINFORCEMENT IN THE EIDOS SYSTEM

Lutsenko Evgeny Veniaminovich
Doctor of Economics, Candidate of Technical Sciences, 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

There are various approaches to machine learning that differ in the degree of human participation in this process in real time. There are studies with a teacher, with partial involvement of a teacher and without a teacher (self-study). Accordingly, machine learning is distinguished on fully marked up, partially marked up and not marked up data of the training sample at all. The markup of the data consists in the fact that in the training sample the system indicates to which generalized categories (classes) this or that object of the training sample belongs. There are natural questions about: 1. What are the pros and cons of the various approaches to machine learning mentioned above. 2. Which of these approaches is better in a particular case. In this paper, we will use a simple intuitive numerical example to consider how these types of machine learning are implemented in the intelligent Eidos system, which will allow us to get closer to a reasonable answer to the questions posed. A detailed numerical example is given. It can be used as a laboratory work for studying disciplines related to machine learning

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, INTELLIGENT SYSTEM "EIDOS", MACHINE LEARNING

CONTENT

1. Introduction

There are various approaches to machine learning, differing in the degree of human participation in this process in real time. Allocate learning with a teacher, with partial involvement of a teacher and without a teacher (self-learning) [1].

Accordingly, machine learning is distinguished on fully labeled, partially labeled, and not labeled training data at all.

Data markup consists in the fact that in the training sample the system indicates to which generalized categories (classes) this or that object of the training sample belongs.

The data is marked by the teacher (expert) or experience. If this is an experience, then learning is called reinforcement learning.

A similar difference in the degree of human participation between automated control systems (ACS) and automatic control systems (ACS) is known. ACS are control systems in which a person is directly involved in decision-making in real time. ACS are control systems in which a person does not directly participate in decision making in real time.

Similarly for artificial intelligence systems (AI)[1]you can also introduce the concepts of automated machine learning, when a person is directly involved in the process of machine learning as a teacher or expert, and automatic machine learning, in which a person does not directly participate in real time. There is also an intermediate option with the partial involvement of the teacher in the machine learning process.

Of course, for automatic machine learning systems, one cannot say that a person does not take any part in their learning at all. In the case of these systems, he does not take part only in real time, i.e. when the learning process takes place. But a person developed the theoretical foundations of the teaching methods (i.e. mathematical models, algorithms and data structures, etc.) implemented in these systems, then developed the hardware and software of these systems, created them, turned them on and gave the command to act. Therefore, a person took the most direct part in the work of these systems at the stages preceding the training itself, i.e. at the preliminary stages. But from the fact that these stages are preliminary, they do not become less significant than the learning process itself, moreover, they largely determine or predetermine its success, tk. predetermine the very ability of the system to create adequate models on those initial data that will actually be available. And this is far from a trivial task, because data can be, and usually is, highly noisy and fragmented, of small (insufficient) volume, with artifacts, presented in different types of scales and in different units of measurement, etc. and so on. Therefore, the responsibility for the correct and high-quality operation of these systems is always, at least for the time being, borne by a person. small (insufficient)

[1]more precisely, for machine learning algorithms that are used by A.I.

volume, with artifacts, presented in different types of scales and in different units of measurement, etc. and so on. Therefore, the responsibility for the correct and high-quality operation of these systems is always, at least for the time being, borne by a person. small (insufficient) volume, with artifacts, presented in different types of scales and in different units of measurement, etc. and so on. Therefore, the responsibility for the correct and high-quality operation of these systems is always, at least for the time being, borne by a person.

Machine learning with a teacher (supervised learning) assumes that each object of the training sample is described in two independent ways: on the one hand, by features, and on the other hand, by belonging to classes.

We will also call the training sample a training sample or a data set (dataset)and we will understand it as the initial data for the development of an intellectual model. Most often, the initial data are empirical data, i.e. data obtained as a result of empirical knowledge (as a result of observation or experiment) [2].

Training Sample Objects will also be called observations.

Signs we will call the values of properties or the values of factors, i.e. the values of the scales used to describe the observation. We will call these scales descriptive scales. They can be of nominal, ordinal, or numeric type.

Classes we will call the generalized categories formed on the basis of one or more observations or objects of the training sample. Classes are the values of the scales used to classify observations. Therefore, we will call these scales classification scales. Classification scales, like descriptive scales, can be of nominal, ordinal, or numerical type.

Semi-supervised machine learning-this is training with the partial involvement of a teacher, i.e. the training dataset contains both labeled and unlabeled data [1], usually these are training and test (i.e., recognizable) samples, respectively. Based on the labeled part of the training sample, a model is formed, in which the unlabeled part is then classified, i.e. class membership is determined for unlabeled observations.

Machine learning without a teacher (self-learning) (unsupervised learning).During unsupervised learning, the system has a data set in which the objects of the training sample are described only by features, but there is no information about whether these objects belong to classes. The intelligent system, analyzing these features, must itself form a system of classes to which the observations belong.

Machine learning with reinforcement (reinforcement learning).Above, we have already drawn an analogy between control systems and artificial intelligence systems. This is more than an analogy, because control systems are artificial intelligence systems for the reason that their models, on the basis of which control decisions are reduced, are based on knowledge about the control object, or rather, about how the control object behaves under the influence of various factors: control, past and current internal factors, as well as environmental factors. In intelligent adaptive control systems, as part of the control system, there is an artificial intelligence system that not only makes control decisions, but also takes into account the experience and results of actual control to improve the model of the control object, i.e. for its adaptation and preservation and increase of adequacy in the conditions of dynamism of the control object and the environment. This is the famous principle of the duality of control by Alexander Feldbaum [3].

Natural questions arise:

1. What are the pros and cons of the different approaches to machine learning mentioned above.
2. Which of these approaches is better in a particular case.

In this paper, using a simple intuitive numerical example, we will consider how the above types of machine learning are implemented in the Eidos intellectual system, which will allow us to get closer to a reasonable answer to the questions posed.

2. Materials

Data from the UCI repository on the characteristics of living beings were used as initial data [4, 5, 6]. These data are taken from [5]. The source data file can be downloaded from the author's website using a direct link:http://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/Applications-000380/Inp_data.xlsx.

3. Method

The author has a number of works on ASC-analysis [7, 8, 9], which describe the stages of ASC-analysis:

1. Cognitive structuring of the subject area.
2. Formalization of the subject area.
3. Synthesis and verification of models.
4. Solving various problems in the most reliable model.

Therefore, in this paper, we will not consider all these stages in detail, but only briefly consider some of them. In addition, this work can be found by downloading the Eidos system from the website of the author and developer of ASC-analysis and Prof. E.V. Lutsenko at the link:http://lc.kubagro.ru/Aidos-X.exe and installing in mode 1.3 intelligent cloud Eidos application No.**380**.

4. Results

4.1. Classification of ASC-analysis problems

In this work, we will not consider the solution of all problems that can be solved using the created models in the Eidos system. There are quite a few of these tasks. The following is a standard list of these tasks for classical ASC-analysis:

1. Task-1. Cognitive structuring of the subject area. Two interpretations of classification and descriptive scales and gradations
2. Task-2. Formalization of the subject area
3. Task-3. Synthesis of statistical and system-cognitive models. Multiparameter typing and partial knowledge criteria
4. Task-4. Model Verification
5. Task-5. Choosing the Most Reliable Model
6. Task-6. System identification and forecasting
6.1. Integral criterion "sum of knowledge"
6.2. Integral criterion "semantic resonance of knowledge"
6.3. Important Mathematical Properties of Integral Criteria
6.4. Solving the problem of identification and forecasting in the Eidos system
7. Task-7. Decision Support
7.1. Simplified decision-making as an inverse forecasting problem, positive and negative information portraits of classes, SWOT analysis
7.2. Developed decision-making algorithm in adaptive intelligent control systems based on ASC-analysis and the Eidos system
8. Task-8. Examining the object of modeling by examining its model
8.1. Inverted SWOT Diagrams of Descriptive Scale Values (Semantic Potentials)
8.2. Cluster-constructive analysis of classes
8.3. Cluster-constructive analysis of the values of descriptive scales
8.4. Knowledge Model of the Eidos System and Nonlocal Neurons
8.5. Non-local neural network
8.6. 3d integrated cognitive maps
8.7. 2d-integral cognitive maps of meaningful class comparison (mediated fuzzy plausible reasoning)
8.8. 2d-integrated cognitive maps of meaningful comparison of factor values (mediated fuzzy plausible reasoning)
8.9. cognitive functions
8.10. Significance of descriptive scales and their gradations
8.11. The degree of determinism of classes and classification scales

An example of a description in the IMRAD standard (Scopus and WoS) of solving all these problems in the Eidos system is the work [10].

But there is not only classical ASC-analysis, but also textual, graphical and scenario ASC-analysis [9], and in these variants of ASC-analysis quite a lot of their own specific tasks are solved. You can get acquainted with them by reading the works from the relevant thematic collections of publications, which can be accessed via the links from the page: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm.

In this paper, we will consider only the synthesis and verification of models and the solution of the problem of classifying living beings according to their characteristics in various models created in the following approaches to machine learning.

Names of the created models "ASK-analysis of living beings by their characteristics, machine learning":

– with a teacher (supervised learning);

- without a teacher (self-learning) (unsupervised learning) - the original model;

- without a teacher (self-learning) (unsupervised learning) - classes from clusters;

– with partial involvement of a teacher (semi-supervised learning);

- with reinforcement (reinforcement learning).

4.2. Machine learning with a teacher (supervised learning)

4.2.1. Cognitive structuring of the subject area

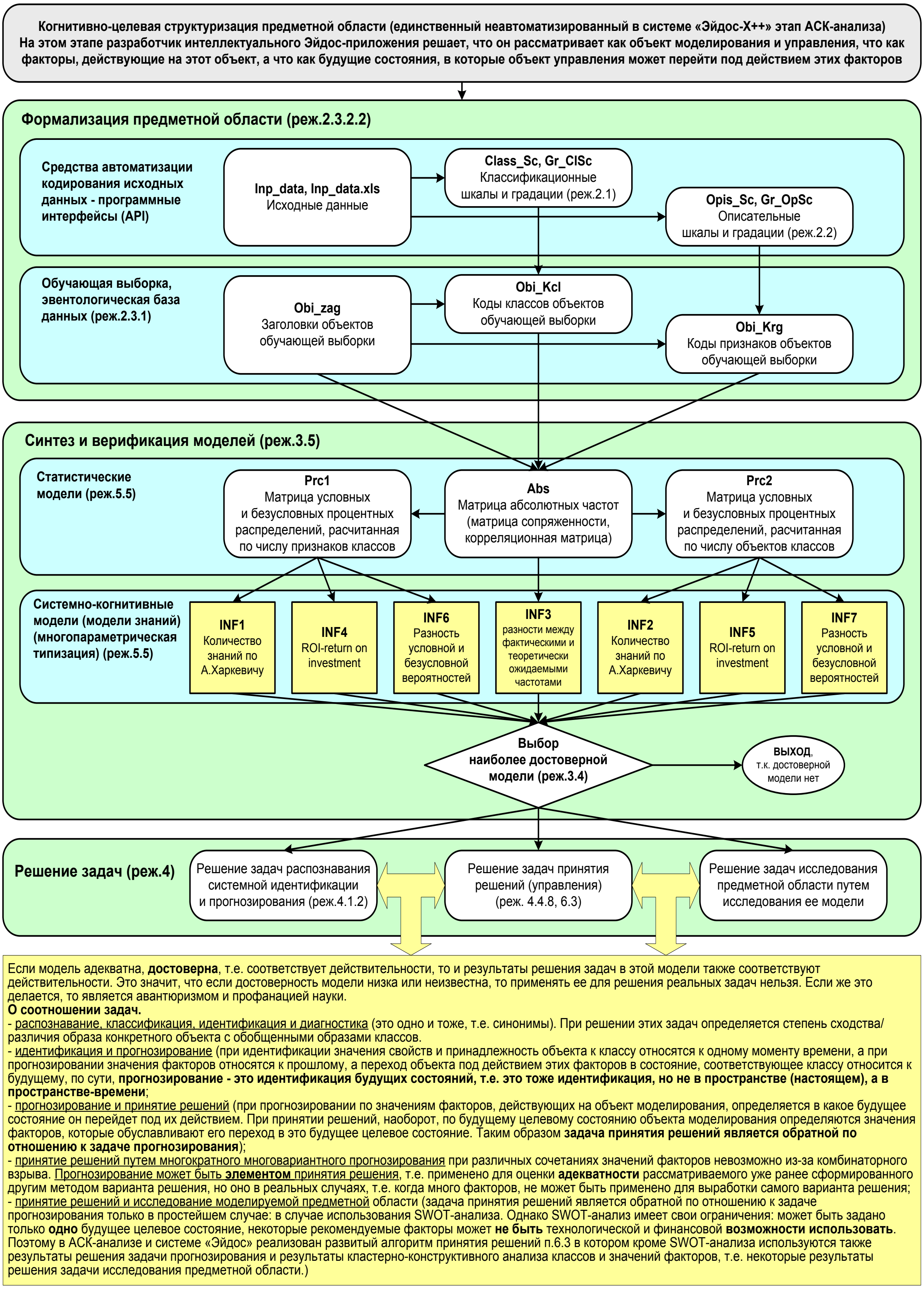
At this stage, the object of modeling (living beings) is determined, as well as descriptive and classification scales that allow describing their characteristics and belonging to classes (Figure 1, tables 1 and 2):

Table1– Classification scales

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	НАИМЕНОВАНИЕ
2	ТИП

Table2– Descriptive scales

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	ШЕРСТЬ
2	ПЕРЬЯ
3	ЯЙЦО
4	МОЛОКО
5	ВОЗДУШНЫЙ
6	ВОДНЫЙ
7	ХИЩНИК
8	ЗУБАСТЫЙ
9	ПОЗВОНОЧНИК
10	ДЫШИТ
11	ЯДОВИТЫЙ
12	ПЛАВНИК
13	НОГИ
14	ХВОСТ
15	ДОМАШНИЙ
16	БОЛЬШЕ КОШКИ



Drawing1. Sequence of data, information and knowledge processing in the system "Eidos"

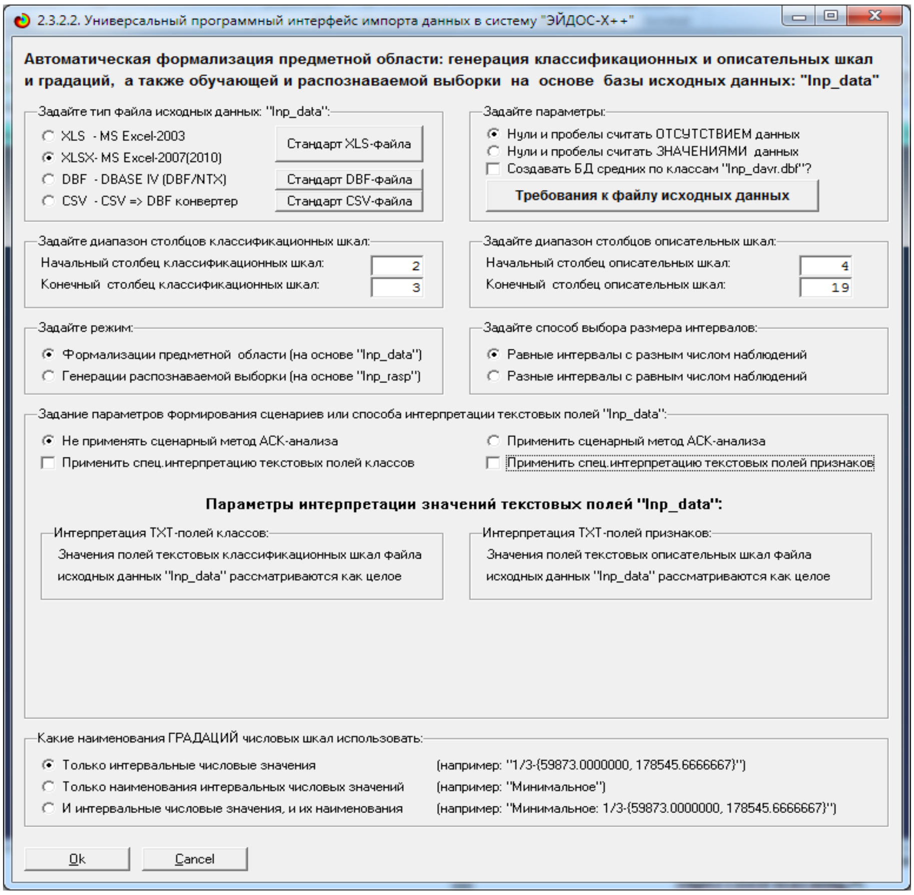
4.2.2. Formalization of the subject area

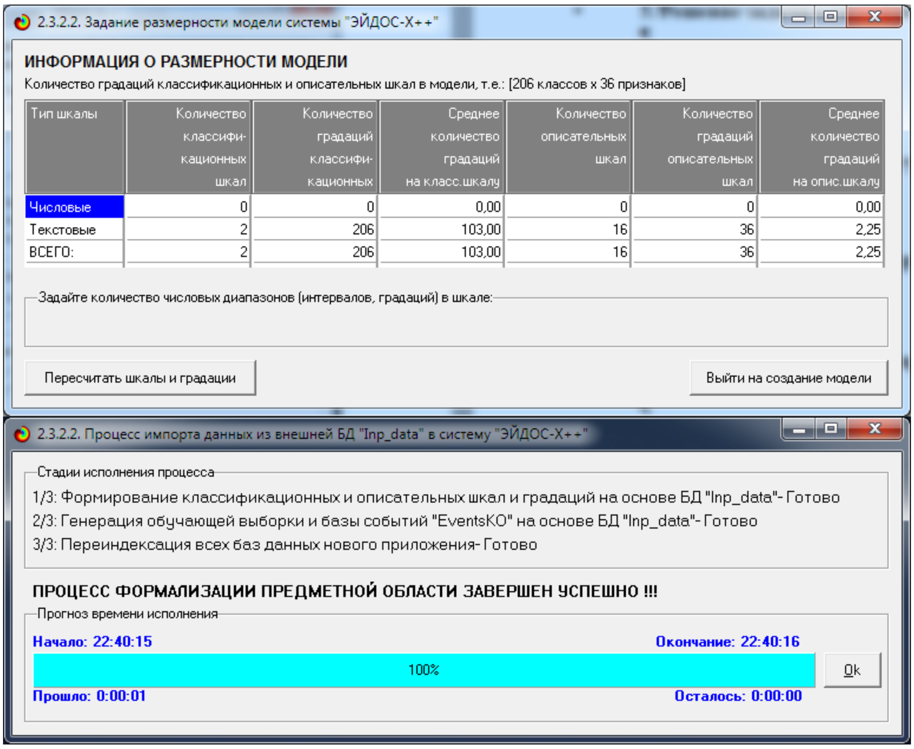
The initial data are taken from [5] (Table 3). In the form of an Excel file, the source data can be downloaded from the Eidos cloud at the link: https://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/Applications-000380/Inp_data-ALL_type.xlsx.

Table3– Initial data (fragment)

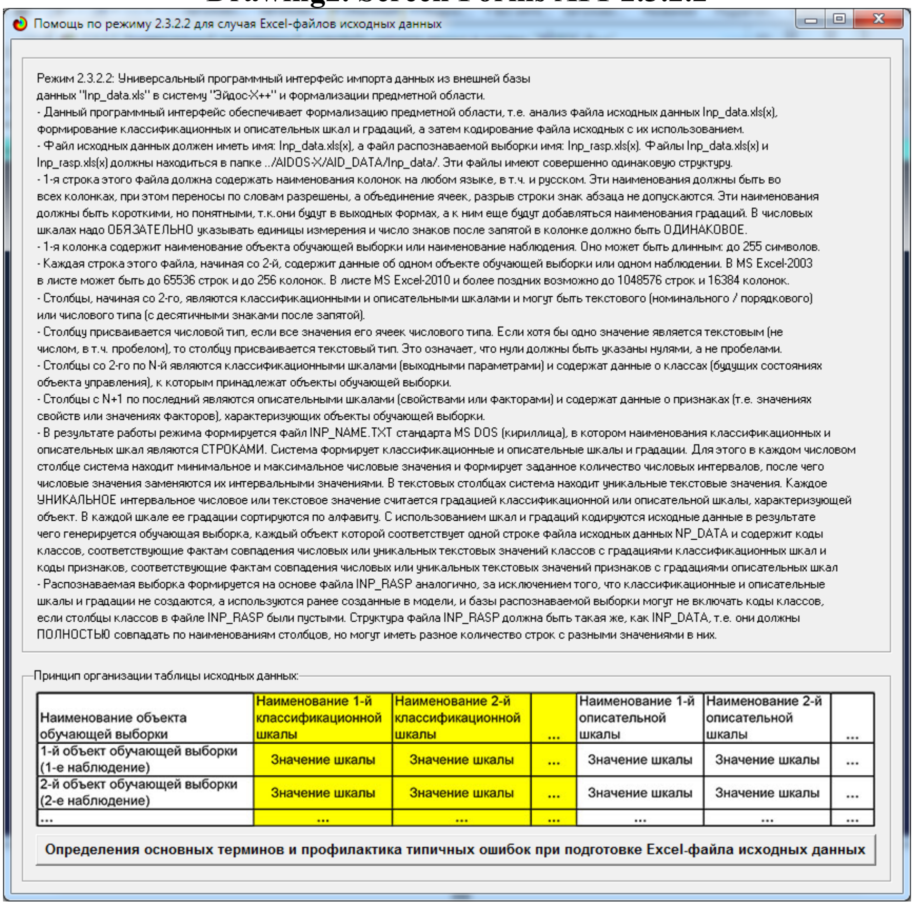
Наименование	Наименование	Тип	Шерсть	Перья	Яйцо	Молоко	Воздушный	Водный	Хищник	Зубастый	Позвоночник	Дышит	Ядовитый	Плавник	Ноги	Хвост	Домашний	Больше кошки
акула-катран	акула-катран	рыбы	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	есть	есть	нет	нет	есть	1/6-нет	есть	нет	есть
антилопа	антилопа	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
ара	ара	птицы	нет	есть	есть	нет	есть	есть	нет	нет	есть	есть	нет	нет	2/6-две	есть	есть	нет
бабуин	бабуин	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
барсук	барсук	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
бегемот	бегемот	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
белка	белка	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	нет
белый медведь	белый медведь	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	есть	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
бизон	бизон	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	есть	есть
блоха	блоха	насекомые	нет	нет	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	нет	нет	5/6-шесть	нет	нет	нет
богомол	богомол	насекомые	нет	нет	есть	нет	есть	есть	есть	нет	нет	есть	нет	нет	5/6-шесть	есть	есть	нет
божья коровка	божья коровка	насекомые	нет	нет	есть	нет	есть	есть	есть	нет	нет	есть	нет	нет	5/6-шесть	нет	нет	нет
боров	боров	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
буйвол	буйвол	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
бурый медведь	бурый медведь	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	есть	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
варан	варан	пресмыкающиеся	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	нет	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	есть	есть
верблюд	верблюд	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	есть	есть
вивверина	вивверина	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	есть	есть
водорез	водорез	птицы	нет	есть	есть	нет	есть	есть	есть	нет	есть	есть	нет	нет	2/6-две	есть	нет	нет
волк	волк	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
вомбат	вомбат	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть

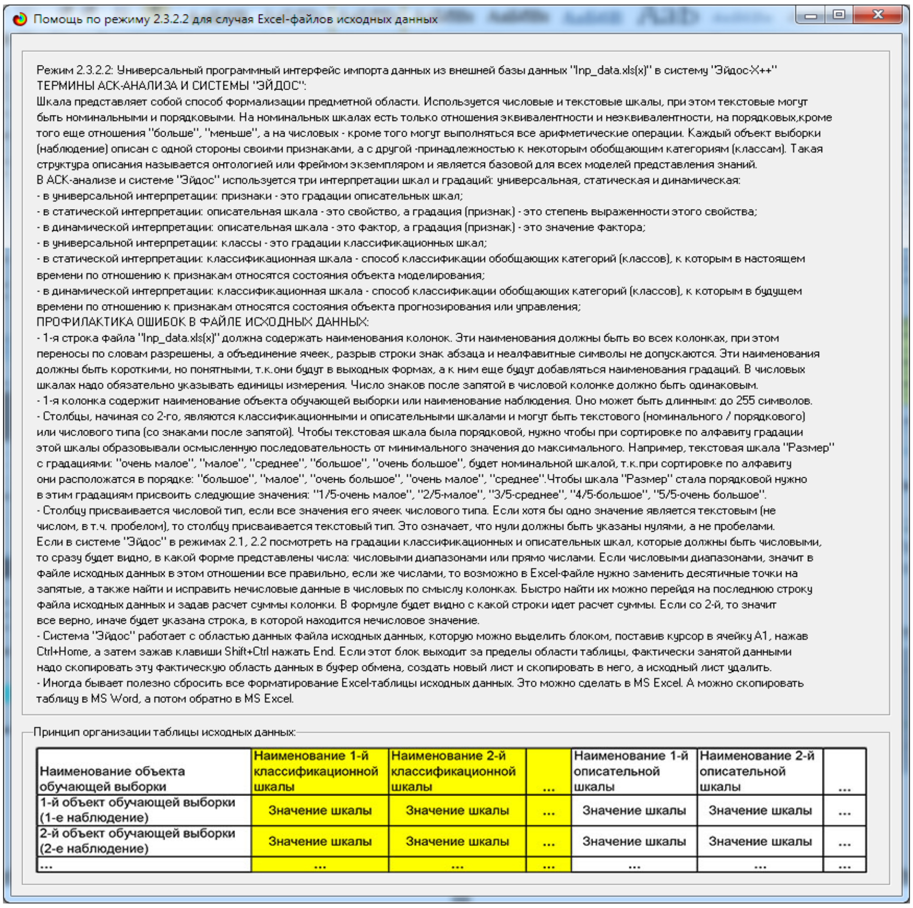
To enter the initial data into the Eidos system, we use the API-2.3.2.2 automated programming interface with the parameters shown in Figure 2. The API-2.3.2.2 help is shown in Figure 3:





Drawing2. Screen Forms API-2.3.2.2





Помощь по режиму 2.3.2.2 для случая Excel-файлов исходных данных

Режим 2.3.2.2: Универсальный программный интерфейс импорта данных из внешней базы данных "Inp_data.xls(x)" в систему "Эйдос-Х++"
ТЕРМИНЫ АСК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ "ЭЙДОС":
Шкала представляет собой способ формализации предметной области. Используется числовые и текстовые шкалы, при этом текстовые могут быть номинальными и порядковыми. На номинальных шкалах есть только отношения эквивалентности и неэквивалентности, на порядковых,кроме того еще отношения "больше", "меньше", а на числовых - кроме того могут выполняться все арифметические операции. Каждый объект выборки (наблюдение) описан с одной стороны своими признаками, а с другой -принадлежностью к некоторым обобщающим категориям (классам). Такая структура описания называется онтологией или фреймом экземпляром и является базовой для всех моделей представления знаний.
В АСК-анализе и системе "Эйдос" используется три интерпретации шкал и градаций: универсальная, статическая и динамическая:
- в универсальной интерпретации: признаки - это градации описательных шкал;
- в статической интерпретации: описательная шкала - это свойство, а градация (признак) - это степень выраженности этого свойства;
- в динамической интерпретации: описательная шкала - это фактор, а градация (признак) - это значение фактора;
- в универсальной интерпретации: классы - это градации классификационных шкал;
- в статической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации обобщающих категорий (классов), к которым в настоящем времени по отношению к признакам относятся состояния объекта моделирования;
- в динамической интерпретации: классификационная шкала - способ классификации обобщающих категорий (классов), к которым в будущем времени по отношению к признакам относятся состояния объекта прогнозирования или управления;
ПРОФИЛАКТИКА ОШИБОК В ФАЙЛЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ:
- 1-я строка файла "Inp_data.xls(x)" должна содержать наименования колонок. Эти наименования должны быть во всех колонках, при этом переносы по словам разрешены, а объединение ячеек, разрыв строки знак абзаца и неалфавитные символы не допускаются. Эти наименования должны быть короткими, но понятными, т.к.они будут в выходных формах, а к ним еще будут добавляться наименования градаций. В числовых шкалах надо обязательно указывать единицы измерения. Число знаков после запятой в числовой колонке должно быть одинаковым.
- 1-я колонка содержит наименование объекта обучающей выборки или наименование наблюдения. Оно может быть длинным: до 255 символов.
- Столбцы, начиная со 2-го, являются классификационными и описательными шкалами и могут быть текстового (номинального / порядкового) или числового типа (со знаками после запятой). Чтобы текстовая шкала была порядковой, нужно чтобы при сортировке по алфавиту градации этой шкалы образовывали осмысленную последовательность от минимального значения до максимального. Например, текстовая шкала "Размер" с градациями: "очень малое", "малое", "среднее", "большое", "очень большое", будет номинальной шкалой, т.к.при сортировке по алфавиту они расположатся в порядке: "большое", "малое", "очень большое", "очень малое", "среднее".Чтобы шкала "Размер" стала порядковой нужно в этим градациям присвоить следующие значения: "1/5-очень малое", "2/5-малое", "3/5-среднее", "4/5-большое", "5/5-очень большое".
- Столбцу присваивается числовой тип, если все значения его ячеек числового типа. Если хотя бы одно значение является текстовым (не числом, в т.ч. пробелом), то столбцу присваивается текстовый тип. Это означает, что нули должны быть указаны нулями, а не пробелами.
Если в системе "Эйдос" в режимах 2.1, 2.2 посмотреть на градации классификационных и описательных шкал, которые должны быть числовыми, то сразу будет видно, в какой форме представлены числа: числовыми диапазонами или прямо числами. Если числовыми диапазонами, значит в файле исходных данных в этом отношении все правильно, если же числами, то возможно в Excel-файле нужно заменить десятичные точки на запятые, а также найти и исправить нечисловые данные в числовых по смыслу колонках. Быстро найти их можно перейдя на последнюю строку файла исходных данных и задав расчет суммы колонки. В формуле будет видно с какой строки идет расчет суммы. Если со 2-й, то значит все верно, иначе будет указана строка, в которой находится нечисловое значение.
- Система "Эйдос" работает с областью данных файла исходных данных, которую можно выделить блоком, поставив курсор в ячейку А1, нажав Ctrl+Home, а затем зажав клавиши Shift+Ctrl нажать End. Если этот блок выходит за пределы области таблицы, фактически занятой данными надо скопировать эту фактическую область данных в буфер обмена, создать новый лист и скопировать в него, а исходный лист удалить.
- Иногда бывает полезно сбросить все форматирование Excel-таблицы исходных данных. Это можно сделать в MS Excel. А можно скопировать таблицу в MS Word, а потом обратно в MS Excel.

Принцип организации таблицы исходных данных:

Наименование объекта обучающей выборки	Наименование 1-й классификационной шкалы	Наименование 2-й классификационной шкалы	...	Наименование 1-й описательной шкалы	Наименование 2-й описательной шкалы	...
1-й объект обучающей выборки (1-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
2-й объект обучающей выборки (2-е наблюдение)	Значение шкалы	Значение шкалы	...	Значение шкалы	Значение шкалы	...
...	...	...	...	...	...	...

Drawing3. Help API-2.3.2.2

In order to keep class coding consistent in future models:

-sorting of rows in table 3 is done by the name of a living creature;

- the column of names of living creatures in table 3 is placed first, and their types - the second.

This is done because in the Eidos system, classes are sorted by their names in alphabetical order, and the order of classification and descriptive scales in the reference books remains the same as in the original data.

As a result of the work of API-2.3.2.2, classification and descriptive scales and gradations were created (Tables 4 and 5), with the help of which the initial ones were encoded (normalized) (Table 3) and a training sample was obtained (Table 6):

Table4– Classification scales and gradations (in full)

Код	Наименование: ШКАЛА-градация	Код	Наименование: ШКАЛА-градация	Код	Наименование: ШКАЛА-градация
1	НАИМЕНОВАНИЕ-акула-катран	70	НАИМЕНОВАНИЕ-комар	139	НАИМЕНОВАНИЕ-пума
2	НАИМЕНОВАНИЕ-антилопа	71	НАИМЕНОВАНИЕ-комнатная муха	140	НАИМЕНОВАНИЕ-пчела медоносная
3	НАИМЕНОВАНИЕ-ара	72	НАИМЕНОВАНИЕ-корсак	141	НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак
4	НАИМЕНОВАНИЕ-бабуин	73	НАИМЕНОВАНИЕ-косатка	142	НАИМЕНОВАНИЕ-росомаха
5	НАИМЕНОВАНИЕ-барсук	74	НАИМЕНОВАНИЕ-косуля	143	НАИМЕНОВАНИЕ-рысь
6	НАИМЕНОВАНИЕ-бегемот	75	НАИМЕНОВАНИЕ-кошека	144	НАИМЕНОВАНИЕ-сайгак
7	НАИМЕНОВАНИЕ-белка	76	НАИМЕНОВАНИЕ-краб	145	НАИМЕНОВАНИЕ-саламандра
8	НАИМЕНОВАНИЕ-белый медведь	77	НАИМЕНОВАНИЕ-крапивник	146	НАИМЕНОВАНИЕ-саранча
9	НАИМЕНОВАНИЕ-бизон	78	НАИМЕНОВАНИЕ-крокодил	147	НАИМЕНОВАНИЕ-свинья
10	НАИМЕНОВАНИЕ-блоха	79	НАИМЕНОВАНИЕ-крот	148	НАИМЕНОВАНИЕ-северный олень
11	НАИМЕНОВАНИЕ-богомол	80	НАИМЕНОВАНИЕ-крылан	149	НАИМЕНОВАНИЕ-сельдь
12	НАИМЕНОВАНИЕ-божья коровка	81	НАИМЕНОВАНИЕ-крыса	150	НАИМЕНОВАНИЕ-семга
13	НАИМЕНОВАНИЕ-боров	82	НАИМЕНОВАНИЕ-куница	151	НАИМЕНОВАНИЕ-сервал
14	НАИМЕНОВАНИЕ-буйвол	83	НАИМЕНОВАНИЕ-лама	152	НАИМЕНОВАНИЕ-серна
15	НАИМЕНОВАНИЕ-бурый медведь	84	НАИМЕНОВАНИЕ-лань	153	НАИМЕНОВАНИЕ-сизарь
16	НАИМЕНОВАНИЕ-варан	85	НАИМЕНОВАНИЕ-лебедь	154	НАИМЕНОВАНИЕ-сирена
17	НАИМЕНОВАНИЕ-верблюд	86	НАИМЕНОВАНИЕ-лев	155	НАИМЕНОВАНИЕ-скат
18	НАИМЕНОВАНИЕ-виверрина	87	НАИМЕНОВАНИЕ-лемур	156	НАИМЕНОВАНИЕ-скорпион

19	НАИМЕНОВАНИЕ-водорез
20	НАИМЕНОВАНИЕ-волк
21	НАИМЕНОВАНИЕ-вомбат
22	НАИМЕНОВАНИЕ-воробей
23	НАИМЕНОВАНИЕ-ворона
24	НАИМЕНОВАНИЕ-выхухоль
25	НАИМЕНОВАНИЕ-гадюка
26	НАИМЕНОВАНИЕ-газель
27	НАИМЕНОВАНИЕ-геккон
28	НАИМЕНОВАНИЕ-гепард
29	НАИМЕНОВАНИЕ-гиббон
30	НАИМЕНОВАНИЕ-гиена
31	НАИМЕНОВАНИЕ-глухарь
32	НАИМЕНОВАНИЕ-голавль
33	НАИМЕНОВАНИЕ-голубь
34	НАИМЕНОВАНИЕ-горилла
35	НАИМЕНОВАНИЕ-горлица
36	НАИМЕНОВАНИЕ-горностай
37	НАИМЕНОВАНИЕ-девочка
38	НАИМЕНОВАНИЕ-дельфин
39	НАИМЕНОВАНИЕ-десмод
40	НАИМЕНОВАНИЕ-динго
41	НАИМЕНОВАНИЕ-длиннохвостый попугай
42	НАИМЕНОВАНИЕ-древолаз
43	НАИМЕНОВАНИЕ-дятел
44	НАИМЕНОВАНИЕ-еж
45	НАИМЕНОВАНИЕ-енот
46	НАИМЕНОВАНИЕ-ехидна
47	НАИМЕНОВАНИЕ-жаба
48	НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок
49	НАИМЕНОВАНИЕ-жираф
50	НАИМЕНОВАНИЕ-жук-носорог
51	НАИМЕНОВАНИЕ-заяц
52	НАИМЕНОВАНИЕ-зебу
53	НАИМЕНОВАНИЕ-землеройка
54	НАИМЕНОВАНИЕ-зубатка
55	НАИМЕНОВАНИЕ-зубр
56	НАИМЕНОВАНИЕ-игрунка
57	НАИМЕНОВАНИЕ-кабан
58	НАИМЕНОВАНИЕ-кайман
59	НАИМЕНОВАНИЕ-какаду
60	НАИМЕНОВАНИЕ-кальмар
61	НАИМЕНОВАНИЕ-канарейка
62	НАИМЕНОВАНИЕ-каракал
63	НАИМЕНОВАНИЕ-карп
64	НАИМЕНОВАНИЕ-кашалот
65	НАИМЕНОВАНИЕ-кенгуру-валлаби
66	НАИМЕНОВАНИЕ-киви
67	НАИМЕНОВАНИЕ-кит
68	НАИМЕНОВАНИЕ-коза
69	НАИМЕНОВАНИЕ-койот
88	НАИМЕНОВАНИЕ-ленивец
89	НАИМЕНОВАНИЕ-леопард
90	НАИМЕНОВАНИЕ-летучая мышь
91	НАИМЕНОВАНИЕ-лиса
92	НАИМЕНОВАНИЕ-лошадь
93	НАИМЕНОВАНИЕ-лягушка
94	НАИМЕНОВАНИЕ-майский жук
95	НАИМЕНОВАНИЕ-макака
96	НАИМЕНОВАНИЕ-мангуст
97	НАИМЕНОВАНИЕ-мартышка
98	НАИМЕНОВАНИЕ-медведь
99	НАИМЕНОВАНИЕ-медведь гризли
100	НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск
101	НАИМЕНОВАНИЕ-моль
102	НАИМЕНОВАНИЕ-морж
103	НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда
104	НАИМЕНОВАНИЕ-морская змея
105	НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза
106	НАИМЕНОВАНИЕ-морская свинья
107	НАИМЕНОВАНИЕ-морской конек
108	НАИМЕНОВАНИЕ-морской котик
109	НАИМЕНОВАНИЕ-морской лев
110	НАИМЕНОВАНИЕ-морской язык
111	НАИМЕНОВАНИЕ-мул
112	НАИМЕНОВАНИЕ-муравей
113	НАИМЕНОВАНИЕ-муравьед
114	НАИМЕНОВАНИЕ-нанду
115	НАИМЕНОВАНИЕ-неразлучник
116	НАИМЕНОВАНИЕ-норка
117	НАИМЕНОВАНИЕ-норница
118	НАИМЕНОВАНИЕ-овца
119	НАИМЕНОВАНИЕ-окунь
120	НАИМЕНОВАНИЕ-олень
121	НАИМЕНОВАНИЕ-омар
122	НАИМЕНОВАНИЕ-опоссум
123	НАИМЕНОВАНИЕ-орел
124	НАИМЕНОВАНИЕ-орикс
125	НАИМЕНОВАНИЕ-оса
126	НАИМЕНОВАНИЕ-осел
127	НАИМЕНОВАНИЕ-осьминог
128	НАИМЕНОВАНИЕ-панда
129	НАИМЕНОВАНИЕ-пантера
130	НАИМЕНОВАНИЕ-паук
131	НАИМЕНОВАНИЕ-пескарь
132	НАИМЕНОВАНИЕ-пикша
133	НАИМЕНОВАНИЕ-пингвин
134	НАИМЕНОВАНИЕ-пиранья
135	НАИМЕНОВАНИЕ-полевка
136	НАИМЕНОВАНИЕ-полоз
137	НАИМЕНОВАНИЕ-поморник
138	НАИМЕНОВАНИЕ-пони
157	НАИМЕНОВАНИЕ-скунс
158	НАИМЕНОВАНИЕ-слепозмейка
159	НАИМЕНОВАНИЕ-слизняк
160	НАИМЕНОВАНИЕ-слон
161	НАИМЕНОВАНИЕ-собака
162	НАИМЕНОВАНИЕ-сова
163	НАИМЕНОВАНИЕ-соловей
164	НАИМЕНОВАНИЕ-сом
165	НАИМЕНОВАНИЕ-сорока
166	НАИМЕНОВАНИЕ-стервятник
167	НАИМЕНОВАНИЕ-страус
168	НАИМЕНОВАНИЕ-стрекоза
169	НАИМЕНОВАНИЕ-сурок
170	НАИМЕНОВАНИЕ-тамарин
171	НАИМЕНОВАНИЕ-таракан
172	НАИМЕНОВАНИЕ-теленок
173	НАИМЕНОВАНИЕ-термит
174	НАИМЕНОВАНИЕ-тигр
175	НАИМЕНОВАНИЕ-тритон
176	НАИМЕНОВАНИЕ-туатара
177	НАИМЕНОВАНИЕ-тунец
178	НАИМЕНОВАНИЕ-тушканчик
179	НАИМЕНОВАНИЕ-тюлень
180	НАИМЕНОВАНИЕ-удав
181	НАИМЕНОВАНИЕ-удод
182	НАИМЕНОВАНИЕ-утка
183	НАИМЕНОВАНИЕ-утконос
184	НАИМЕНОВАНИЕ-фазан
185	НАИМЕНОВАНИЕ-фенек
186	НАИМЕНОВАНИЕ-фламинго
187	НАИМЕНОВАНИЕ-форель
188	НАИМЕНОВАНИЕ-хамелеон
189	НАИМЕНОВАНИЕ-хомяк
190	НАИМЕНОВАНИЕ-хорек
191	НАИМЕНОВАНИЕ-цыпленок
192	НАИМЕНОВАНИЕ-чайка
193	НАИМЕНОВАНИЕ-червь
194	НАИМЕНОВАНИЕ-черепаха
195	НАИМЕНОВАНИЕ-шиншила
196	НАИМЕНОВАНИЕ-щука
197	НАИМЕНОВАНИЕ-ямкоголовая змея
198	НАИМЕНОВАНИЕ-ястреб
199	НАИМЕНОВАНИЕ-ящерица
200	ТИП-земноводные
201	ТИП-млекопитающие
202	ТИП-многоногие
203	ТИП-насекомые
204	ТИП-пресмыкающиеся
205	ТИП-птицы
206	ТИП-рыбы

Table5– Descriptive scales and gradations (in full)

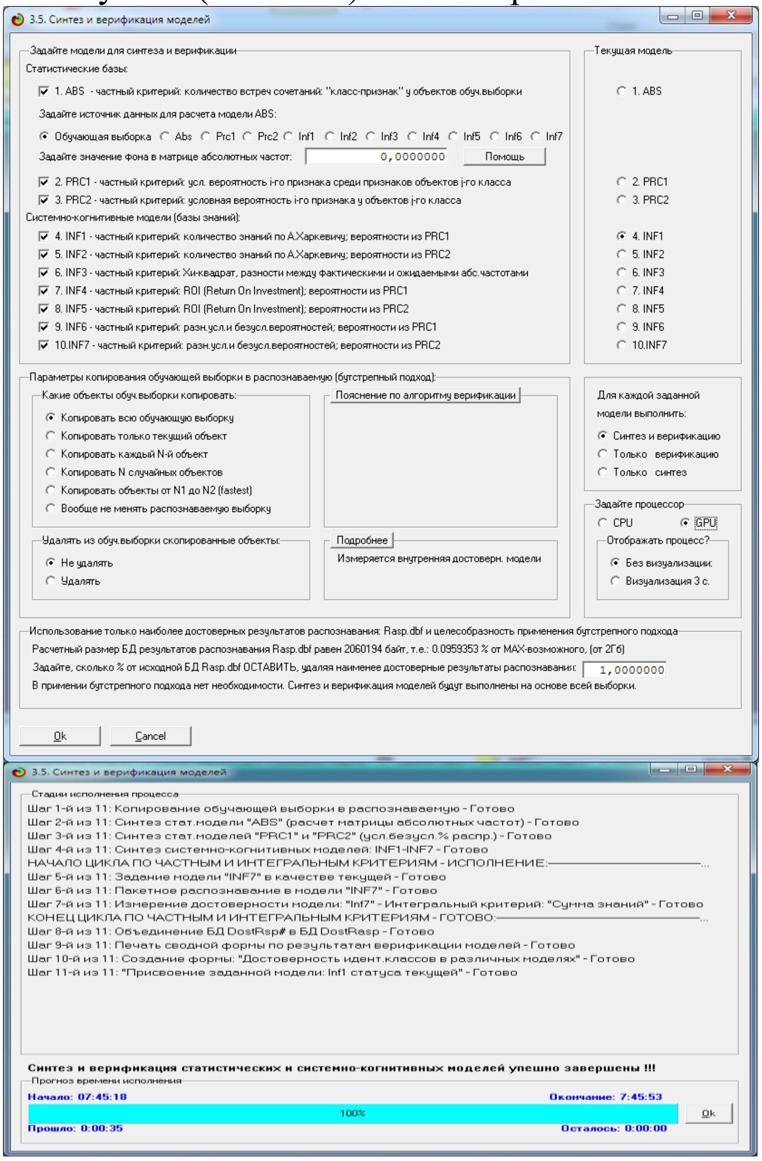
KOD_ATR	NAME_ATR
1	ШЕРСТЬ-есть
2	ШЕРСТЬ-нет
3	ПЕРЬЯ-есть
4	ПЕРЬЯ-нет
5	ЯЙЦО-есть
6	ЯЙЦО-нет
7	МОЛОКО-есть
8	МОЛОКО-нет
9	ВОЗДУШНЫЙ-есть
10	ВОЗДУШНЫЙ-нет
11	ВОДНЫЙ-есть
12	ВОДНЫЙ-нет
13	ХИЩНИК-есть
14	ХИЩНИК-нет
15	ЗУБАСТЫЙ-есть
16	ЗУБАСТЫЙ-нет
17	ПОЗВОНОЧНИК-есть
18	ПОЗВОНОЧНИК-нет
19	ДЫШИТ-есть
20	ДЫШИТ-нет
21	ЯДОВИТЫЙ-есть
22	ЯДОВИТЫЙ-нет
23	ПЛАВНИК-есть
24	ПЛАВНИК-нет
25	НОГИ-1/6-нет
26	НОГИ-2/6-две
27	НОГИ-3/6-три
28	НОГИ-4/6-четыре
29	НОГИ-5/6-шесть
30	НОГИ-6/6-восемь
31	ХВОСТ-есть
32	ХВОСТ-нет
33	ДОМАШНИЙ-есть
34	ДОМАШНИЙ-нет
35	БОЛЬШЕ КОШКИ-есть
36	БОЛЬШЕ КОШКИ-нет

Table6– Training set (fragment)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19
акула-катран	1	206	2	4	5	8	10	11	13	15	17	20	22	23	25	31	34	35
антилопа	2	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
ара	3	205	2	3	5	8	9	11	14	16	17	19	22	24	26	31	33	36
бабуин	4	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
барсук	5	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бегемот	6	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
белка	7	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	36
белый медведь	8	201	1	4	6	7	10	11	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бизон	9	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	33	35

4.2.3. Synthesis of statistical and system-cognitive models

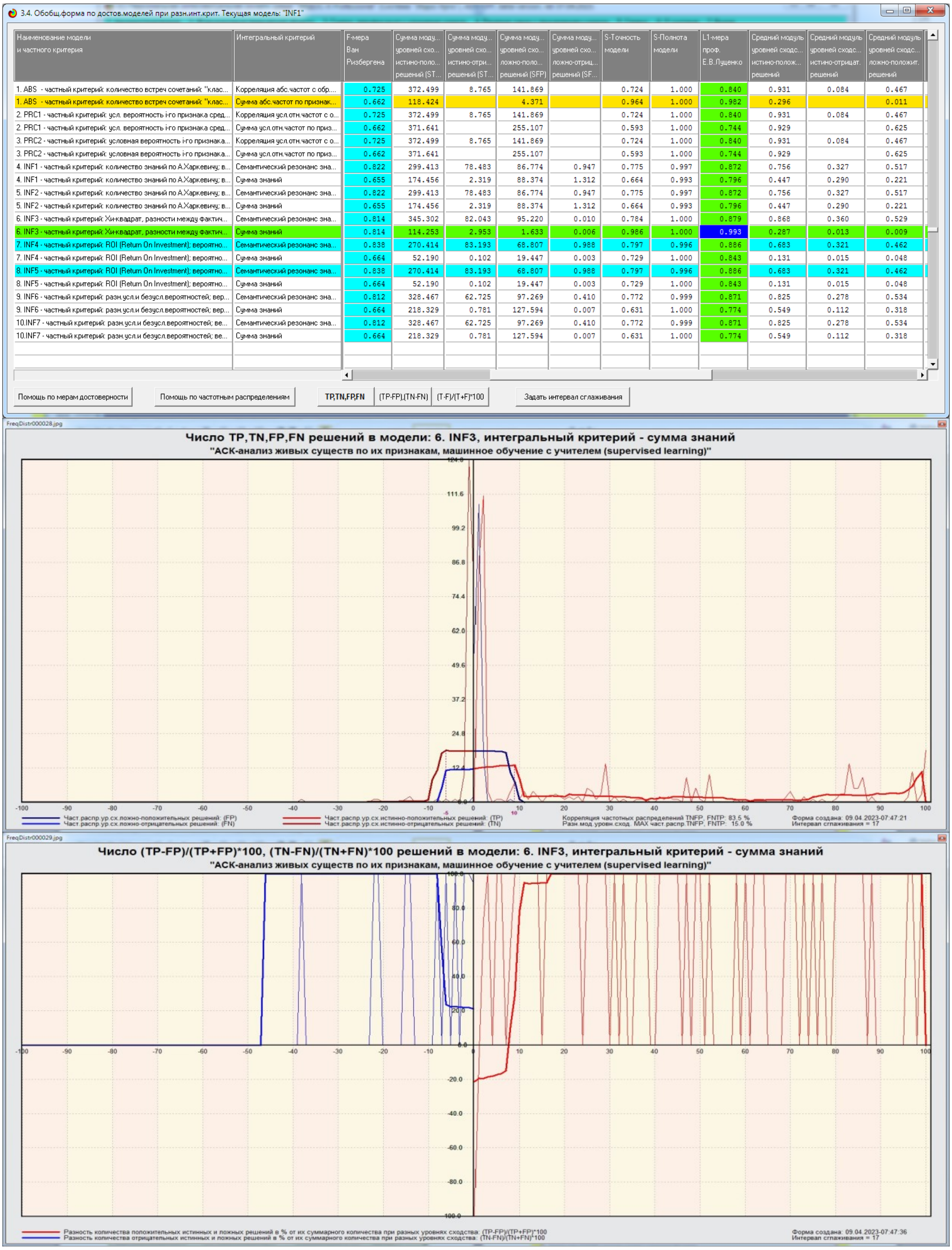
Figure 4 shows screen forms of the mode of synthesis and verification of models of the Eidos system (mode 3.5) with real parameters:



Drawing4. Screen forms of the mode of synthesis and verification of models 3.5

4.2.4. Model Verification

Model verification, i.e. assessment of their reliability is carried out by recognizing the objects of the training sample immediately after the synthesis of models. But the results of this assessment can be viewed in the output forms of mode 3.4 (Figures 5 and 6):



Drawing5. Screen Forms of Model Verification Mode 3.4


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

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 предскажет, 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 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 представите себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз 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 вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1, +1} и {0, 1}:
La = (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN) (нормировка: {-1,+1})
Lb = (1 + (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)) / 2 (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 Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):
F-mera = 2*(Precision*Recall)/(Precision+Recall) - достоверность модели
Precision = TP/(TP+FP) - точность модели;
Recall = TP/(TP+FN) - полнота модели;

L1-мера проф.Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):
L1-mera = 2*(SPrecision*SRecall)/(SPrecision+SRecall)
SPrecision = STP/(STP+SFP) - точность с учетом сумм уровней сходства;
SRecall = STP/(STP+SFN) - 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-mera = 2*(APrecision*ARecall)/(APrecision+ARecall)
APrecision = ATP/(ATP+AFP) - точность с учетом средних уровней сходства;
ARecall = ATP/(ATP+AFN) - 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 Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политематический 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.

Помощь по режиму 3.4. (С) Система "ЭЙДОС-Х++"

Режим: 4.1.3.11. РАСЧЕТ И ГРАФИЧЕСКАЯ ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ЧАСТОТНЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ УРОВНЕЙ СХОДСТВА:

По нажатию кнопок: [TP,TN,FP,FN], [(TP-FP),(TN-FN)], [(T-F)/(T+F)*100] отображаются графики частотных распределений для модели и интегрального критерия той строки, на которой в экранной форме 3.4 стоит курсор. По клику на кнопке: [(T-F)/(T+F)*100] выводятся графики частотных распределений: (TP-FP)/(TP+FP)*100 и (TN-FN)/(TN+FN)*100.
где:
TP-True-Positive; TN-True-Negative; FP-False Positive; FN-False-Negative, количество истинных и ложных положительных и отрицательных решений.

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 (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.

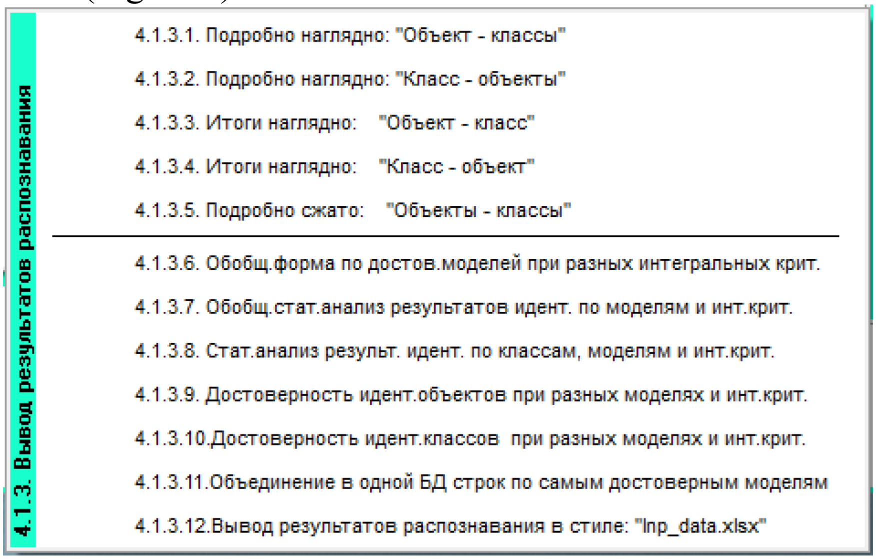
Примерные графики TP,TN,FP,FN, а также F-меры и критериев L1, L2 при увеличении объема выборки:

Drawing6. Screen forms of the mode 3.4 for evaluating the reliability of models

These screen forms, shown in Figure 5, show that the created models have quite acceptable reliability (with the parameters specified during the synthesis of the models), which allows them to be correctly used to solve a number of problems, for example, the problem of classifying living beings according to their characteristics.

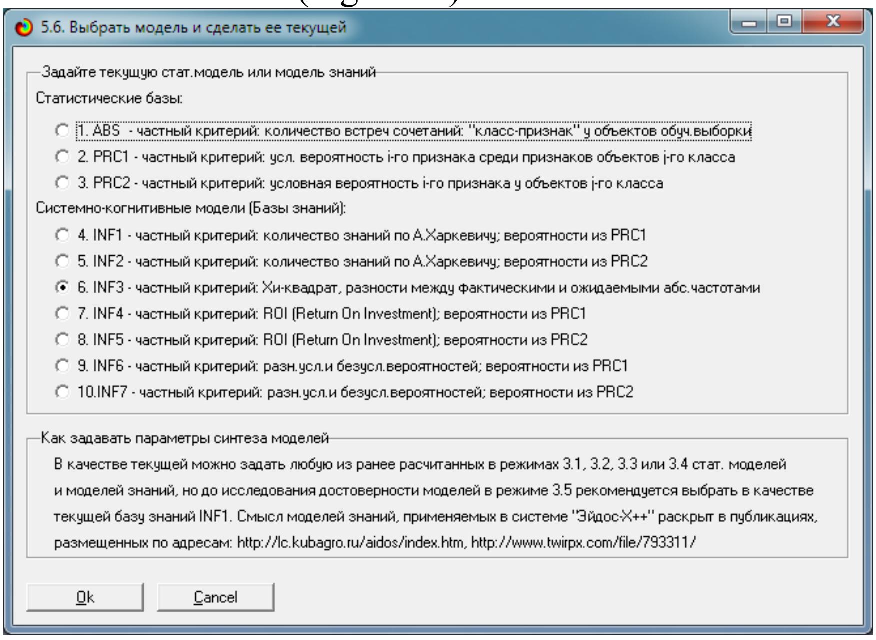
4.2.5. Classification of living beings according to their characteristics

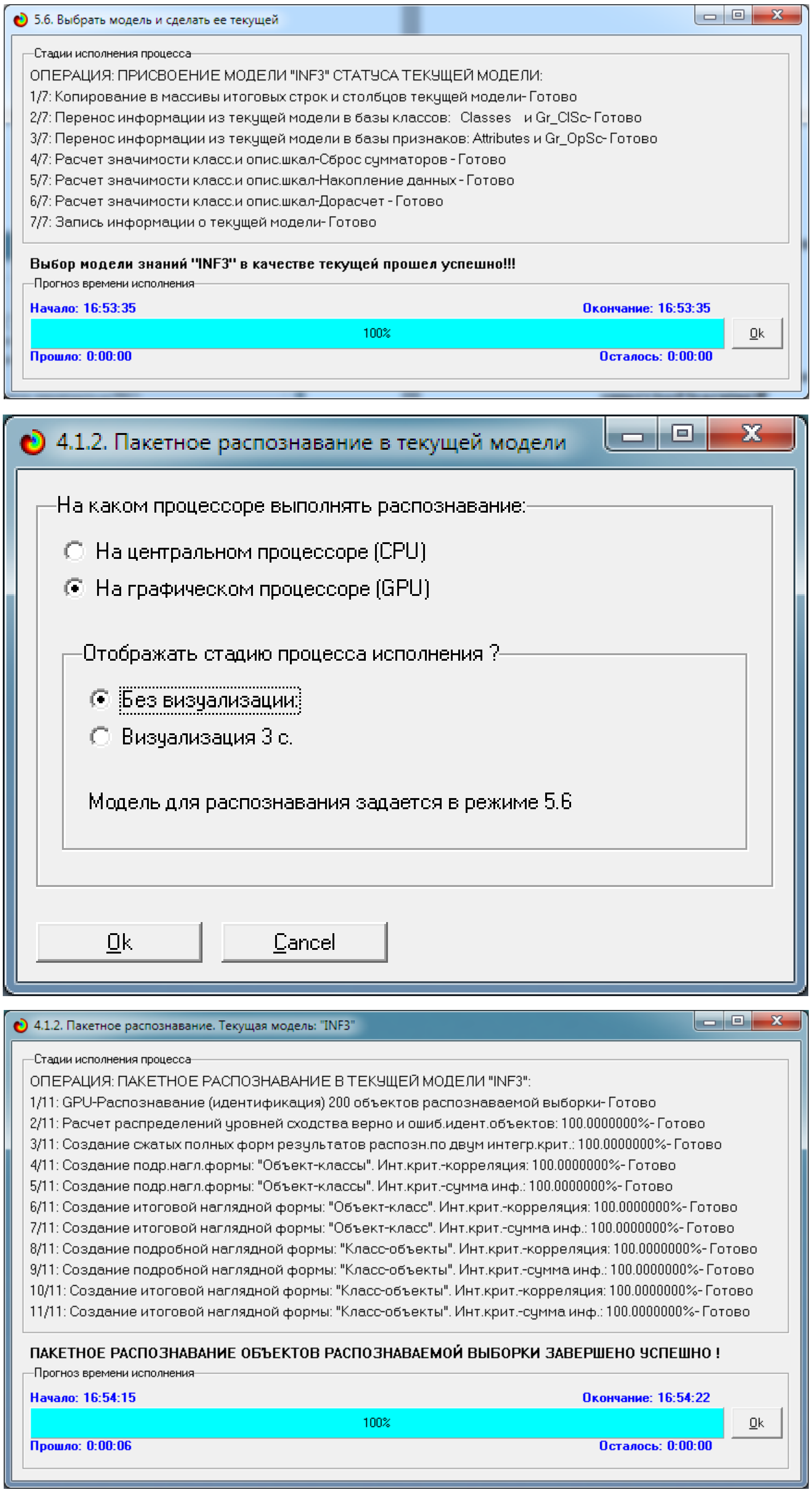
We can see the results of solving this problem in various modes of subsystem 4.1.3 (Figure 6):



Drawing7. Subsystem modes 4.1.3 with recognition results

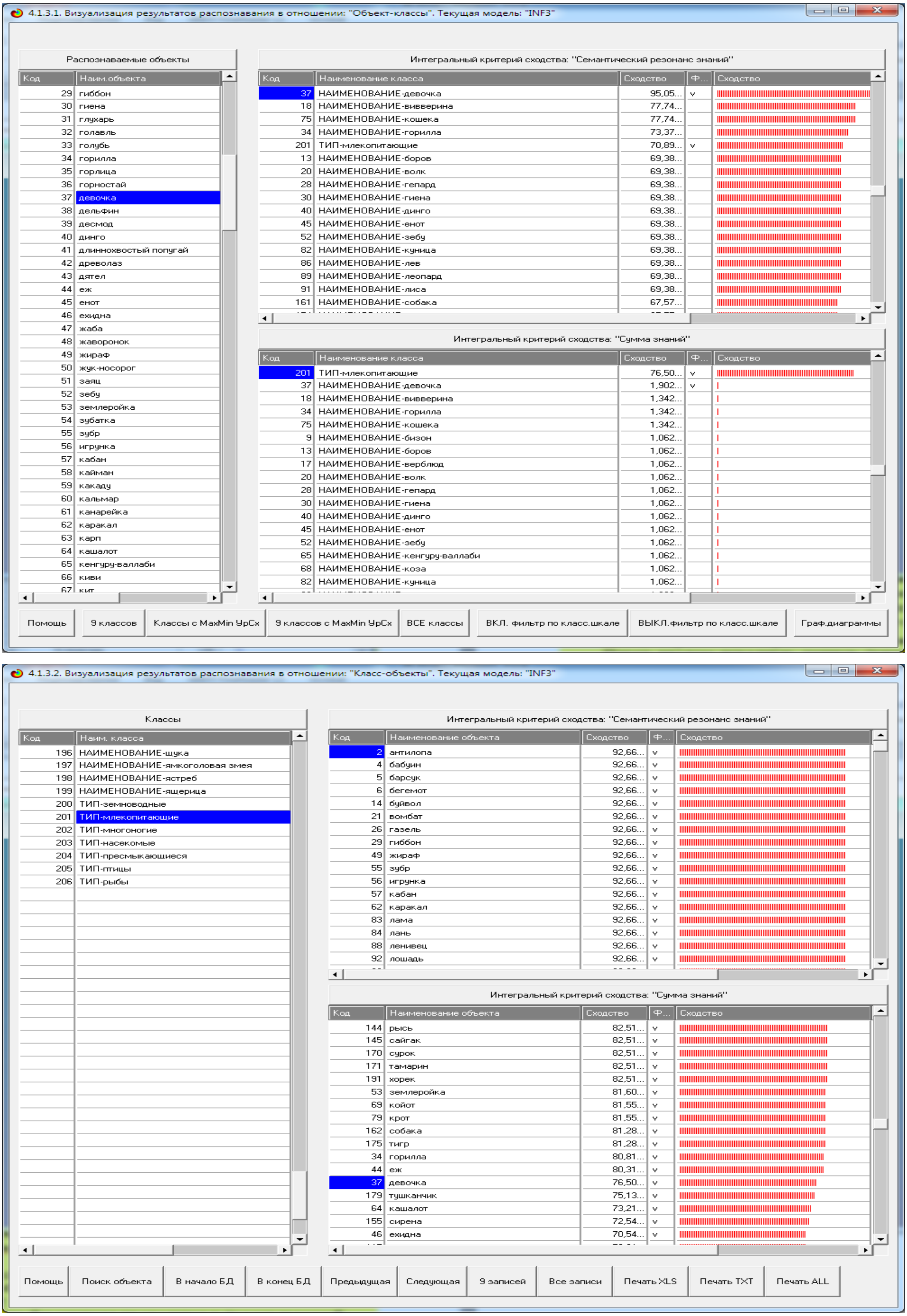
Let's set the INF3 model as the current one in mode 5.6 and perform recognition in it in mode 4.1.2 (Figures 7):





Drawing8. Setting the current INF3 model and recognition in this model

Figure 9 shows some output forms based on the results of solving the problem of classifying living beings according to their characteristics in this model:



Drawing9. Setting the current INF3 model and recognition in this model

4.3. Unsupervised Machine Learning (Self-Learning) (unsupervised learning)

The subsequent machine learning models will be considered more briefly than the 1st one, focusing on what distinguishes these models from each other.

Unsupervised machine learning is carried out in two iterations:

- at the first iteration, a basic model is created, in which each object of the training sample corresponds to a class, and generalizing images of classes (in our example, these are types of living beings) are not created and not marked by the teacher in the source data;

- at the second iteration, a cluster analysis of classes is carried out (or another generalization method is applied), i.e. the unsupervised system itself determines the objects of the training sample that are most similar to each other on unlabeled initial data, and then new classes of different degrees of generalization are created, corresponding to clusters of different agglomerative clustering tree hierarchies.

At each iteration, all stages of the ASC-analysis considered in the section: “4.2. Machine learning with a teacher (supervised learning)” of this work.

After the second iteration, all the problems of ASC-analysis listed in Section 4.1 of this work are solved. But of all these problems, we consider only one: the problem of classification.

4.3.1. First iteration: creating a base model without generic classes

4.3.1.1. Cognitive structuring of the subject area

In this model, the teacher does not indicate to the "Eidos" system what type the living being belongs to, because the system itself determines this based on cluster analysis, but this is done at the second iteration.

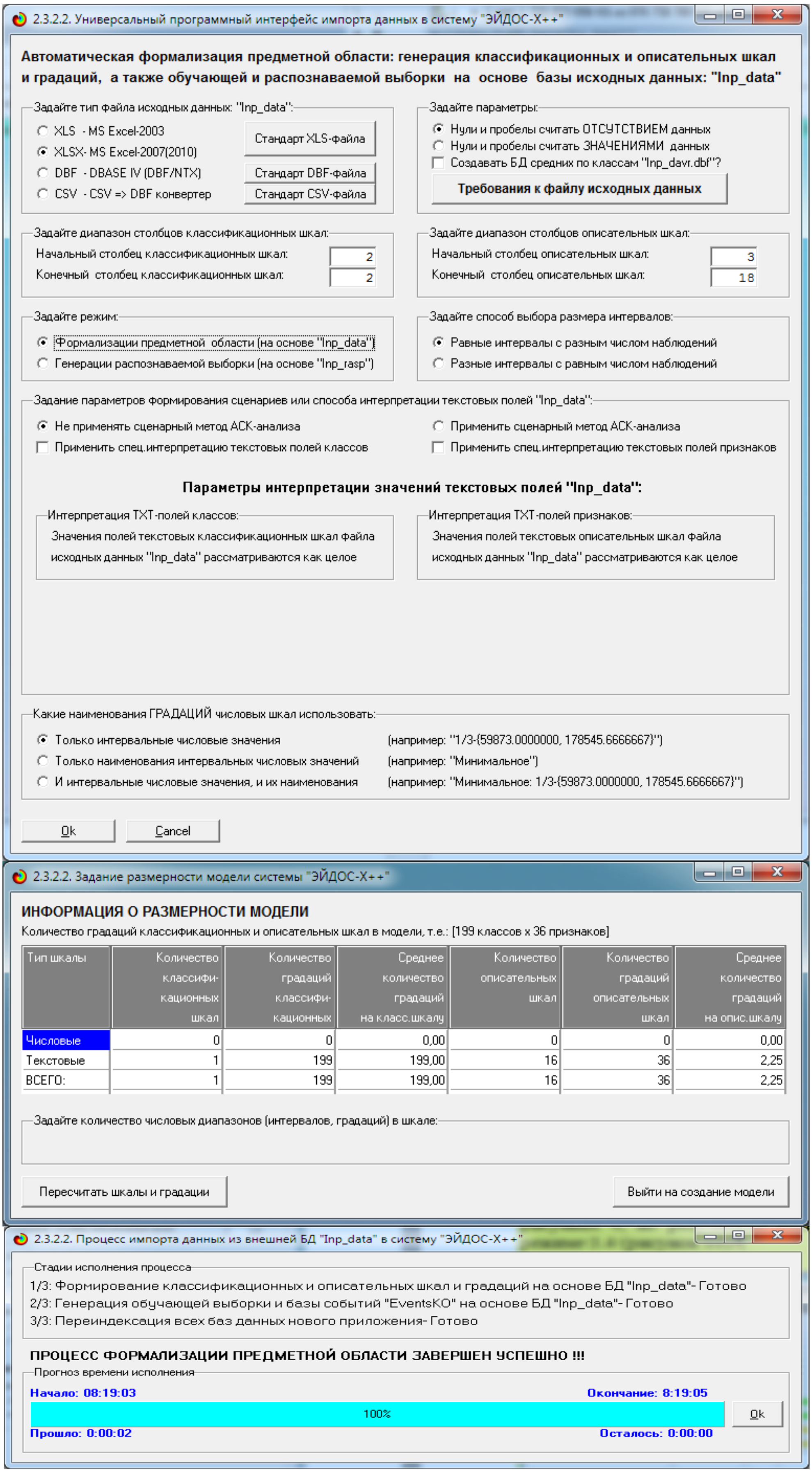
Therefore, the classification scales differ from those given in Table 1 and include only the unique name of a living being. Instead of this unique name, one could simply use a meaningless code or number of a living being.

The descriptive scales remain the same as in Table 2.

4.3.1.2. Formalization of the subject area

Before entering the initial data (Table 3) into the system, the column of the initial data file indicating the type of living creatures must be deleted. This file can be downloaded from the Eidos cloud via a direct link:
https://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/Applications-000380/Inp_data-ALL-wtype.xlsx/

Accordingly, the ranges of classification and descriptive scales are indicated in API-2.3.2.2 (Figure 10):



Drawing10. Screen Controls API-2.3.2.2

4.3.1.3. Synthesis of statistical and system-cognitive models

This problem is solved in mode 3.5 with the parameters shown in Figure 4.

4.3.1.4. Model Verification

This task is solved in mode 3.5 with the parameters shown in Figure 4, but the results of model verification are viewed in mode 3.4 (Figure 11):

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	F-мера Ван Ризбергена	Сумма моду... уровней схо... истино-поло... решений (ST...	Сумма моду... уровней схо... истино-отри... решений (ST...	Сумма моду... уровней схо... ложно-поло... решений (SFP)	Сумма моду... уровней схо... ложно-отриц... решений (SF...	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сходс... истино-полож... решений	Средний модуль уровней сходс... истино-отрицат. решений	Средний модуль уровней сходс... ложно-положит. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс.частот с обр....	0.575	199.943	8.338	139.528		0.589	1.000	0.741	1.000	0.083	0.471
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Сумма абс.частот по признак...	0.503	104.194		129.065		0.447	1.000	0.618	0.521		0.326
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.575	199.943	8.338	139.528		0.589	1.000	0.741	1.000	0.083	0.471
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.503	199.938		248.875		0.445	1.000	0.616	1.000		0.628
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.575	199.943	8.338	139.528		0.589	1.000	0.741	1.000	0.083	0.471
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.503	199.938		248.875		0.445	1.000	0.616	1.000		0.628
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0.705	177.015	73.675	86.486		0.672	1.000	0.804	0.885	0.322	0.518
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	0.503	107.675		87.874		0.551	1.000	0.710	0.538		0.222
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0.705	177.015	73.675	86.486		0.672	1.000	0.804	0.885	0.322	0.518
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	0.503	107.675		87.874		0.551	1.000	0.710	0.538		0.222
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	0.693	191.667	77.893	94.413		0.670	1.000	0.802	0.958	0.356	0.533
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	0.693	103.063	46.715	45.714		0.693	1.000	0.818	0.515	0.213	0.258
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.731	150.844	81.222	70.881		0.680	1.000	0.810	0.754	0.326	0.482
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.503	33.133		19.271		0.632	1.000	0.775	0.166		0.049
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.731	150.844	81.222	70.881		0.680	1.000	0.810	0.754	0.326	0.482
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.503	33.133		19.271		0.632	1.000	0.775	0.166		0.049
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.691	187.077	58.564	96.684		0.659	1.000	0.795	0.935	0.270	0.540
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.503	134.286		126.745		0.514	1.000	0.679	0.671		0.320
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.691	187.077	58.564	96.684		0.659	1.000	0.795	0.935	0.270	0.540
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.503	134.286		126.745		0.514	1.000	0.679	0.671		0.320

Drawing11. Screen forms of the model reliability evaluation mode

If we compare the reliability of models with and without generalized images of classes (types of living beings), we can see that models with generalized images of classes have a higher reliability. This is explained by the fact that the system makes few errors when identifying specific images with generalized class images, since this is a simpler task than identifying specific images with their corresponding classes.

4.3.2. Second iteration: creating a model with generic classes based on clusters

4.3.2.1. Cognitive structuring of the subject area based on the results of cluster analysis of objects based on models of the first iteration

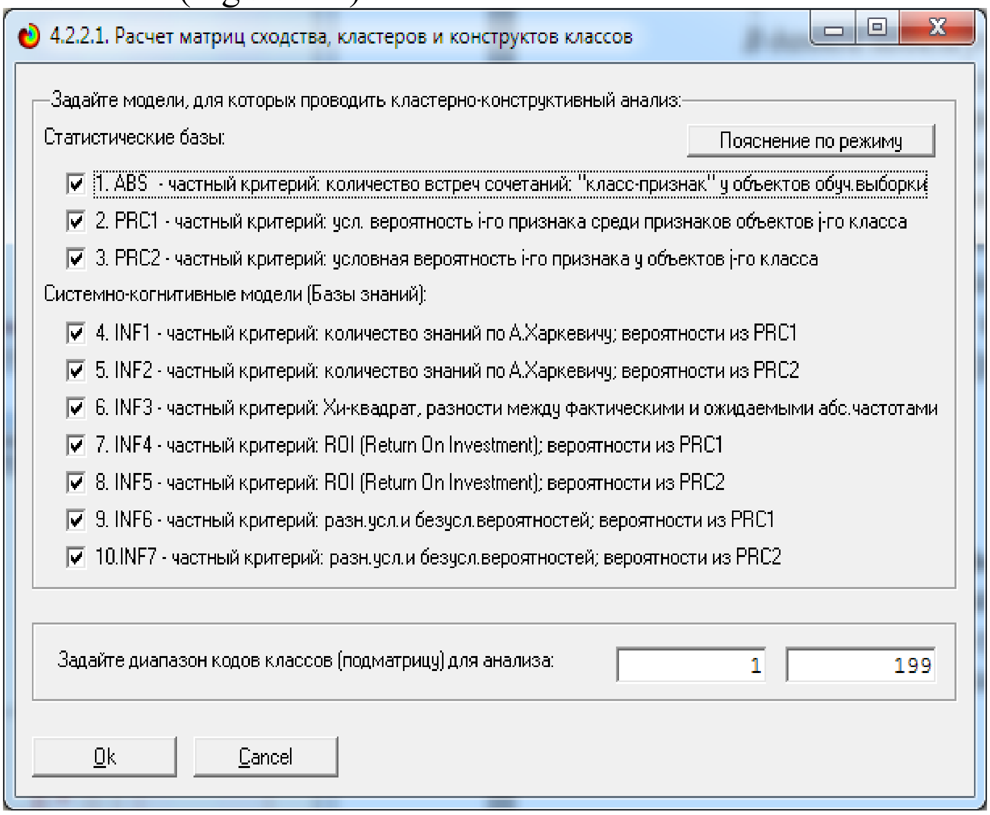
In this model, the teacher does not indicate to the "Eidos" system what type the living being belongs to, because the system itself determines this based on cluster analysis.

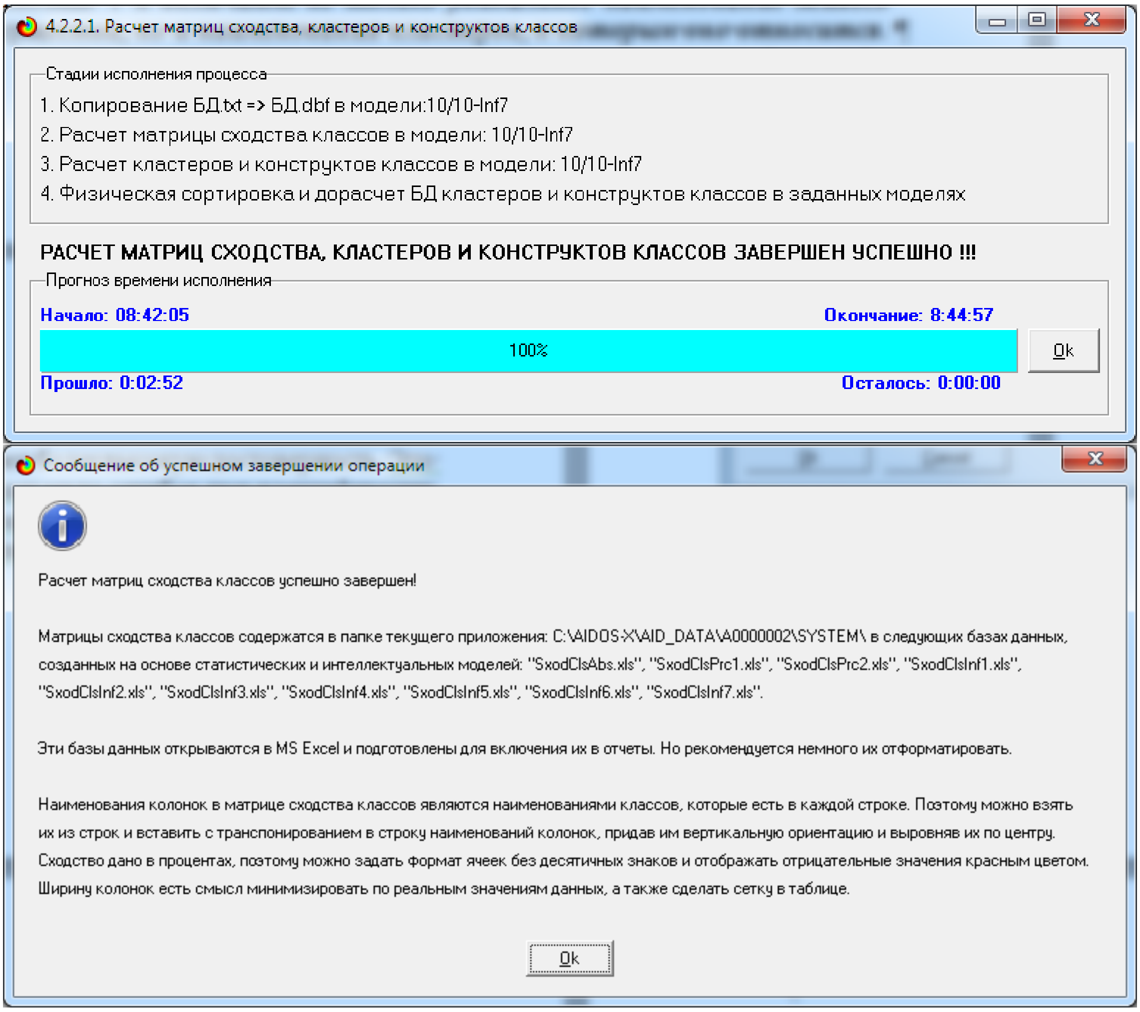
Therefore, the classification scales differ from those given in Table 1 and include not only the unique name of a living being, but also the names of the clusters to which it belongs.

The descriptive scales remain the same as in Table 2.

4.3.2.1.1. Agglomerative cognitive clustering of classes in the first iteration model

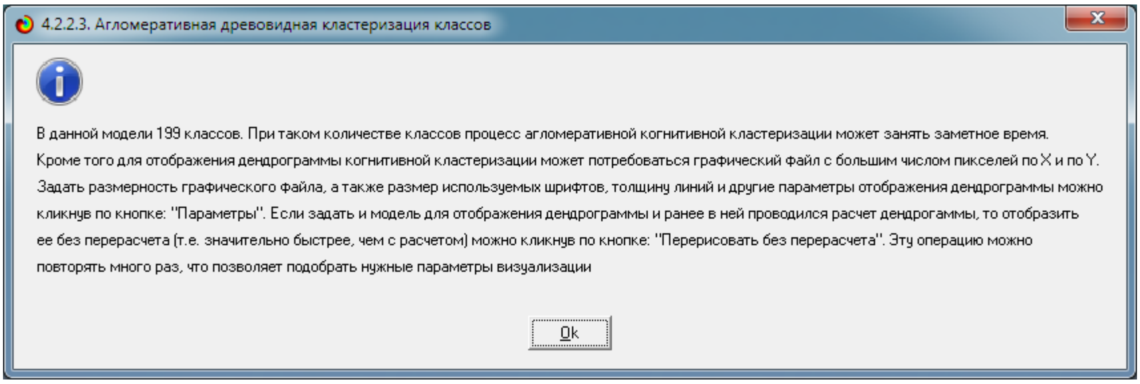
To carry out a cluster analysis of classes, let's run sequentially the modes 4.2.2.1 and 4.2.2.3 (Figures 12):





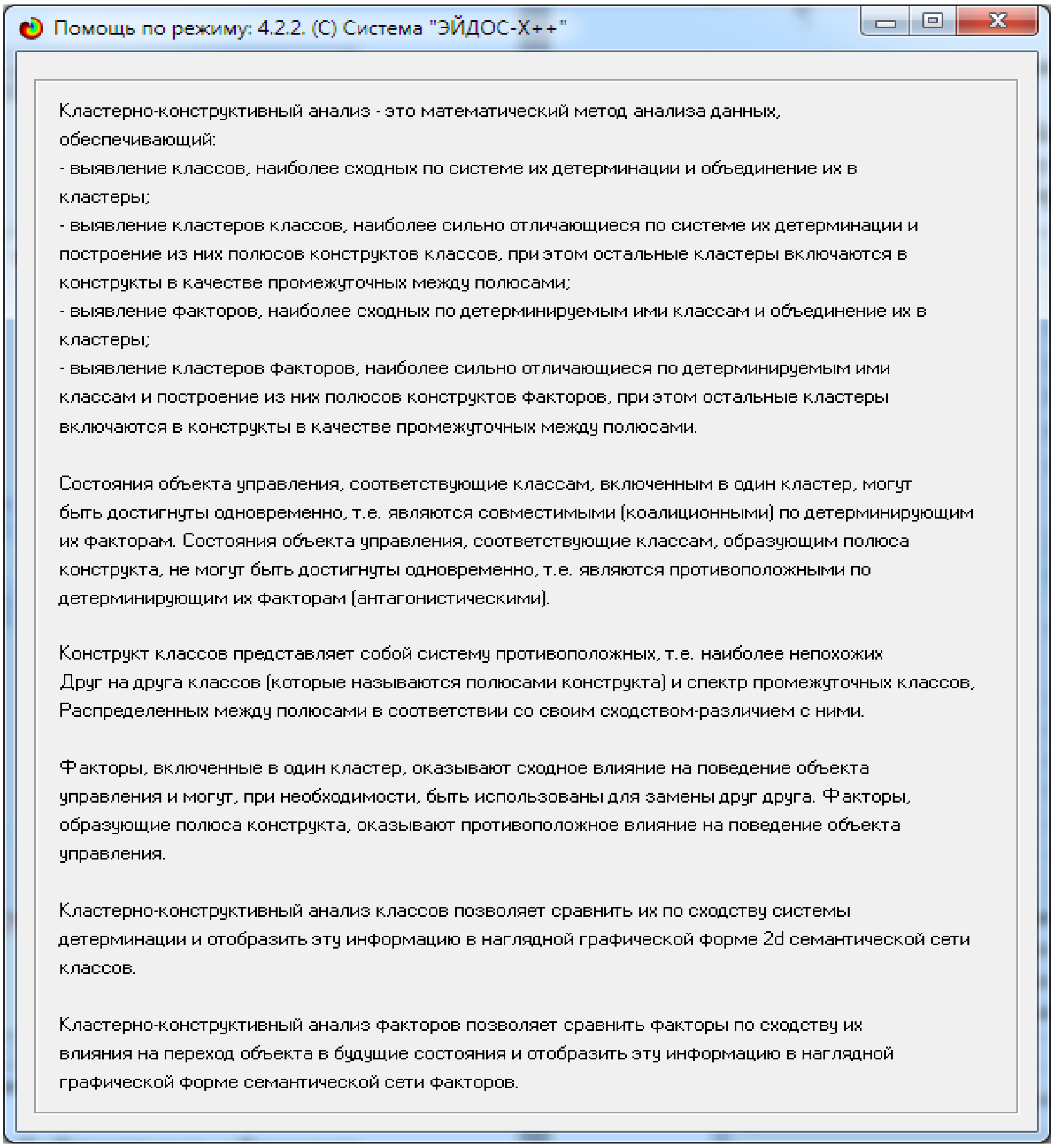
Drawing12. Screen forms of the mode 4.2.2.1 calculating the similarity matrices of classes of various models of the first iteration of machine learning without a teacher

Figure 13 shows the first screen form of the mode of cognitive clustering of classes (mode 4.2.2.3)



Drawing13. The first screen form of the mode of cognitive clustering of classes

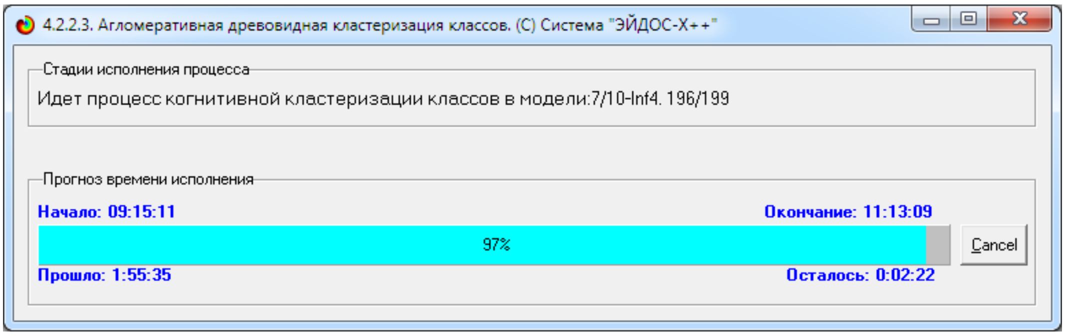
Instead of explaining what constitutes a cluster analysis of classes in the Eidos system, we will give a help of this mode (Figure 14):



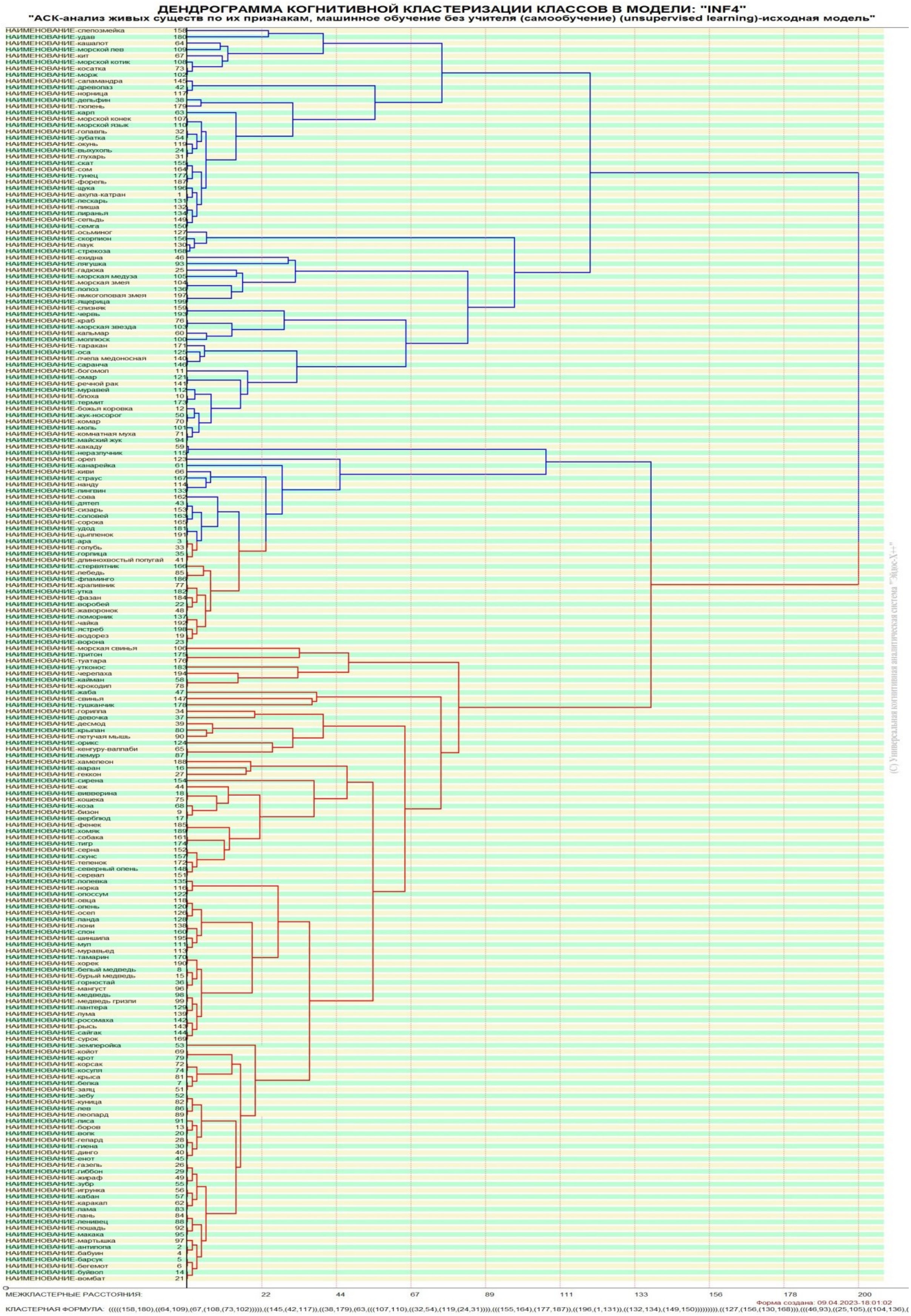
Drawing14. Help mode 4.2.2.1 of the Eidos system

Agglomerative cognitive clustering of classes was proposed by the author and implemented in the Eidos system in 2011 [11, 12].

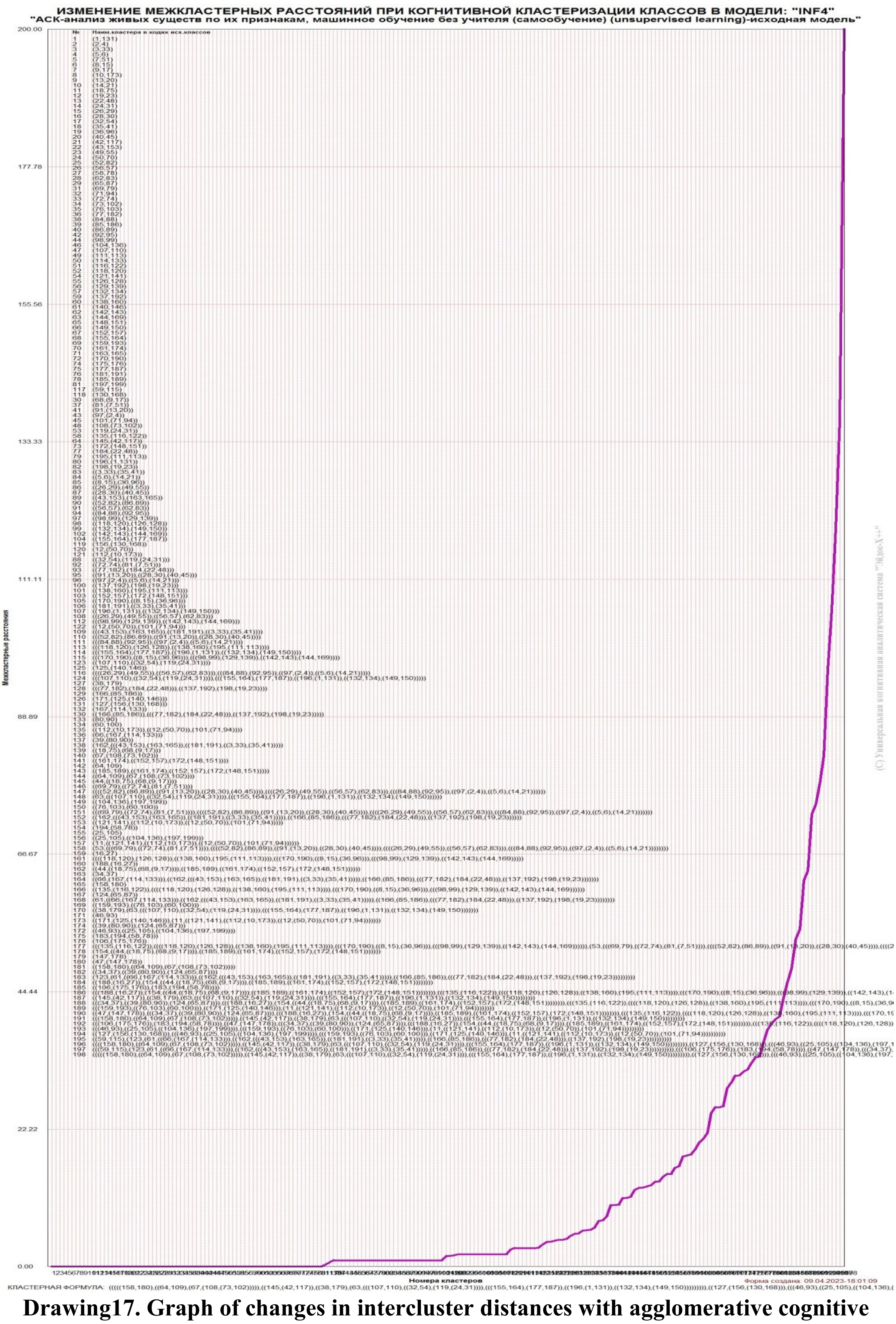
Figure 15 shows a screen form for displaying the stage and the execution time forecast. The results of cognitive clustering of classes are shown in Figures 16 and 17:



Drawing15. Screen form for displaying the stage and forecasting the execution time



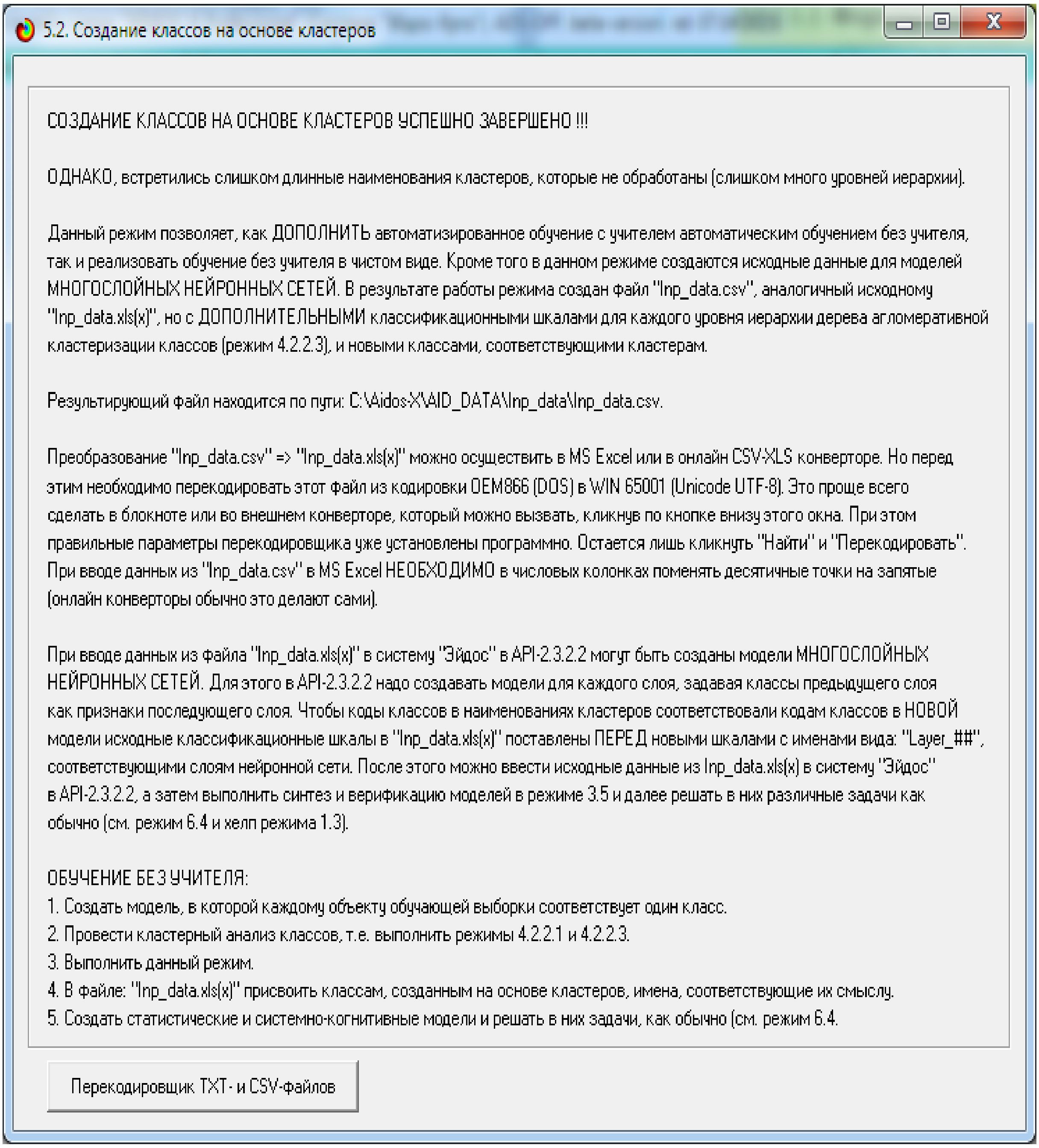
Drawing16. Agglomerative dendrogram of cognitive clustering



Drawing17. Graph of changes in intercluster distances with agglomerative cognitive clustering

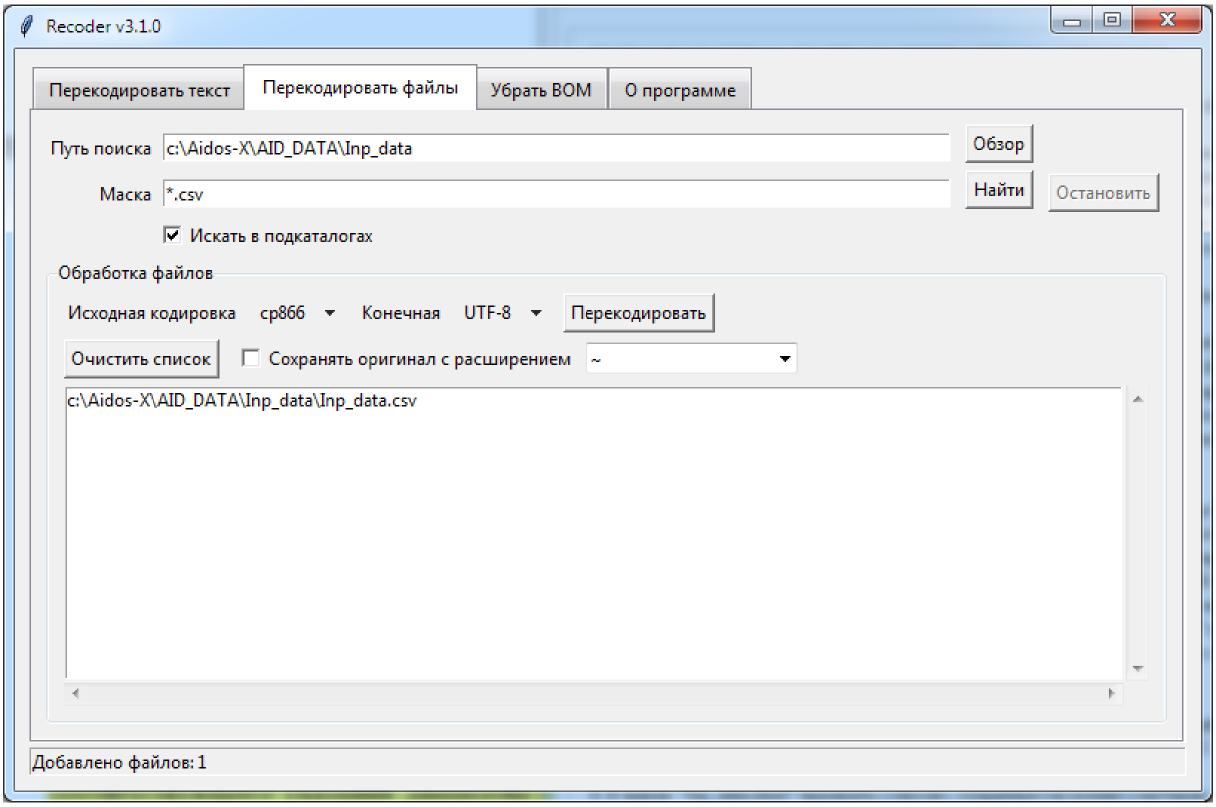
4.3.2.1.2. Formation of initial data with generalizing classes corresponding to clusters based on the results of cognitive clustering in the model of the first iteration

For this purpose, mode 5.2 is intended in the Eidos system. This mode is extremely fast. After execution, the screen form shown in Figure 18 is displayed:



Drawing18. Screen form based on mode results 5.2.

Let's recode the file: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\Inp_data.csv from OEM 866 (DOS) encoding to UTF-8 (Unicode) encoding (Figure 19):



Drawing19. Screen form of the file transcoder

Entering data from a CSV file into MS Excel is carried out using MS Excel tools in the menu item: Data-From text-Delimited-Comma separator, Encoding 65001 (UTF-8).

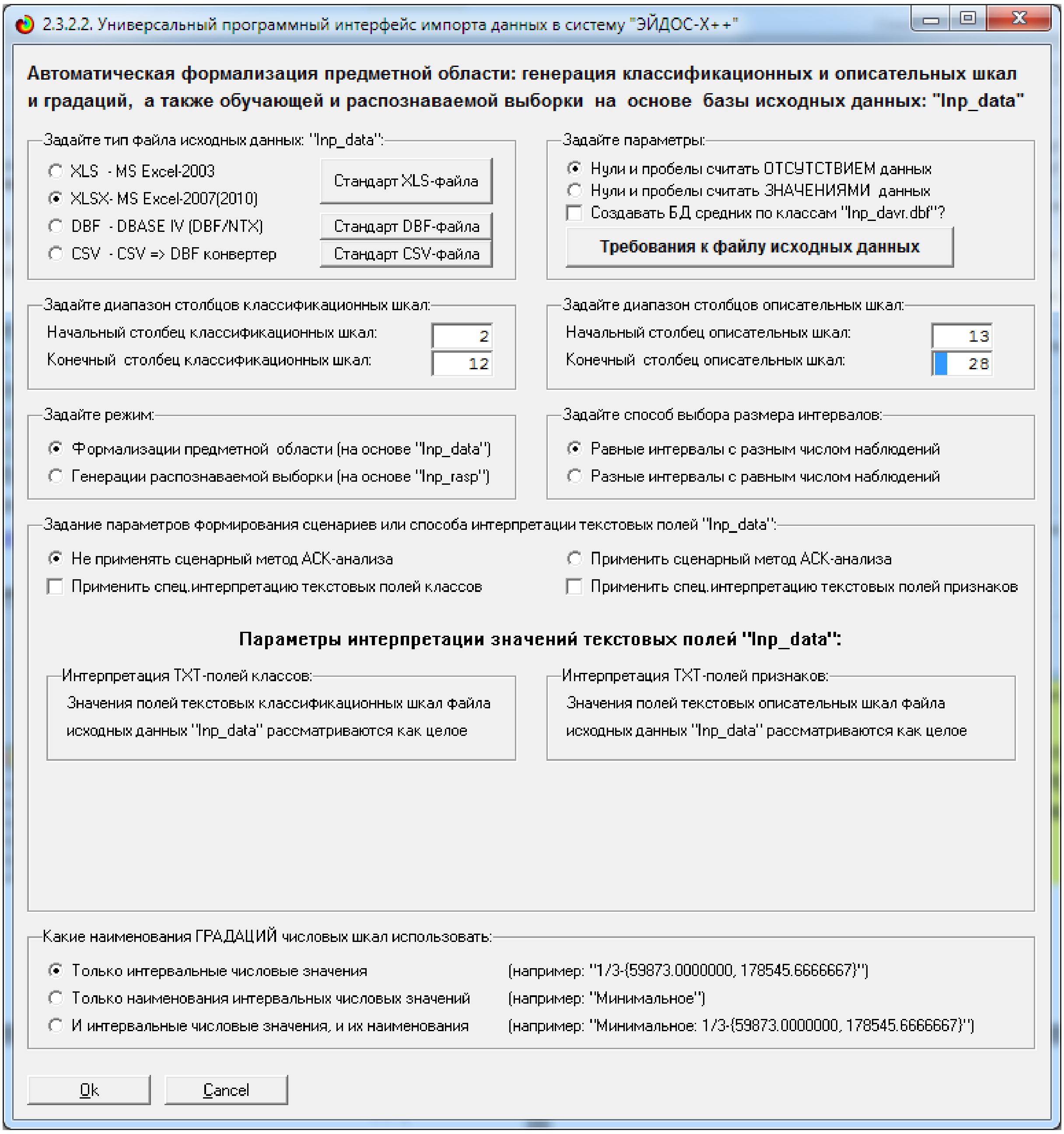
In this work, it is not possible to present the source data file generated by mode 5.2, due to the fact that it has 200 rows and 28 columns, the length of values in cells reaches 189 characters, for example: ((127.(156.(130.168))).(((46.93).((25.105).((104.136).(197.199)))).(((159.193).((76.103).(60.100))).((171.(125.(140.146))).(11.((121.141).((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94))))))))). Therefore, Table 7 shows only the structure of the source data file, and it is fully available at the link:
https://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/Applications-000380/Inp_data-clusters.xlsx.

Table7– The structure of the initial data file generated by mode 5.2

N1	НАИМЕНОВАНИЕ	Layer_10	Layer_9	Layer_8	Layer_7	Layer_6	Layer_5	Layer_4	Layer_3	Layer_2	Layer_1	ШЕРСТЬ	ПЕРЬЯ	ЯЙЦО	МОЛОКО	ВОЗДУШНЫЙ	ВОДНЫЙ	ХИЩНИК	ЗУБАСТЫЙ	ПОЗВОНОЧНИК	ДЫШИТ	ЯДОВИТЫЙ	ПЛАВНИК	НОГИ	ХВОСТ	ДОМАШНИЙ	БОЛЬШЕ КОШКИ
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28

4.3.2.2. Formalization of the subject area

When entering data from the initial data file (Table 7) into the system, API-2.3.2.2 indicates the range of classification scales from 2 to 12, and descriptive scales from 13 to 28 (Figure 20). Before starting this mode, you need to copy the file: Inp_data-clusters.xlsx to Inp_data.xlsx.



Drawing20. Control Screen Form API-2.3.2.2

As a result, classification and descriptive scales and gradations were created, as well as a training sample, which is the initial data encoded (normalized) with their help (Tables 8, 9, 10):

Table8– Classification scales and gradations (in full)

№	Наименование
1	НАИМЕНОВАНИЕ-акула-катран
2	НАИМЕНОВАНИЕ-антилопа
3	НАИМЕНОВАНИЕ-ара
4	НАИМЕНОВАНИЕ-бабуин
5	НАИМЕНОВАНИЕ-барсук
6	НАИМЕНОВАНИЕ-бегемот
7	НАИМЕНОВАНИЕ-белка
8	НАИМЕНОВАНИЕ-белый медведь
9	НАИМЕНОВАНИЕ-бизон
10	НАИМЕНОВАНИЕ-блоха
11	НАИМЕНОВАНИЕ-богомол
12	НАИМЕНОВАНИЕ-божья коровка
13	НАИМЕНОВАНИЕ-боров
14	НАИМЕНОВАНИЕ-буйвол
15	НАИМЕНОВАНИЕ-бурый медведь
16	НАИМЕНОВАНИЕ-варан
17	НАИМЕНОВАНИЕ-верблюд
18	НАИМЕНОВАНИЕ-вивверина
19	НАИМЕНОВАНИЕ-водорез
20	НАИМЕНОВАНИЕ-волк
21	НАИМЕНОВАНИЕ-вомбат
22	НАИМЕНОВАНИЕ-воробей
23	НАИМЕНОВАНИЕ-ворона
24	НАИМЕНОВАНИЕ-выхухоль
25	НАИМЕНОВАНИЕ-гадюка
26	НАИМЕНОВАНИЕ-газель
27	НАИМЕНОВАНИЕ-геккон
28	НАИМЕНОВАНИЕ-гепард
29	НАИМЕНОВАНИЕ-гиббон
30	НАИМЕНОВАНИЕ-гиена
31	НАИМЕНОВАНИЕ-глухарь
32	НАИМЕНОВАНИЕ-голавль
33	НАИМЕНОВАНИЕ-голубь
34	НАИМЕНОВАНИЕ-горилла
35	НАИМЕНОВАНИЕ-горлица
36	НАИМЕНОВАНИЕ-горностай
37	НАИМЕНОВАНИЕ-девочка
38	НАИМЕНОВАНИЕ-дельфин
39	НАИМЕНОВАНИЕ-десмод
40	НАИМЕНОВАНИЕ-динго
41	НАИМЕНОВАНИЕ-длиннохвостый попугай
42	НАИМЕНОВАНИЕ-древолаз
43	НАИМЕНОВАНИЕ-дятел
44	НАИМЕНОВАНИЕ-еж
45	НАИМЕНОВАНИЕ-енот
46	НАИМЕНОВАНИЕ-ехидна
47	НАИМЕНОВАНИЕ-жаба
48	НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок
49	НАИМЕНОВАНИЕ-жираф
50	НАИМЕНОВАНИЕ-жук-носорог
51	НАИМЕНОВАНИЕ-заяц
52	НАИМЕНОВАНИЕ-зебу
53	НАИМЕНОВАНИЕ-землеройка
54	НАИМЕНОВАНИЕ-зубатка
55	НАИМЕНОВАНИЕ-зубр
56	НАИМЕНОВАНИЕ-игрунка
57	НАИМЕНОВАНИЕ-кабан
58	НАИМЕНОВАНИЕ-кайман
59	НАИМЕНОВАНИЕ-какаду
60	НАИМЕНОВАНИЕ-кальмар
61	НАИМЕНОВАНИЕ-канарейка
62	НАИМЕНОВАНИЕ-каракал
63	НАИМЕНОВАНИЕ-карп
64	НАИМЕНОВАНИЕ-кашалот
65	НАИМЕНОВАНИЕ-кенгуру-валлаби
66	НАИМЕНОВАНИЕ-киви
67	НАИМЕНОВАНИЕ-кит
68	НАИМЕНОВАНИЕ-коза
69	НАИМЕНОВАНИЕ-койот
70	НАИМЕНОВАНИЕ-комар
71	НАИМЕНОВАНИЕ-комнатная муха
72	НАИМЕНОВАНИЕ-корсак
73	НАИМЕНОВАНИЕ-косатка
74	НАИМЕНОВАНИЕ-косуля
75	НАИМЕНОВАНИЕ-кошека
76	НАИМЕНОВАНИЕ-краб
77	НАИМЕНОВАНИЕ-крапивник
78	НАИМЕНОВАНИЕ-крокодил
79	НАИМЕНОВАНИЕ-крот
80	НАИМЕНОВАНИЕ-крылан
81	НАИМЕНОВАНИЕ-крыса
82	НАИМЕНОВАНИЕ-куница
83	НАИМЕНОВАНИЕ-лама
84	НАИМЕНОВАНИЕ-лань
85	НАИМЕНОВАНИЕ-лебедь
86	НАИМЕНОВАНИЕ-лев
87	НАИМЕНОВАНИЕ-лемур
88	НАИМЕНОВАНИЕ-ленивец
89	НАИМЕНОВАНИЕ-леопард
90	НАИМЕНОВАНИЕ-летучая мышь
91	НАИМЕНОВАНИЕ-лиса
92	НАИМЕНОВАНИЕ-лошадь
93	НАИМЕНОВАНИЕ-лягушка
94	НАИМЕНОВАНИЕ-майский жук
95	НАИМЕНОВАНИЕ-макака
96	НАИМЕНОВАНИЕ-мангуст
97	НАИМЕНОВАНИЕ-мартышка
98	НАИМЕНОВАНИЕ-медведь
99	НАИМЕНОВАНИЕ-медведь гризли
100	НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск
101	НАИМЕНОВАНИЕ-моль
102	НАИМЕНОВАНИЕ-морж
103	НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда
104	НАИМЕНОВАНИЕ-морская змея
105	НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза
106	НАИМЕНОВАНИЕ-морская свинья
107	НАИМЕНОВАНИЕ-морской конек
108	НАИМЕНОВАНИЕ-морской котик

109	НАИМЕНОВАНИЕ-морской лев
110	НАИМЕНОВАНИЕ-морской язык
111	НАИМЕНОВАНИЕ-мул
112	НАИМЕНОВАНИЕ-муравей
113	НАИМЕНОВАНИЕ-муравьед
114	НАИМЕНОВАНИЕ-нанду
115	НАИМЕНОВАНИЕ-неразлучник
116	НАИМЕНОВАНИЕ-норка
117	НАИМЕНОВАНИЕ-норница
118	НАИМЕНОВАНИЕ-овца
119	НАИМЕНОВАНИЕ-окунь
120	НАИМЕНОВАНИЕ-олень
121	НАИМЕНОВАНИЕ-омар
122	НАИМЕНОВАНИЕ-опоссум
123	НАИМЕНОВАНИЕ-орел
124	НАИМЕНОВАНИЕ-орикс
125	НАИМЕНОВАНИЕ-оса
126	НАИМЕНОВАНИЕ-осел
127	НАИМЕНОВАНИЕ-осьминог
128	НАИМЕНОВАНИЕ-панда
129	НАИМЕНОВАНИЕ-пантера
130	НАИМЕНОВАНИЕ-паук
131	НАИМЕНОВАНИЕ-пескарь
132	НАИМЕНОВАНИЕ-пикша
133	НАИМЕНОВАНИЕ-пингвин
134	НАИМЕНОВАНИЕ-пиранья
135	НАИМЕНОВАНИЕ-полевка
136	НАИМЕНОВАНИЕ-полоз
137	НАИМЕНОВАНИЕ-поморник
138	НАИМЕНОВАНИЕ-пони
139	НАИМЕНОВАНИЕ-пума
140	НАИМЕНОВАНИЕ-пчела медоносная
141	НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак
142	НАИМЕНОВАНИЕ-росомаха
143	НАИМЕНОВАНИЕ-рысь
144	НАИМЕНОВАНИЕ-сайгак
145	НАИМЕНОВАНИЕ-саламандра
146	НАИМЕНОВАНИЕ-саранча
147	НАИМЕНОВАНИЕ-свинья
148	НАИМЕНОВАНИЕ-северный олень
149	НАИМЕНОВАНИЕ-сельдь
150	НАИМЕНОВАНИЕ-семга
151	НАИМЕНОВАНИЕ-сервал
152	НАИМЕНОВАНИЕ-серна
153	НАИМЕНОВАНИЕ-сизарь
154	НАИМЕНОВАНИЕ-сирена
155	НАИМЕНОВАНИЕ-скат
156	НАИМЕНОВАНИЕ-скорпион
157	НАИМЕНОВАНИЕ-скунс
158	НАИМЕНОВАНИЕ-слепозмейка
159	НАИМЕНОВАНИЕ-слизняк
160	НАИМЕНОВАНИЕ-слон
161	НАИМЕНОВАНИЕ-собака
162	НАИМЕНОВАНИЕ-сова
163	НАИМЕНОВАНИЕ-соловей
164	НАИМЕНОВАНИЕ-сом
165	НАИМЕНОВАНИЕ-сорока
166	НАИМЕНОВАНИЕ-стервятник
167	НАИМЕНОВАНИЕ-страус
168	НАИМЕНОВАНИЕ-стрекоза
169	НАИМЕНОВАНИЕ-сурок
170	НАИМЕНОВАНИЕ-тамарин
171	НАИМЕНОВАНИЕ-таракан
172	НАИМЕНОВАНИЕ-теленок
173	НАИМЕНОВАНИЕ-термит
174	НАИМЕНОВАНИЕ-тигр
175	НАИМЕНОВАНИЕ-тритон
176	НАИМЕНОВАНИЕ-туатара
177	НАИМЕНОВАНИЕ-тунец
178	НАИМЕНОВАНИЕ-тушканчик
179	НАИМЕНОВАНИЕ-тюлень
180	НАИМЕНОВАНИЕ-удав
181	НАИМЕНОВАНИЕ-удод
182	НАИМЕНОВАНИЕ-утка
183	НАИМЕНОВАНИЕ-утконос
184	НАИМЕНОВАНИЕ-фазан
185	НАИМЕНОВАНИЕ-фенек
186	НАИМЕНОВАНИЕ-фламинго
187	НАИМЕНОВАНИЕ-форель
188	НАИМЕНОВАНИЕ-хамелеон
189	НАИМЕНОВАНИЕ-хомяк
190	НАИМЕНОВАНИЕ-хорек
191	НАИМЕНОВАНИЕ-цыпленок
192	НАИМЕНОВАНИЕ-чайка
193	НАИМЕНОВАНИЕ-червь
194	НАИМЕНОВАНИЕ-черепаха
195	НАИМЕНОВАНИЕ-шиншила
196	НАИМЕНОВАНИЕ-щука
197	НАИМЕНОВАНИЕ-ямкоголовая змея
198	НАИМЕНОВАНИЕ-ястреб
199	НАИМЕНОВАНИЕ-ящерица
200	LAYER_10-((127.(156.(130.168))).(((46.93).((25.105).((104.136).(197.199)))).(((159.193).((76.103).(60.100))).((171.(125.(140.146))).(11.((121.141).((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94))))))))))
201	LAYER_10-((59.115).(123.(61.((66.(167.(114.133))).((162.(((43.153).(163.165)).((181.191).((3.33).(35.41))))).((166.(85.186)).(((77.182).(184.(22.48))).((137.192).(198.(19.23))))))))))
202	LAYER_9-(((158.180).((64.109).(67.(108.(73.102))))).((145.(42.117)).((38.179).(63.(((107.110).((32.54).(119.(24.31)))).(((155.164).(177.187)).((196.(1.131)).((132.134).(149.150)))))))))
203	LAYER_9-(((46.93).((25.105).((104.136).(197.199)))).(((159.193).((76.103).(60.100))).((171.(125.(140.146))).(11.((121.141).((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94)))))))))
204	LAYER_9-(123.(61.((66.(167.(114.133))).((162.(((43.153).(163.165)).((181.191).((3.33).(35.41))))).((166.(85.186)).(((77.182).(184.(22.48))).((137.192).(198.(19.23)))))))))
205	LAYER_8-(((159.193).((76.103).(60.100))).((171.(125.(140.146))).(11.((121.141).((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94))))))))
206	LAYER_8-((145.(42.117)).((38.179).(63.(((107.110).((32.54).(119.(24.31)))).(((155.164).(177.187)).((196.(1.131)).((132.134).(149.150))))))))
207	LAYER_8-((188.(16.27)).(154.((44.((18.75).(68.(9.17)))).((185.189).((161.174).((152.157).(172.(148.151))))))))
208	LAYER_8-(53.(((69.79).((72.74).(81.(7.51)))).((((52.82).(86.89)).((91.(13.20)).((28.30).(40.45)))).((((26.29).(49.55)).((56.57).(62.83))).(((84.88).(92.95)).((97.(2.4)).((5.6).(14.21))))))))
209	LAYER_8-(61.((66.(167.(114.133))).((162.(((43.153).(163.165)).((181.191).((3.33).(35.41))))).((166.(85.186)).(((77.182).(184.(22.48))).((137.192).(198.(19.23))))))))
210	LAYER_7-(((69.79).((72.74).(81.(7.51)))).((((52.82).(86.89)).((91.(13.20)).((28.30).(40.45)))).((((26.29).(49.55)).((56.57).(62.83))).(((84.88).(92.95)).((97.(2.4)).((5.6).(14.21)))))))
211	LAYER_7-((171.(125.(140.146))).(11.((121.141).((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94)))))))
212	LAYER_7-((38.179).(63.(((107.110).((32.54).(119.(24.31)))).(((155.164).(177.187)).((196.(1.131)).((132.134).(149.150)))))))
213	LAYER_7-((66.(167.(114.133))).((162.(((43.153).(163.165)).((181.191).((3.33).(35.41))))).((166.(85.186)).(((77.182).(184.(22.48))).((137.192).(198.(19.23)))))))
214	LAYER_7-(154.((44.((18.75).(68.(9.17)))).((185.189).((161.174).((152.157).(172.(148.151)))))))
215	LAYER_6-((((52.82).(86.89)).((91.(13.20)).((28.30).(40.45)))).((((26.29).(49.55)).((56.57).(62.83))).(((84.88).(92.95)).((97.(2.4)).((5.6).(14.21))))))
216	LAYER_6-((135.(116.122)).((((118.120).(126.128)).((138.160).(195.(111.113)))).(((170.190).((8.15).(36.96))).(((98.99).(129.139)).((142.143).(144.169))))))
217	LAYER_6-((162.(((43.153).(163.165)).((181.191).((3.33).(35.41))))).((166.(85.186)).(((77.182).(184.(22.48))).((137.192).(198.(19.23))))))
218	LAYER_6-((44.((18.75).(68.(9.17)))).((185.189).((161.174).((152.157).(172.(148.151))))))
219	LAYER_6-(11.((121.141).((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94))))))

220	LAYER_6-(63.(((107.110).((32.54).(119.(24.31)))).(((155.164).(177.187)).((196.(1.131)).((132.134).(149.150))))))
221	LAYER_5-((((118.120).(126.128)).((138.160).(195.(111.113)))).(((170.190).((8.15).(36.96))).(((98.99).(129.139)).((142.143).(144.169)))))
222	LAYER_5-((((26.29).(49.55)).((56.57).(62.83))).(((84.88).(92.95)).((97.(2.4)).((5.6).(14.21)))))
223	LAYER_5-(((107.110).((32.54).(119.(24.31)))).(((155.164).(177.187)).((196.(1.131)).((132.134).(149.150)))))
224	LAYER_5-((121.141).((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94)))))
225	LAYER_5-((158.180).((64.109).(67.(108.(73.102)))))
226	LAYER_5-((166.(85.186)).(((77.182).(184.(22.48))).((137.192).(198.(19.23)))))
227	LAYER_5-((185.189).((161.174).((152.157).(172.(148.151)))))
228	LAYER_5-(162.(((43.153).(163.165)).((181.191).((3.33).(35.41)))))
229	LAYER_4-(((118.120).(126.128)).((138.160).(195.(111.113))))
230	LAYER_4-(((155.164).(177.187)).((196.(1.131)).((132.134).(149.150))))
231	LAYER_4-(((170.190).((8.15).(36.96))).(((98.99).(129.139)).((142.143).(144.169))))
232	LAYER_4-(((43.153).(163.165)).((181.191).((3.33).(35.41))))
233	LAYER_4-(((52.82).(86.89)).((91.(13.20)).((28.30).(40.45))))
234	LAYER_4-(((77.182).(184.(22.48))).((137.192).(198.(19.23))))
235	LAYER_4-(((84.88).(92.95)).((97.(2.4)).((5.6).(14.21))))
236	LAYER_4-((106.(175.176)).(183.(194.(58.78))))
237	LAYER_4-((107.110).((32.54).(119.(24.31))))
238	LAYER_4-((112.(10.173)).((12.(50.70)).(101.(71.94))))
239	LAYER_4-((161.174).((152.157).(172.(148.151))))
240	LAYER_4-((34.37).((39.(80.90)).(124.(65.87))))
241	LAYER_4-((46.93).((25.105).((104.136).(197.199))))
242	LAYER_4-((64.109).(67.(108.(73.102))))
243	LAYER_4-((69.79).((72.74).(81.(7.51))))
244	LAYER_4-(44.((18.75).(68.(9.17))))
245	LAYER_3-(((26.29).(49.55)).((56.57).(62.83)))
246	LAYER_3-(((98.99).(129.139)).((142.143).(144.169)))
247	LAYER_3-((12.(50.70)).(101.(71.94)))
248	LAYER_3-((137.192).(198.(19.23)))
249	LAYER_3-((138.160).(195.(111.113)))
250	LAYER_3-((152.157).(172.(148.151)))
251	LAYER_3-((159.193).((76.103).(60.100)))
252	LAYER_3-((170.190).((8.15).(36.96)))
253	LAYER_3-((18.75).(68.(9.17)))
254	LAYER_3-((181.191).((3.33).(35.41)))
255	LAYER_3-((196.(1.131)).((132.134).(149.150)))
256	LAYER_3-((25.105).((104.136).(197.199)))
257	LAYER_3-((32.54).(119.(24.31)))
258	LAYER_3-((39.(80.90)).(124.(65.87)))
259	LAYER_3-((72.74).(81.(7.51)))
260	LAYER_3-((77.182).(184.(22.48)))
261	LAYER_3-((91.(13.20)).((28.30).(40.45)))
262	LAYER_3-((97.(2.4)).((5.6).(14.21)))
263	LAYER_3-(127.(156.(130.168)))
264	LAYER_3-(171.(125.(140.146)))
265	LAYER_3-(183.(194.(58.78)))
266	LAYER_3-(66.(167.(114.133)))
267	LAYER_3-(67.(108.(73.102)))
268	LAYER_2-((104.136).(197.199))
269	LAYER_2-((118.120).(126.128))
270	LAYER_2-((132.134).(149.150))
271	LAYER_2-((142.143).(144.169))
272	LAYER_2-((155.164).(177.187))
273	LAYER_2-((26.29).(49.55))
274	LAYER_2-((28.30).(40.45))
275	LAYER_2-((3.33).(35.41))
276	LAYER_2-((43.153).(163.165))
277	LAYER_2-((5.6).(14.21))
278	LAYER_2-((52.82).(86.89))
279	LAYER_2-((56.57).(62.83))
280	LAYER_2-((76.103).(60.100))
281	LAYER_2-((8.15).(36.96))
282	LAYER_2-((84.88).(92.95))
283	LAYER_2-((98.99).(129.139))
284	LAYER_2-(101.(71.94))
285	LAYER_2-(106.(175.176))
286	LAYER_2-(108.(73.102))
287	LAYER_2-(112.(10.173))
288	LAYER_2-(119.(24.31))
289	LAYER_2-(12.(50.70))
290	LAYER_2-(124.(65.87))
291	LAYER_2-(125.(140.146))
292	LAYER_2-(135.(116.122))
293	LAYER_2-(145.(42.117))
294	LAYER_2-(156.(130.168))
295	LAYER_2-(166.(85.186))
296	LAYER_2-(167.(114.133))
297	LAYER_2-(172.(148.151))
298	LAYER_2-(184.(22.48))
299	LAYER_2-(188.(16.27))
300	LAYER_2-(194.(58.78))
301	LAYER_2-(195.(111.113))
302	LAYER_2-(196.(1.131))
303	LAYER_2-(198.(19.23))
304	LAYER_2-(39.(80.90))
305	LAYER_2-(47.(147.178))
306	LAYER_2-(68.(9.17))
307	LAYER_2-(81.(7.51))
308	LAYER_2-(91.(13.20))
309	LAYER_2-(97.(2.4))
310	LAYER_1-(1.131)
311	LAYER_1-(10.173)
312	LAYER_1-(104.136)
313	LAYER_1-(107.110)
314	LAYER_1-(111.113)
315	LAYER_1-(114.133)
316	LAYER_1-(116.122)
317	LAYER_1-(118.120)
318	LAYER_1-(121.141)
319	LAYER_1-(126.128)
320	LAYER_1-(129.139)
321	LAYER_1-(13.20)
322	LAYER_1-(130.168)
323	LAYER_1-(132.134)
324	LAYER_1-(137.192)
325	LAYER_1-(138.160)
326	LAYER_1-(14.21)
327	LAYER_1-(140.146)
328	LAYER_1-(142.143)
329	LAYER_1-(144.169)
330	LAYER_1-(147.178)

331	LAYER_1-(148.151)
332	LAYER_1-(149.150)
333	LAYER_1-(152.157)
334	LAYER_1-(155.164)
335	LAYER_1-(158.180)
336	LAYER_1-(159.193)
337	LAYER_1-(16.27)
338	LAYER_1-(161.174)
339	LAYER_1-(163.165)
340	LAYER_1-(170.190)
341	LAYER_1-(175.176)
342	LAYER_1-(177.187)
343	LAYER_1-(18.75)
344	LAYER_1-(181.191)
345	LAYER_1-(185.189)
346	LAYER_1-(19.23)
347	LAYER_1-(197.199)
348	LAYER_1-(2.4)
349	LAYER_1-(22.48)
350	LAYER_1-(24.31)
351	LAYER_1-(25.105)
352	LAYER_1-(26.29)
353	LAYER_1-(28.30)
354	LAYER_1-(3.33)
355	LAYER_1-(32.54)
356	LAYER_1-(34.37)
357	LAYER_1-(35.41)
358	LAYER_1-(36.96)
359	LAYER_1-(38.179)
360	LAYER_1-(40.45)
361	LAYER_1-(42.117)
362	LAYER_1-(43.153)
363	LAYER_1-(46.93)
364	LAYER_1-(49.55)
365	LAYER_1-(5.6)
366	LAYER_1-(50.70)
367	LAYER_1-(52.82)
368	LAYER_1-(56.57)
369	LAYER_1-(58.78)
370	LAYER_1-(59.115)
371	LAYER_1-(60.100)
372	LAYER_1-(62.83)
373	LAYER_1-(64.109)
374	LAYER_1-(65.87)
375	LAYER_1-(69.79)
376	LAYER_1-(7.51)
377	LAYER_1-(71.94)
378	LAYER_1-(72.74)
379	LAYER_1-(73.102)
380	LAYER_1-(76.103)
381	LAYER_1-(77.182)
382	LAYER_1-(8.15)
383	LAYER_1-(80.90)
384	LAYER_1-(84.88)
385	LAYER_1-(85.186)
386	LAYER_1-(86.89)
387	LAYER_1-(9.17)
388	LAYER_1-(92.95)
389	LAYER_1-(98.99)

The agglomerative dendrogram shown in Figure 16 has 15 levels of hierarchy. Each level of the hierarchy of the agglomerative dendrogram of classes corresponds to a neural network layer, in which clusters of this hierarchy level act as neurons, and clusters of the previous hierarchy level act as receptors. At the zero level, the names of living creatures act as neuron classes, and their signs act as receptors (see Table 5). Therefore, a 15-layer neural network is obtained.

However, at the moment, the software implementation of the Eidos system does not allow building neural networks with more than 10 layers, which, however, is quite enough.

Table9– Descriptive scales and gradations ((fragment))

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ШЕРСТЬ-есть
2	ШЕРСТЬ-нет
3	ПЕРЬЯ-есть
4	ПЕРЬЯ-нет
5	ЯЙЦО-есть
6	ЯЙЦО-нет
7	МОЛОКО-есть
8	МОЛОКО-нет
9	ВОЗДУШНЫЙ-есть
10	ВОЗДУШНЫЙ-нет
11	ВОДНЫЙ-есть
12	ВОДНЫЙ-нет
13	ХИЩНИК-есть
14	ХИЩНИК-нет
15	ЗУБАСТЫЙ-есть

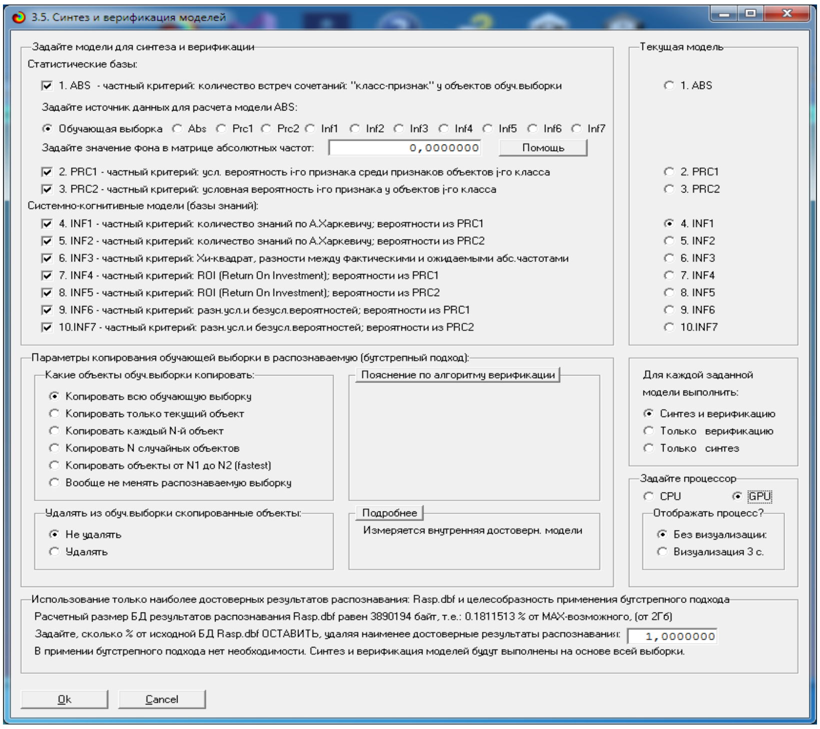
Descriptive scales and gradations in this model (Table 9) do not differ from those created earlier in other models (Table 5).

Table10– Training set (fragment)

NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19	N20	N21	N22	N23	N24	N25	N26	N27	N28
акула-катран	1		202	206	212	220	223	230	255	302	310	2	4	5	8	10	11	13	15	17	20	22	23	25	31	34	35
антилопа	2			208	210	215	222	235	262	309	348	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
ара	3	201	204	209	213	217	228	232	254	275	354	2	3	5	8	9	11	14	16	17	19	22	24	26	31	33	36
бабуин	4			208	210	215	222	235	262	309	348	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
барсук	5			208	210	215	222	235	262	277	365	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бегемот	6			208	210	215	222	235	262	277	365	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
белка	7			208	210			243	259	307	376	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	36
белый медведь	8					216	221	231	252	281	382	1	4	6	7	10	11	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бизон	9			207	214	218		244	253	306	387	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	33	35
блоха	10	200	203	205	211	219	224	238		287	311	2	4	5	8	10	11	14	16	18	19	22	24	29	32	34	36
богомол	11	200	203	205	211	219						2	4	5	8	9	11	13	16	18	19	22	24	29	31	33	36
божья коровка	12	200	203	205	211	219	224	238	247	289		2	4	5	8	9	11	13	16	18	19	22	24	29	32	34	36
боров	13			208	210	215		233	261	308	321	1	4	6	7	10	12	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
буйвол	14			208	210	215	222	235	262	277	326	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бурый медведь	15					216	221	231	252	281	382	1	4	6	7	10	11	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
варан	16			207						299	337	2	4	5	8	10	11	13	16	17	19	22	24	28	31	33	35
верблюд	17			207	214	218		244	253	306	387	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	33	35
вивверина	18			207	214	218		244	253		343	1	4	6	7	10	12	13	15	17	19	22	24	28	31	33	35
водорез	19	201	204	209	213	217	226	234	248	303	346	2	3	5	8	9	11	13	16	17	19	22	24	26	31	34	36
волк	20			208	210	215		233	261	308	321	1	4	6	7	10	12	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
вомбат	21			208	210	215	222	235	262	277	326	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
воробей	22	201	204	209	213	217	226	234	260	298	349	2	3	5	8	9	11	14	16	17	19	22	24	26	31	34	36
ворона	23	201	204	209	213	217	226	234	248	303	346	2	3	5	8	9	11	13	16	17	19	22	24	26	31	34	36

4.3.2.3. Synthesis of statistical and system-cognitive models in which classes are created on the basis of clusters obtained by objective similarity / difference of objects of the training sample by their characteristics

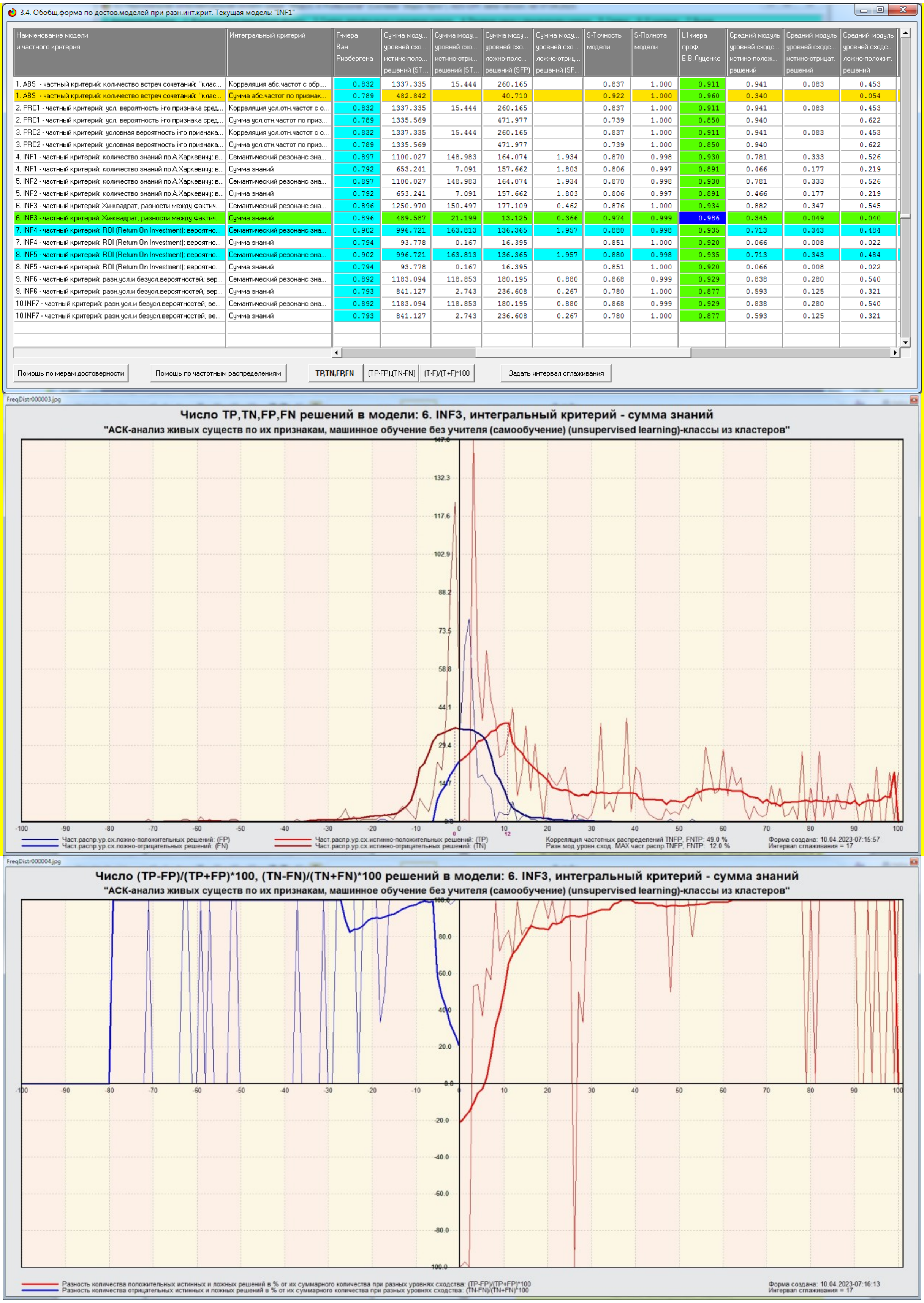
This task is solved in mode 3.5 with the same parameters as before, shown in Figure 21:



Drawing21. Screen form of control of the mode of synthesis and verification of statistical and system-cognitive models

4.3.2.4. Model Verification

Verification of models in which classes are created on the basis of clusters obtained by objective similarity/difference of training sample objects by their characteristics (Figures 16, 17) shows that these models have higher reliability than the original ones (Figure 22):



Drawing22. Screen forms of the mode for assessing the reliability of statistical and system-cognitive models

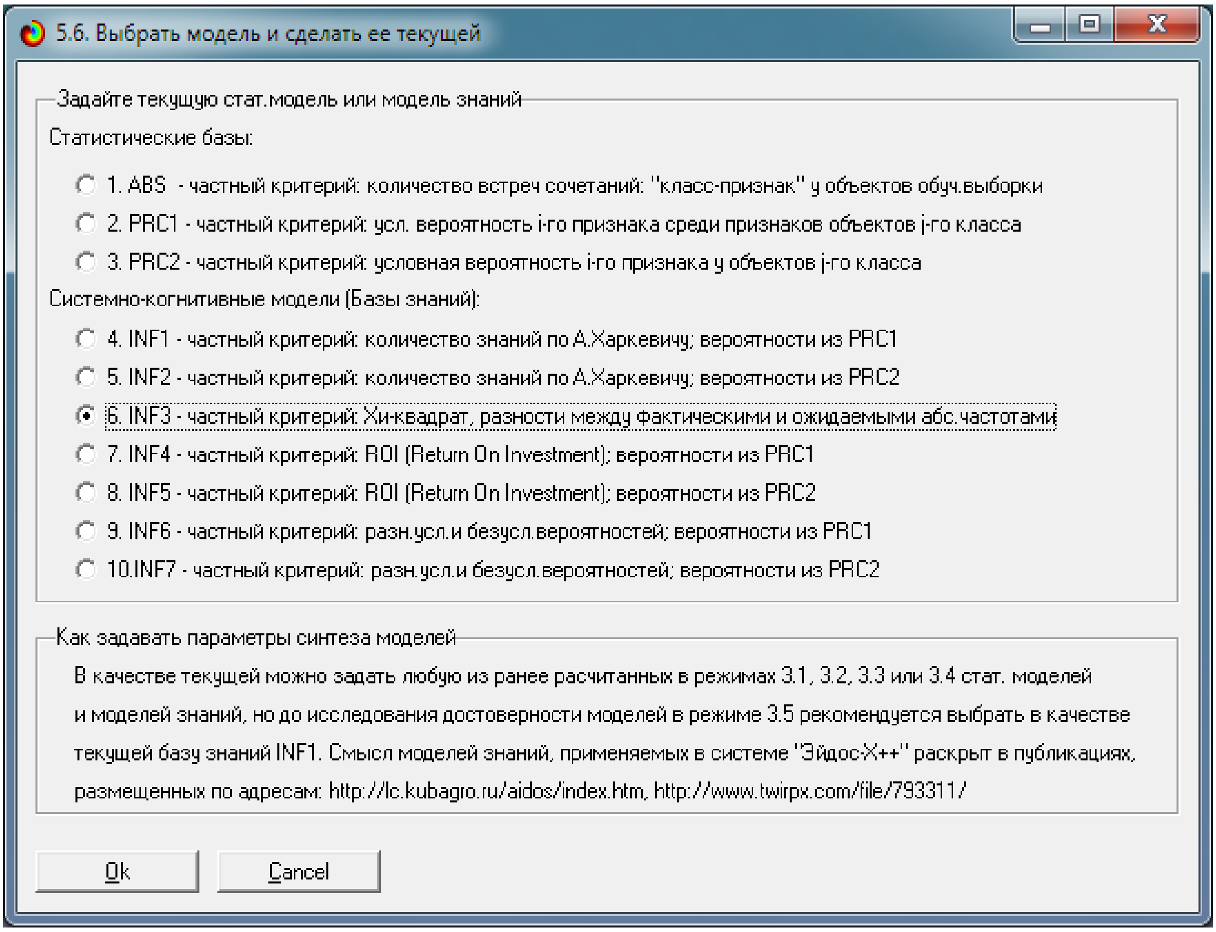
4.3.3. Automatic classification of living beings based on their features by generalized classes created on the basis of clusters

4.3.3.1. Solution of the classification problem in the "Eidos" system

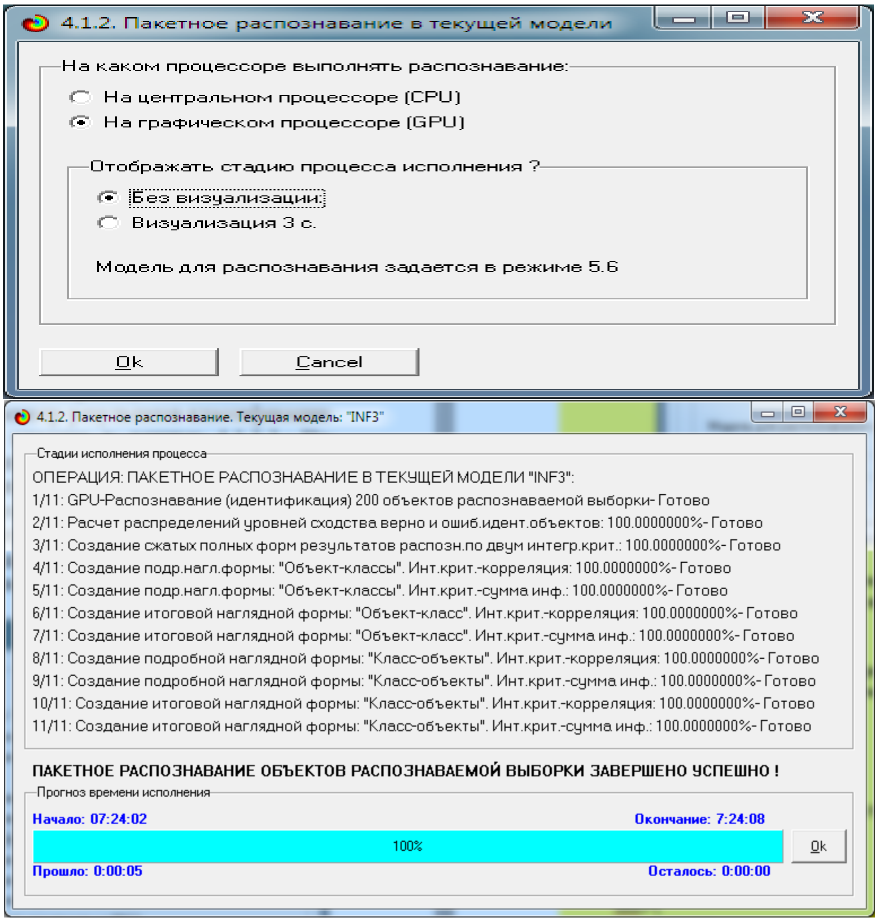
In the Eidos system, there are several ways to solve this problem.

One option is cluster analysis of classes (modes 4.2.2.1, 4.2.2.3). But with 389 classes in the model, the cluster analysis of classes in the Eidos system can take a significant amount of time.

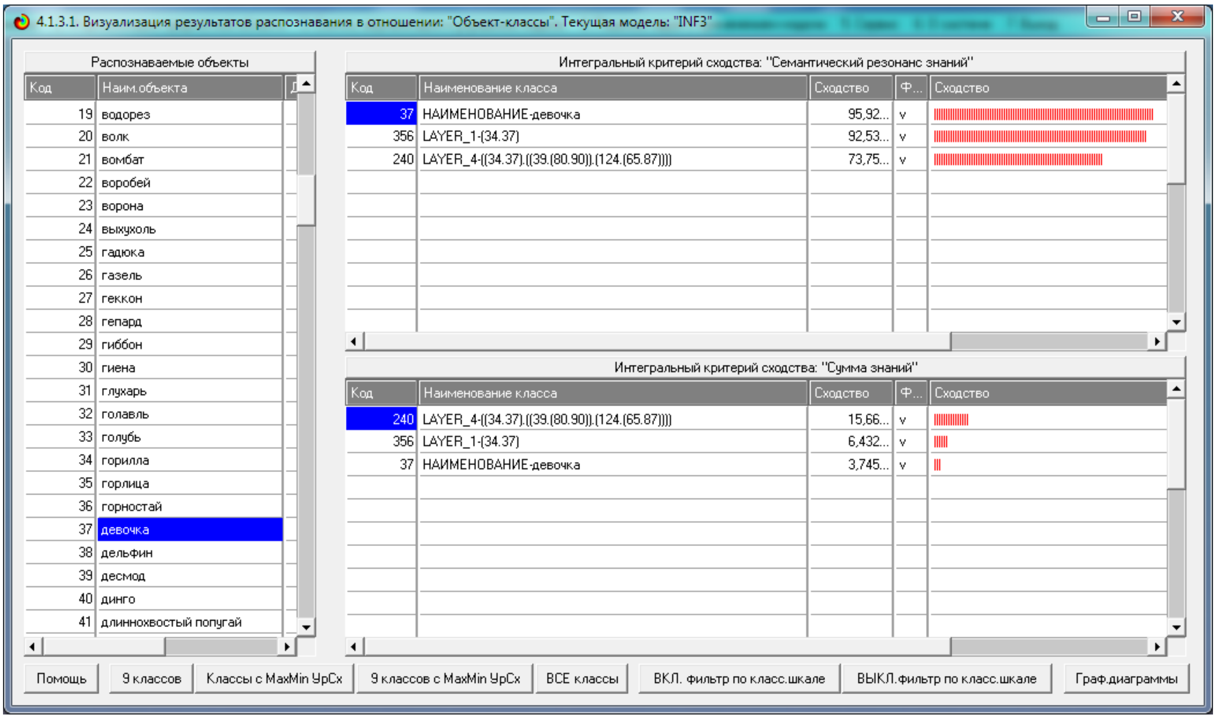
Another option is, which we will consider in this paper, is to view the results of classification of training sample objects by classes in modes 4.1.3.1, 4.1.3.2 and other modes of the classification results output subsystem 4.1.3. But first it is necessary to perform this classification in the most reliable model based on the results of their verification in mode 3.4, i.e. in the Inf3 model (see Figure 22). To do this, in mode 5.6 we will set the system-cognitive model Inf3 as the current model (Figure 23) and in it in mode 4.1.2 we will classify living beings (Figure 24). We will view the classification results in modes 4.1.3.1 and 4.1.3.2 (Figures 25 and 26).



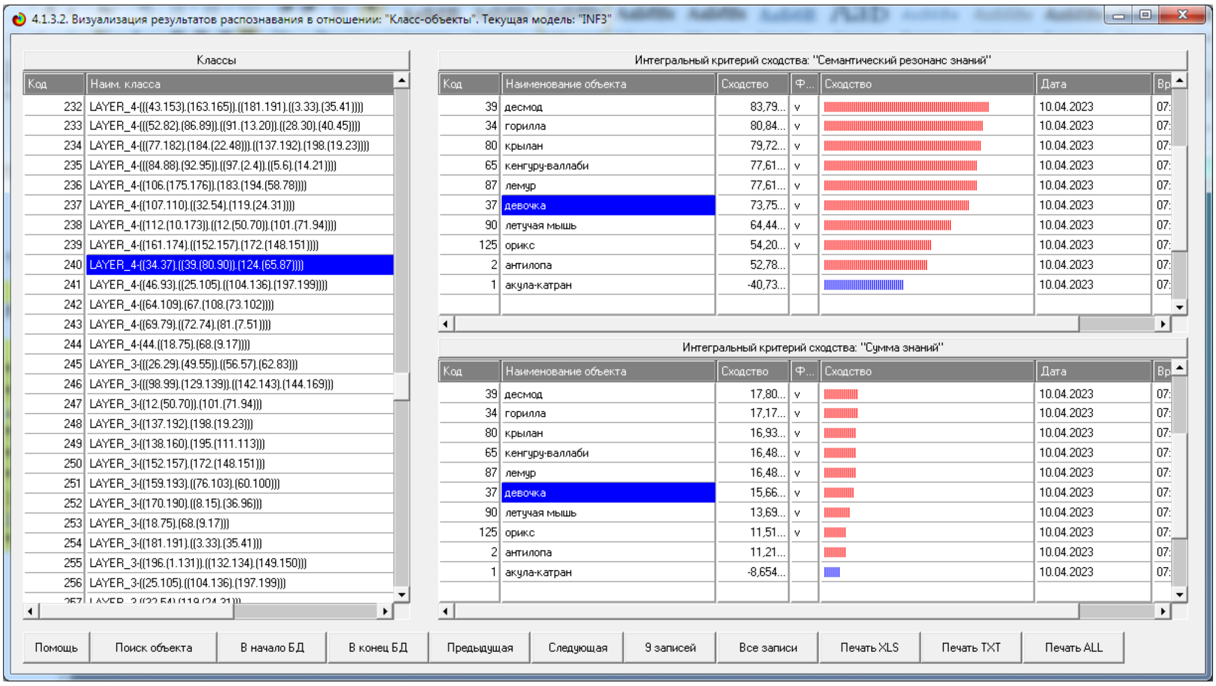
Drawing23. Screen form of the mode 5.6 of giving the system-cognitive model Inf3 the status of the current model



Drawing24. Screen forms mode 4.1.2 classification training sample objects



Drawing25. Screen form of the mode 4.1.3.1 displaying the results of classification of objects of the training sample



Drawing26. Screen form of the mode 4.1.3.2 displaying the results of classification of objects of the training sample

4.3.3.2. Solution of the classification problem in IBM SPSS Statistics

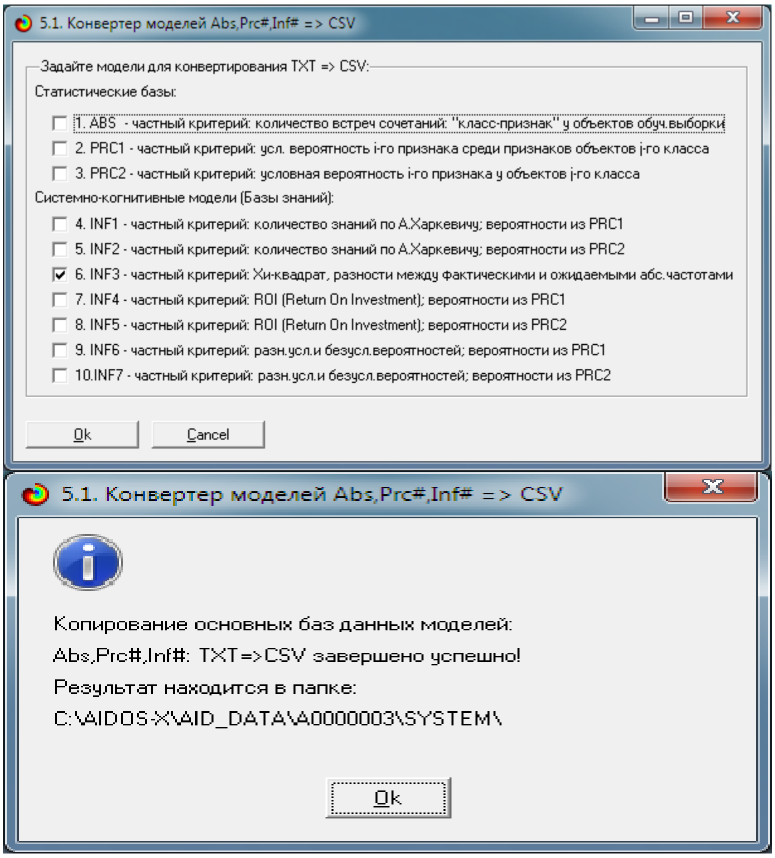
To classify training sample objects by classes in the IBM SPSS Statistics V27 system in the most reliable Inf3 model, it is necessary to convert this model from the internal representation of the Eidos system into a MS Excel file.

For this purpose, the 5.1 mode is intended in the Eidos system.Abs,Prc#,Inf# => CSV model converter. This mode provides transformation of statistical Abs, Prc1, Prc2 and systemic cognitive models Inf1, Inf2, Inf3, Inf4, Inf5, Inf6, Inf7 from TXT standard to CSV standard. This can be especially useful for clustering in IBM SPSS Statistics 27.0.1 IF026. It is very important that this transformation occurs without restrictions on the dimension of the model (the number of classes and the number of features), i.e. for Big Data (Figures 27). In addition, the full names of classes (variables) and features (observations) from the Eidos system model are inserted into the first line of the output file and into the second column, which is very convenient.

The file created in this mode: Inf3.csv re-encode from OEM866 to UTF-8 using the converterhttps://anton-pribora.ru/recoder/or in another way, for example, using an online transcoder.

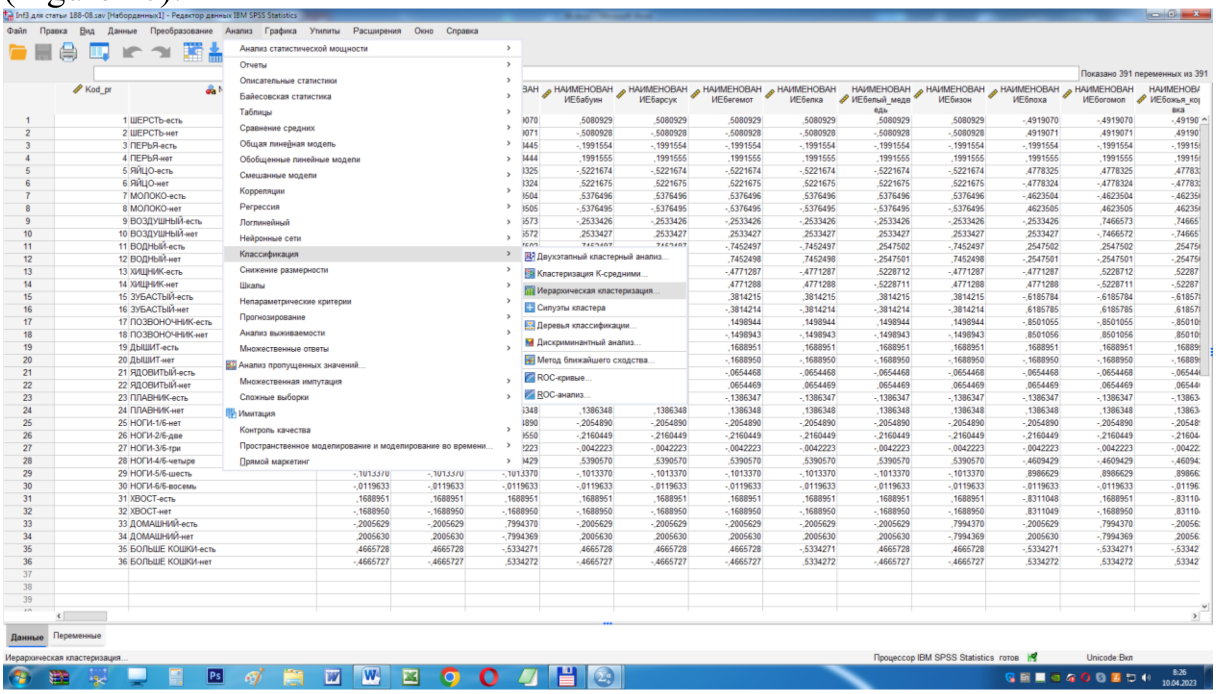
Then we convert the Inf3.csv file to Inf3.xls using the online converter:https://tableconvert.com/ru/csv-to-excel. Already in the Excel file itself, in the entire file, we will replace the decimal point with a decimal point.

As a result, we get the file Inf3,xlsx, ready for input into the IBM SPSS Statistics V27 system (Table 11).



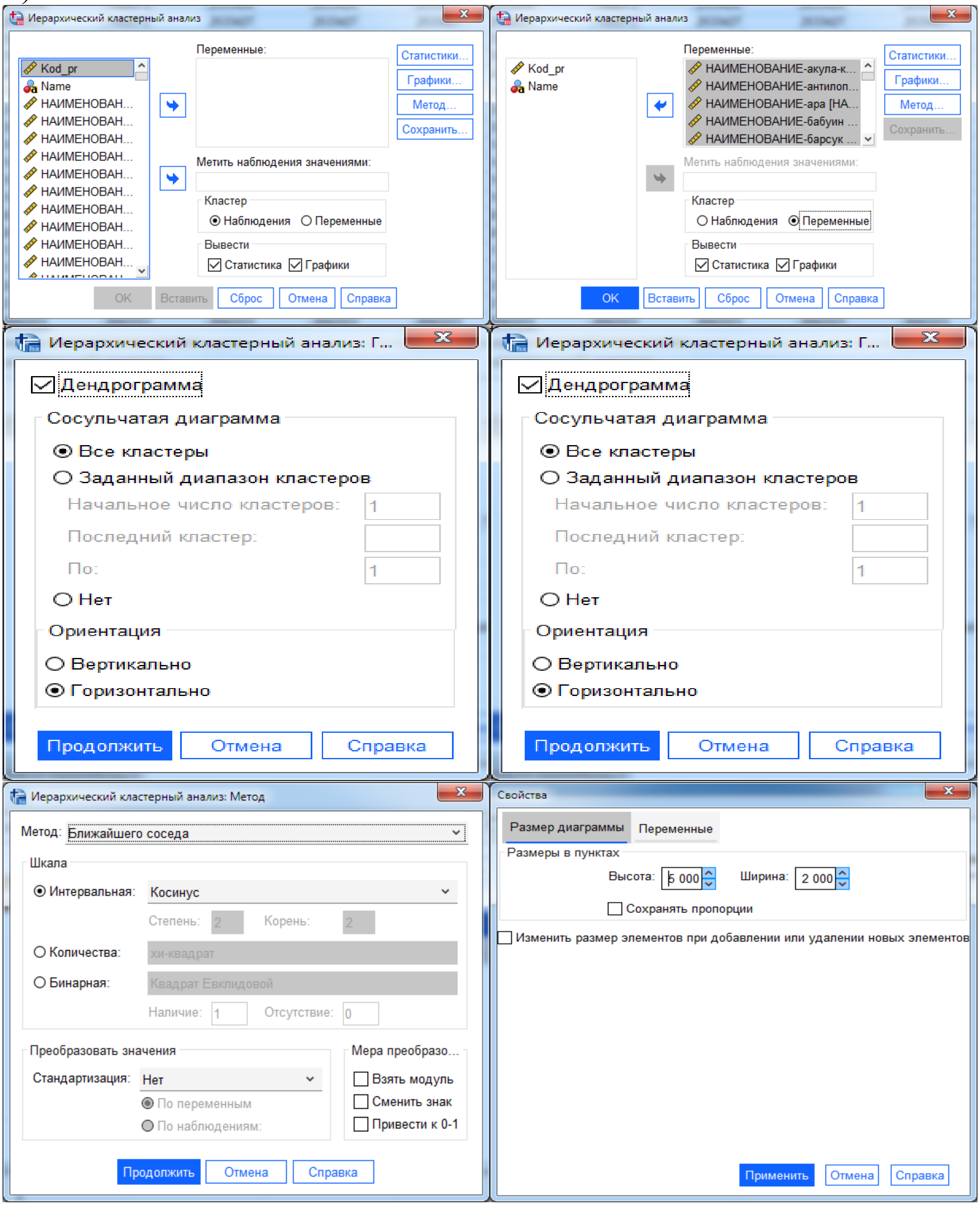
Drawing27. Screen forms of the model converter mode Abs, Prc #, Inf # => CSV (mode 5.1 of the Eidos system)

Then we start the mode: Analysis-Classification-Hierarchical clustering (Figure 28):



Drawing28. Screen form of the system *IBM SPSS Statistics V27* with the data of the system-cognitive model Inf3 of the Eidos system

Then, in the hierarchical cluster analysis window, we will transfer all the class names to variables and set all the necessary parameters: statistics, graphs, method, as well as the size of the dendrogram image in the last figure (Figure 29)[2]:



Drawing29. Windows of hierarchical cluster analysis of the system IBM SPSS Statistics V27 with specified clustering options

---

[2]The size is set to 2 times larger so that the names of all 389 variables are registered. To access this window, double-click on the dendrogram image.

Drawing30. Agglomerative dendrogram system*IBM SPSS Statistics V27* obtained according to the system-cognitive model Inf3 of the Eidos system[3]

[3]The dendrogram is readable at 500% viewing scale

This dendrogram shows which classes of the 0th layer of the neural network, i.e. living beings, which clusters corresponding to neuron classes of other layers of the neural network are included. On the basis of this, meaningful names can be given to clusters, corresponding to the types of living beings of varying degrees of generality.

In Figures 16, 17, 30, the names of clusters in nested parentheses, separated by commas, indicate the codes of the classes included in these clusters.

4.4. Partially Involved Machine Learning (semi-supervised learning)

4.4.1. Cognitive structuring of the subject area

The modeling object, the factors acting on it and the results of their influence in this method are no different from those given in Section 4.2.1 in Tables 1 and 2, so we will not consider them here.

4.4.2. Formalization of the subject area. The difference between adaptation and model resynthesis

The input data used to build the partially teacher-assisted machine learning model is based on the input data shown in Table 3, but differs from them in that it is not fully labeled by the teacher, but only partially.

This data can be obtained in two ways:

1. In table 3, remove part of the markup carried out by the teacher, for example, simply remove the type names from some objects of the training sample.
2. Add to Table 3 descriptions of new objects for which the type is unknown and which may have not only features previously known from the objects of the training sample, but also new, previously unknown, not found in the objects of the training sample.

In this work, we use the 1st option as an example, because it is technically simpler and sufficient to explain the idea of a machine learning method with partial participation of the teacher, i.e. enough for this article.

But we note that in practice the 2nd option is more common and more important, when the model is created on the basis of one sample (it is called training or training sample), and another sample (recognizable or test) is recognized in this model.

A recognizable sample differs from a training sample not only in that it does not mark the belonging of objects to classes (this membership just needs to be determined on the basis of models created on the basis of the training sample), but also in that the objects of the recognizable sample can be described by features, which are not found in the objects of the training sample, which means that they are not in the descriptive scales and gradations, and they will not be encoded in any way.

In the Eidos system, this option is acceptable. It is implemented by specifying in the API (of which there are currently 6 in the system) the option that the source data is not used to create a model, but to use it to form a recognizable sample.

But there is another option: simply include descriptions of recognizable objects in the training sample without specifying classes. Then their features that are not found in the objects of the training sample will be encoded, but in the created models for these features there will be no information about their relationships with classes.

The objects of the recognizable sample may belong to the general population, in relation to which the training sample is representative. Then the already known, practically the same patterns of relationships between features and classes will apply to them as for the objects of the training sample, and the recognition results based on these patterns will be adequate.

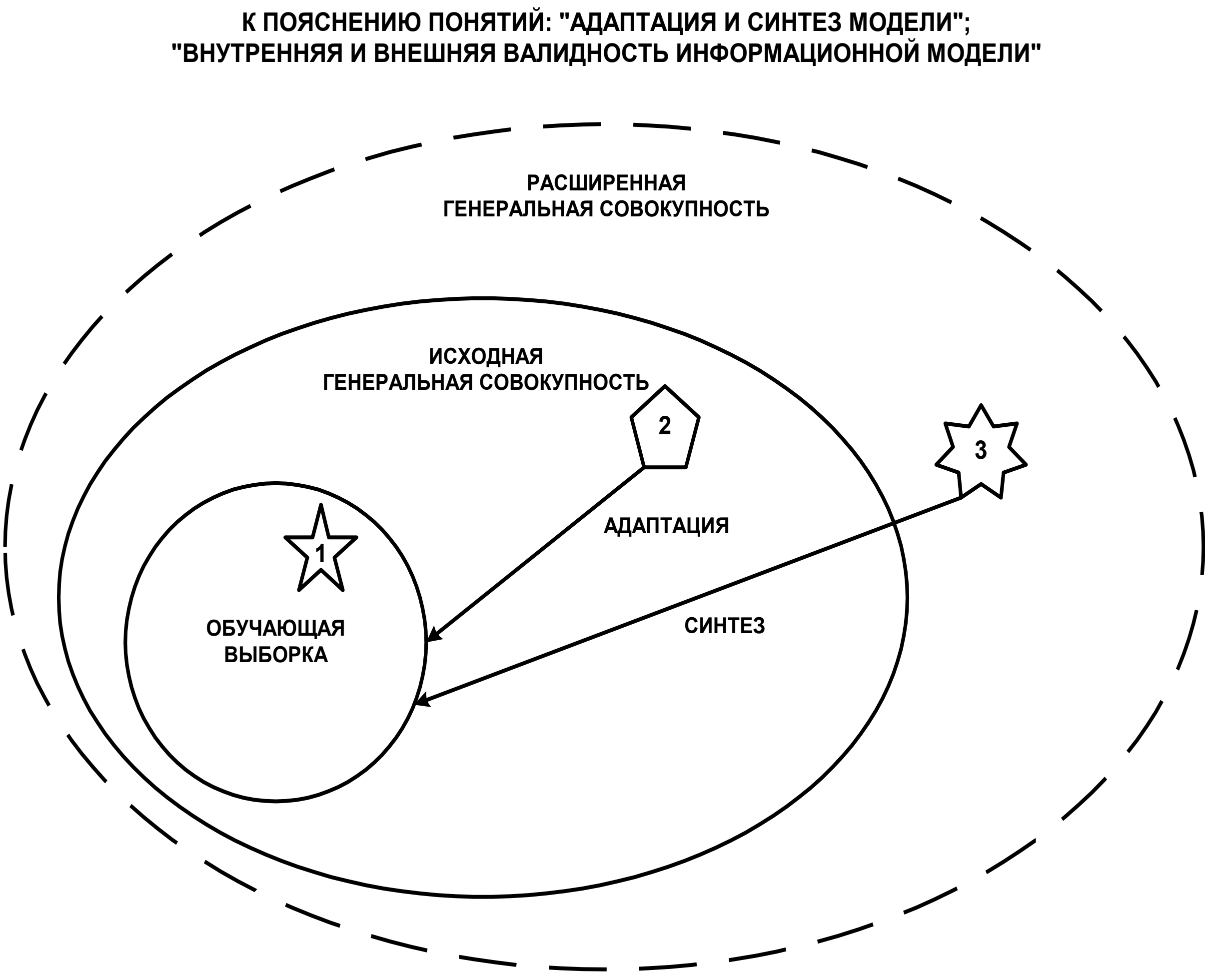
If these adequately recognized objects are marked, included in the training set and the models are recreated, then the subject area of the adequacy of these models in relation to which such an extended training set is representative will change only quantitatively, i.e. insignificant. This is the adaptation of the model.

But the objects of the recognizable sample may also have new patterns of relationships between features and classes, previously unknown from the training sample, the degree of belonging to which just needs to be determined. Then for these recognizable objects the recognition results will be inadequate. This means that these objects of the recognizable sample do not belong to the general population, in relation to which the training sample is representative.

If these inadequately recognized objects are marked, included in the training sample and the models are recreated, then the subject area of the adequacy of these models in relation to which such an extended training sample is representative will qualitatively expand. This is the resynthesis of the model (see Figure 31).

When adapting models, classification and descriptive scales and gradations do not change, but insignificantly, quantitatively, non-principally, only the relationships between features and classes in the models change.

When resynthesis models change classification and descriptive scales and gradations and the relationship between features and classes in the models change significantly, qualitatively, fundamentally.



Drawing31. To the question of explaining the meaning of concepts: "Adaptation and synthesis of the cognitive model of the subject area"

All these concepts are considered in more detail in the section: “2.3.1. The initial theoretical provisions of the cognitive concept” of the author’s work in 2002 [13].

Given the above, to create comfortable conditions for a future possible resynthesis of the model, it is better to include a recognizable sample in the training one. Then, when the model is resynthesised on the basis of the verified (reliable) information obtained after recognition about the belonging of recognizable objects to classes, only classification scales and gradations will be recreated, and descriptive scales and gradations will not change.

The table shows the initial data obtained from the data in Table 3 by removing the markup by class from some of the objects in the training sample. In other words, some of the training sample objects are labeled by the teacher by class, and some are not labeled and are considered as objects of the recognizable sample. This is the partial participation of the teacher in this method of machine learning.

Table11– Partially teacher-labeled raw data (fragment)

Наименование	Наименование	Тип	Шерсть	Перья	Яйцо	Молоко	Воздушный	Водный	Хищник	Зубастый	Позвоночник	Дышит	Ядовитый	Плавник	Ноги	Хвост	Домашний	Больше кошки
древолаз	древолаз		нет	нет	есть	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	нет	есть	4/6-четыре	нет	нет	нет
жаба	жаба		нет	нет	есть	нет	нет	есть	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	нет	нет	нет
лягушка	лягушка		нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	нет	нет	нет
лягушка	лягушка	земноводные	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	есть	есть	есть	есть	нет	4/6-четыре	нет	нет	нет
норница	норница	земноводные	нет	нет	есть	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	нет	есть	4/6-четыре	нет	нет	нет
саламандра	саламандра	земноводные	нет	нет	есть	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	нет	есть	4/6-четыре	нет	нет	нет
тритон	тритон	земноводные	нет	нет	есть	нет	нет	есть	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	нет
антилопа	антилопа		есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
бабуин	бабуин		есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
барсук	барсук		есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
бегемот	бегемот	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
белка	белка	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	нет
белый медведь	белый медведь	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	есть	есть	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	нет	есть
бизон	бизон	млекопитающие	есть	нет	нет	есть	нет	нет	нет	есть	есть	есть	нет	нет	4/6-четыре	есть	есть	есть

Author's development.
Source:https://lc.kubagro.ru/Source_data_applications/Applications-000380/Inp_data-ALL_type2.xlsx

Table 11 was obtained from Table 3 by sorting by the column: "Type" and deleting the markup according to the classification scale "Type" of the first three objects of the training sample of each type.

Copy the file: Inp_data-ALL_type2.xlsx with the name: Inp_data.xlsx and run the API-2.3.2.2 mode with the parameters shown in Figure 2.

As a result, we will get the classification and descriptive scales and gradations shown in tables 1, 2, 4 and 5. But the training sample will differ in the absence of markup according to the “Type” classification scale (table 12):

Table12– Training set (fragment)

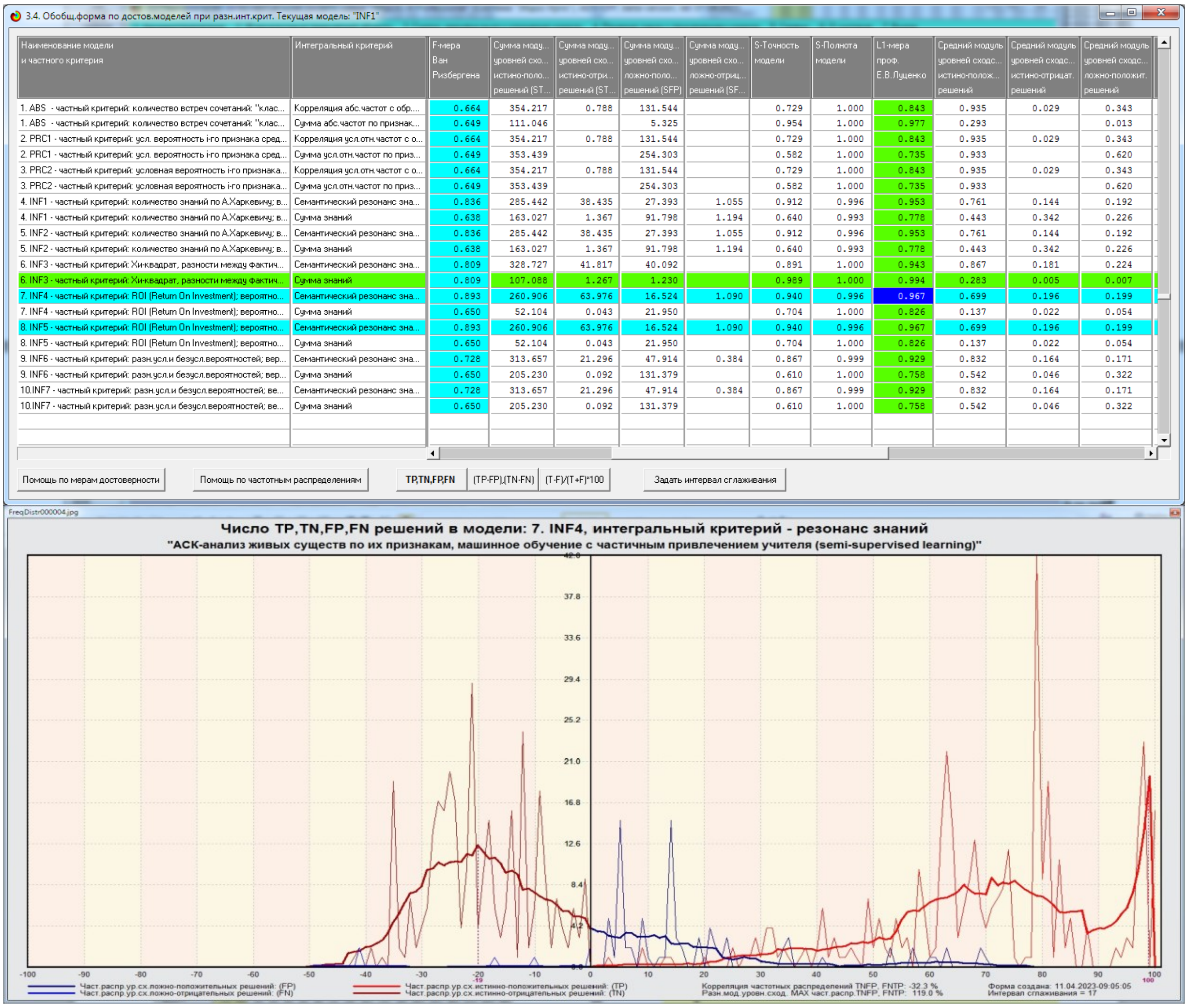
NAME_OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19
древолаз	42		2	4	5	8	10	11	14	16	17	19	22	23	28	32	34	36
жаба	47		2	4	5	8	10	11	14	15	17	19	22	24	28	32	34	36
лягушка	93		2	4	5	8	10	11	13	15	17	19	22	24	28	32	34	36
лягушка	93	200	2	4	5	8	10	11	13	15	17	19	21	24	28	32	34	36
норница	117	200	2	4	5	8	10	11	14	16	17	19	22	23	28	32	34	36
саламандра	145	200	2	4	5	8	10	11	14	16	17	19	22	23	28	32	34	36
тритон	175	200	2	4	5	8	10	11	13	15	17	19	22	24	28	31	34	36
антилопа	2		1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бабуин	4		1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
барсук	5		1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бегемот	6	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
белка	7	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	36
белый медведь	8	201	1	4	6	7	10	11	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бизон	9	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	33	35
боров	13	201	1	4	6	7	10	12	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
буйвол	14	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	34	35
бурый медведь	15	201	1	4	6	7	10	11	13	15	17	19	22	24	28	31	34	35
верблюд	17	201	1	4	6	7	10	12	14	15	17	19	22	24	28	31	33	35

4.4.3. Synthesis of statistical and system-cognitive models

Synthesis and verification of models is carried out in mode 3.5 of the Eidos system with the parameters shown in Figure 4.

4.4.4. Model Verification

The display of model verification results in mode 3.4 is shown in Figures 32:



3.4. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	F-мера Ван Ризбергена	Сумма моду... уровней схо... истино-поло... решений (ST...	Сумма моду... уровней схо... истино-отри... решений (ST...	Сумма моду... уровней схо... ложно-поло... решений (SFP)	Сумма моду... уровней схо... ложно-отриц... решений (SF...	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В.Луценко	Средний модуль уровней сходс... истино-полож... решений	Средний модуль уровней сходс... истино-отрицат. решений	Средний модуль уровней сходс... ложно-положит. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Корреляция абс.частот с обр....	0.664	354.217	0.788	131.544		0.729	1.000	0.843	0.935	0.029	0.343
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "клас...	Сумма абс.частот по признак...	0.649	111.046		5.325		0.954	1.000	0.977	0.293		0.013
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.664	354.217	0.788	131.544		0.729	1.000	0.843	0.935	0.029	0.343
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.649	353.439		254.303		0.582	1.000	0.735	0.933		0.620
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	0.664	354.217	0.788	131.544		0.729	1.000	0.843	0.935	0.029	0.343
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот по приз...	0.649	353.439		254.303		0.582	1.000	0.735	0.933		0.620
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0.836	285.442	38.435	27.393	1.055	0.912	0.996	0.953	0.761	0.144	0.192
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	0.638	163.027	1.367	91.798	1.194	0.640	0.993	0.778	0.443	0.342	0.226
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0.836	285.442	38.435	27.393	1.055	0.912	0.996	0.953	0.761	0.144	0.192
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; в...	Сумма знаний	0.638	163.027	1.367	91.798	1.194	0.640	0.993	0.778	0.443	0.342	0.226
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Семантический резонанс зна...	0.809	328.727	41.817	40.092		0.891	1.000	0.943	0.867	0.181	0.224
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактич...	Сумма знаний	0.809	107.088	1.267	1.230		0.989	1.000	0.994	0.283	0.005	0.007
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.893	260.906	63.976	16.524	1.090	0.940	0.996	0.967	0.699	0.196	0.199
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.650	52.104	0.043	21.950		0.704	1.000	0.826	0.137	0.022	0.054
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	0.893	260.906	63.976	16.524	1.090	0.940	0.996	0.967	0.699	0.196	0.199
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	0.650	52.104	0.043	21.950		0.704	1.000	0.826	0.137	0.022	0.054
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0.728	313.657	21.296	47.914	0.384	0.867	0.999	0.929	0.832	0.164	0.171
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; вер...	Сумма знаний	0.650	205.230	0.092	131.379		0.610	1.000	0.758	0.542	0.046	0.322
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0.728	313.657	21.296	47.914	0.384	0.867	0.999	0.929	0.832	0.164	0.171
10.INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей; ве...	Сумма знаний	0.650	205.230	0.092	131.379		0.610	1.000	0.758	0.542	0.046	0.322

Drawing32. Validity of Models in Partially Involved Machine Learning Mode(semi-supervised learning)

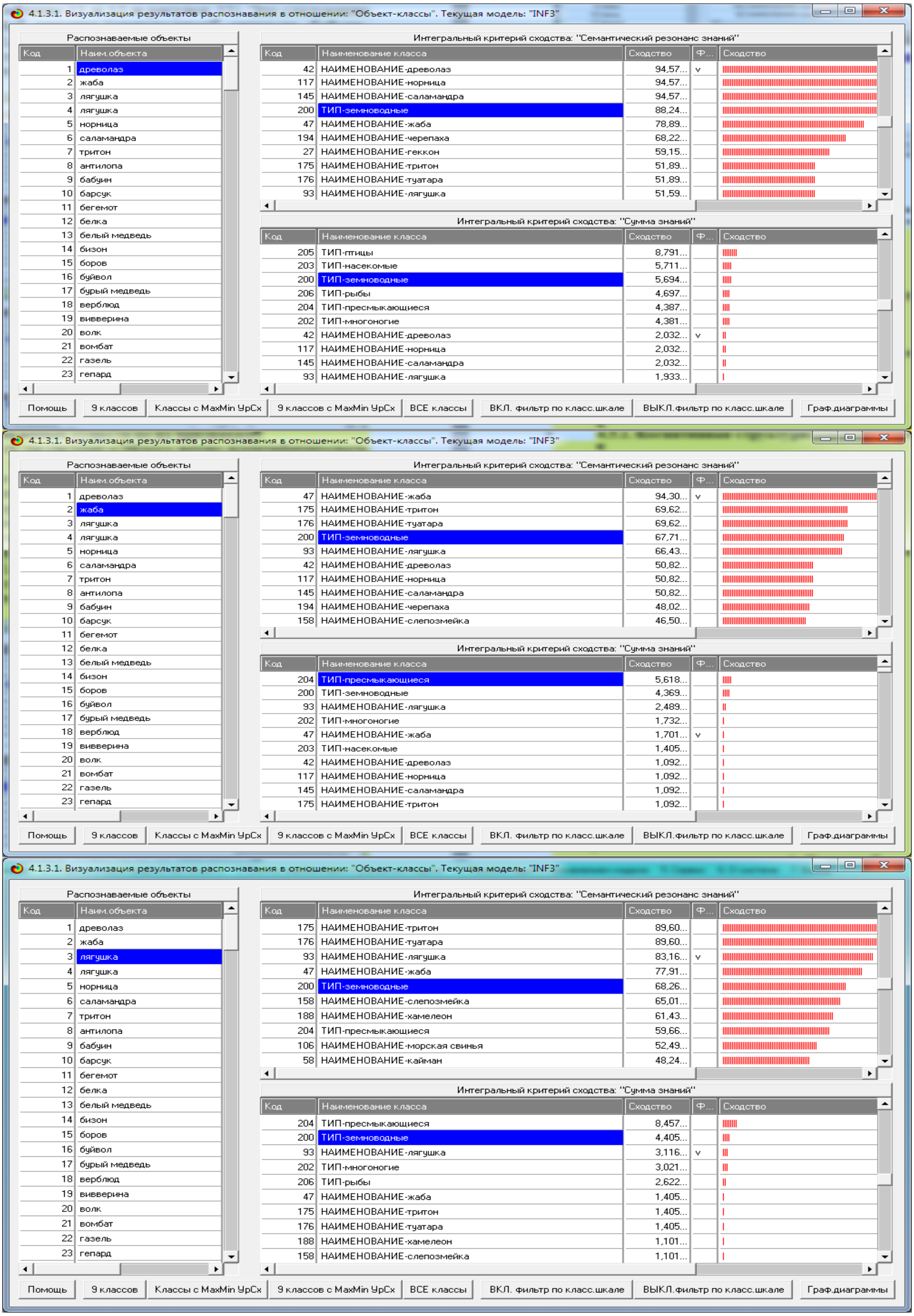
From the comparison of figures 5 and 32, we see that the reliability of the models has changed very little.

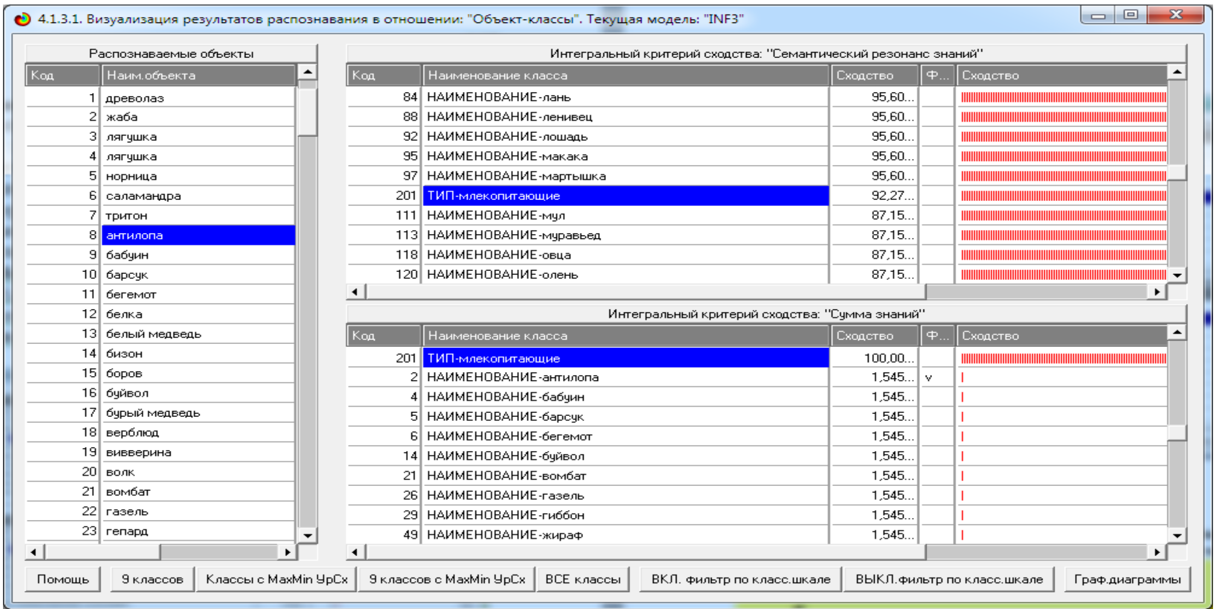
4.4.5. Classification of living beings according to their characteristics

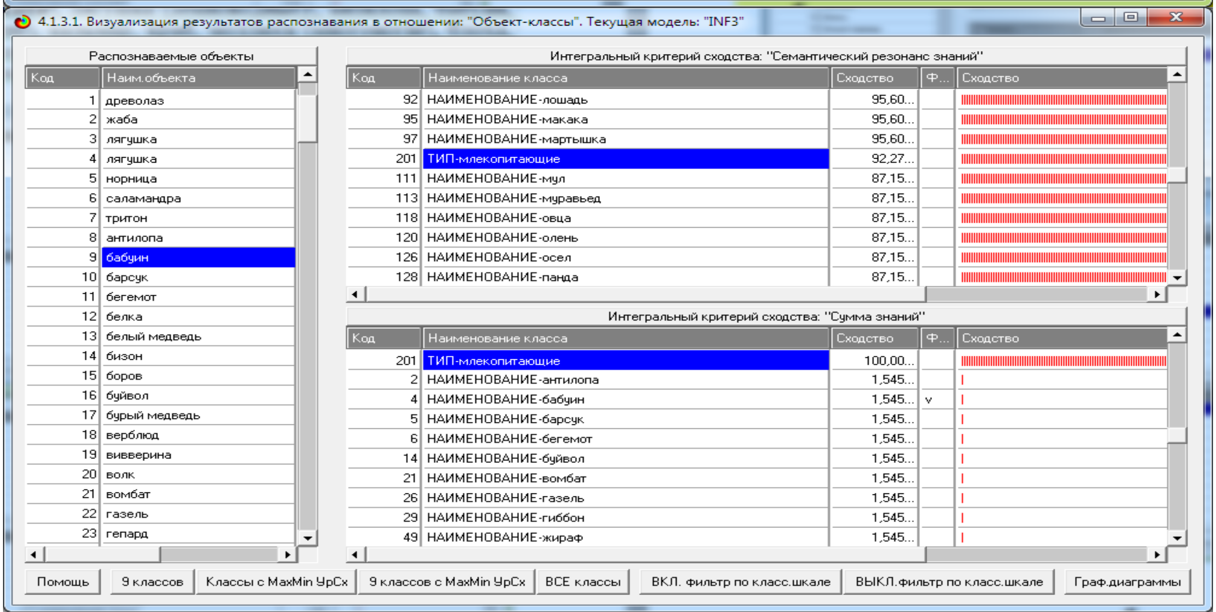
Let's see if the "Eidos" system was able to correctly identify the types of living beings for which the teacher did not mark the objects of the training sample. To do this, in mode 5.6 we will make the current model Inf3, in mode 4.1.2 we will carry out recognition in it, and in modes 4.1.3.1 and 4.1.3.2 we will consider output forms with recognition results by types of those living creatures that were not marked by the teacher in the training sample by types (see tables 11 and 12 and figure 33). These are the following creatures: dart frog, toad[4], frog (amphibians)[5], antelope, baboon, badger (mammals), squid, crab, mollusk (many-legged), flea, praying mantis, ladybug (insects), monitor lizard,

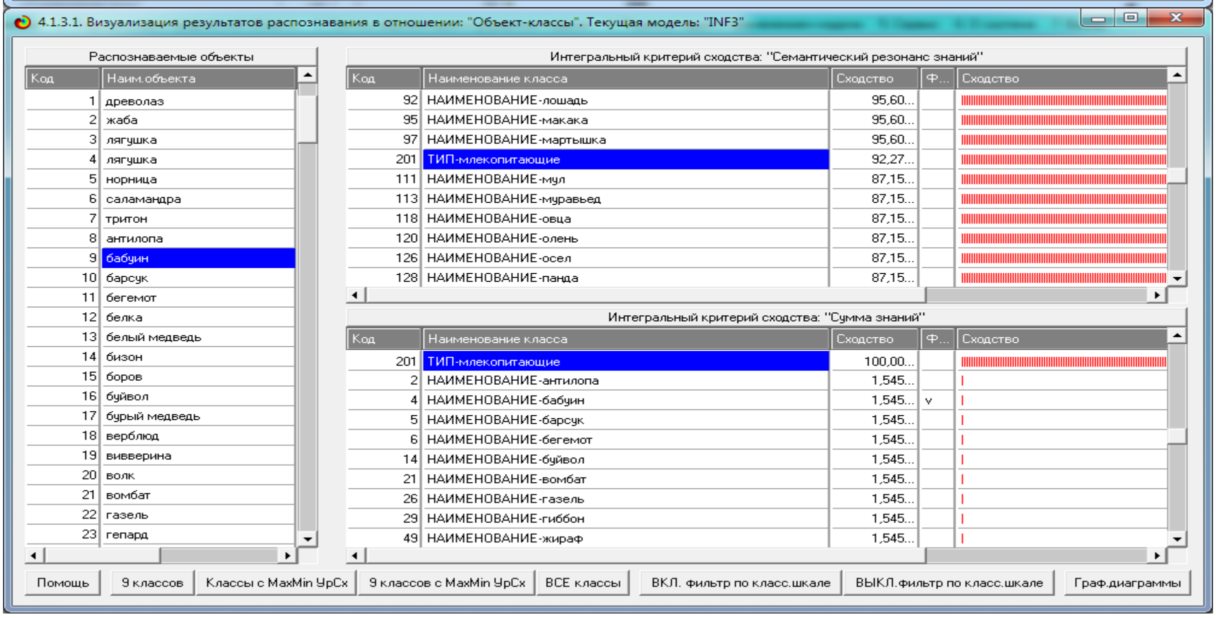
[4]In fact, the toad is a reptile, but we did not change the original data [5].
[5]There are two frogs in the training set: one is poisonous and the other is not.

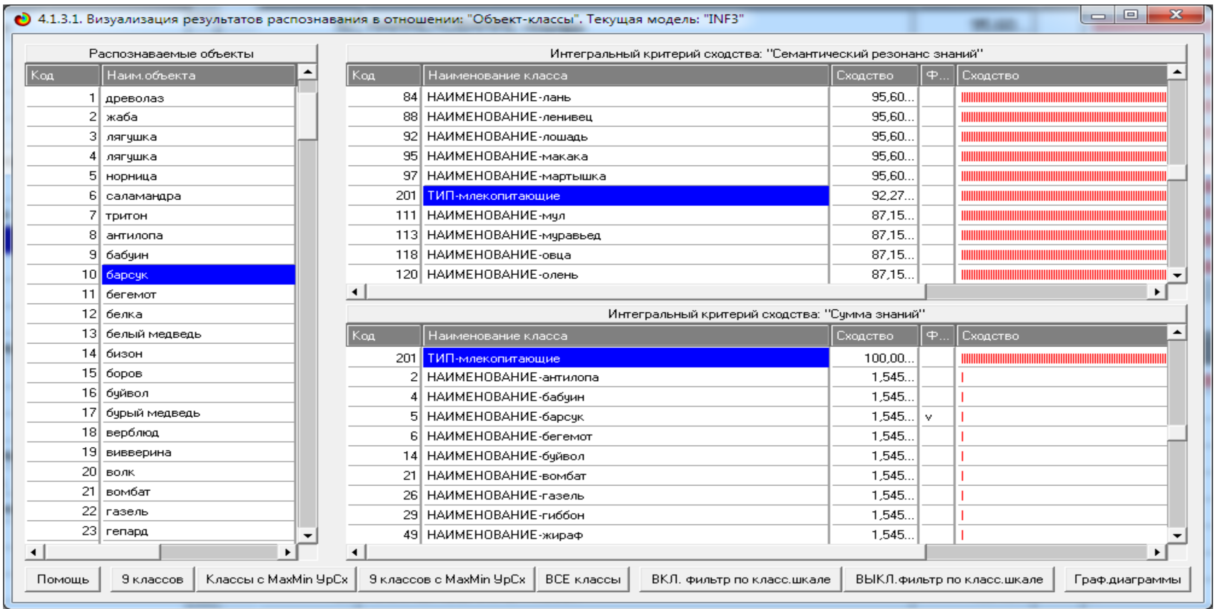
viper, gecko (reptiles), macaw, water cutter, sparrow (birds), katran shark , chub, catfish (fish).

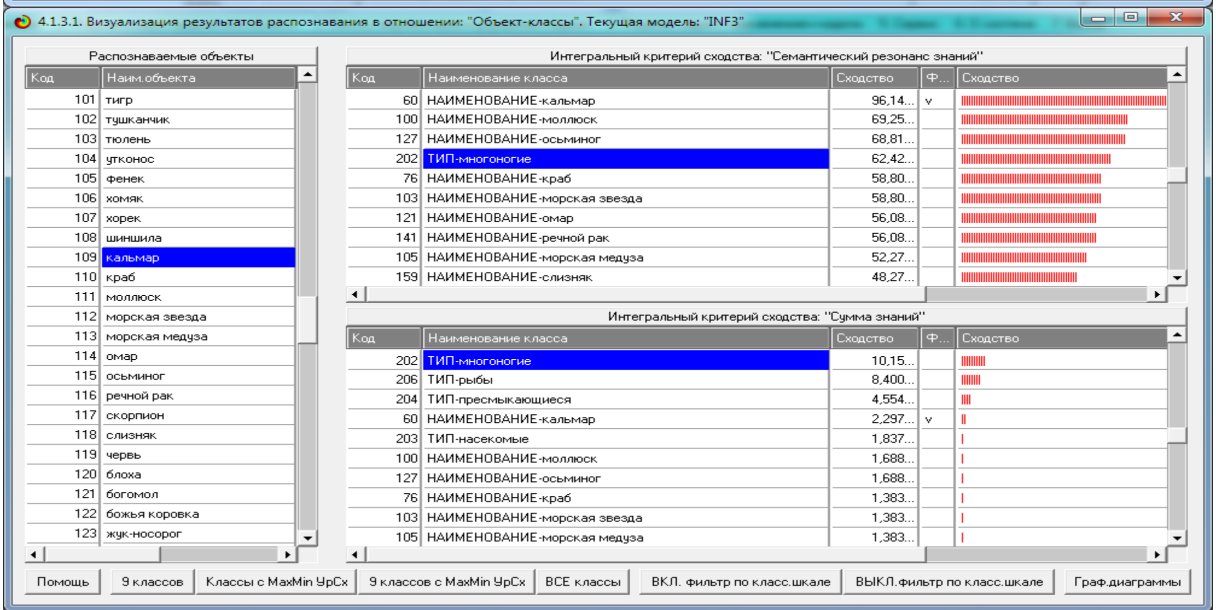


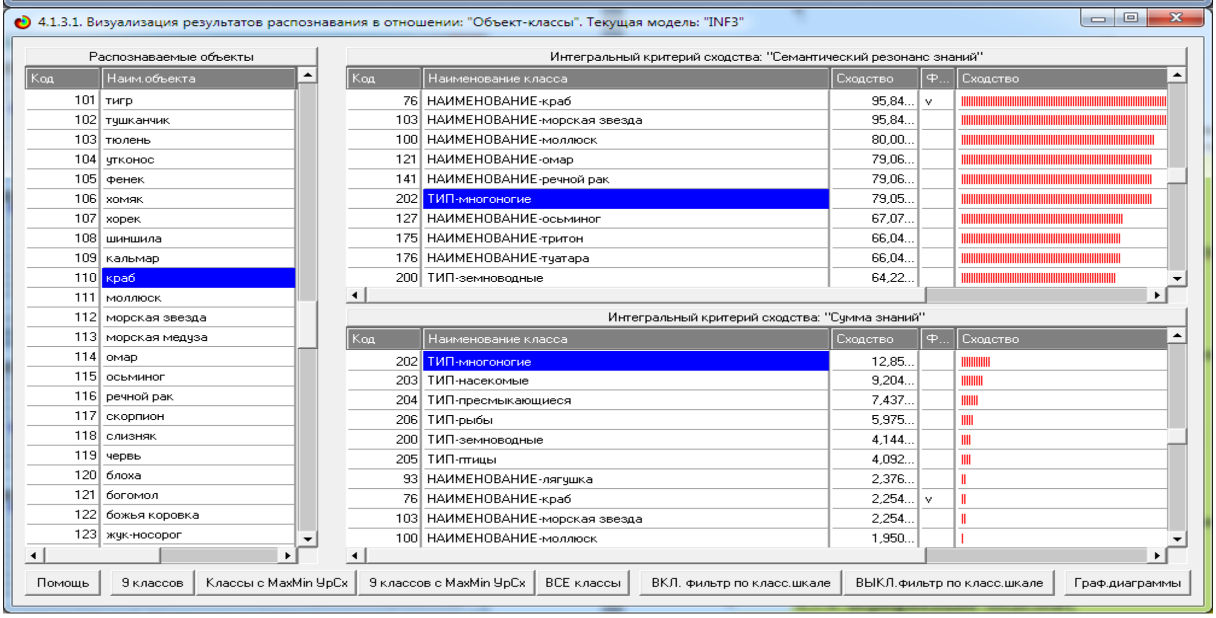

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код | Наим.объекта
1 древолаз
2 жаба
3 лягушка
4 лягушка
5 норница
6 саламандра
7 тритон
8 антилопа
9 бабуин
10 барсук
11 бегемот
12 белка
13 белый медведь
14 бизон
15 боров
16 буйвол
17 бурый медведь
18 верблюд
19 виверрина
20 волк
21 вомбат
22 газель
23 гепард
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код | Наименование класса | Сходство | Ф... | Сходство
84 НАИМЕНОВАНИЕ-лань 95,60...
88 НАИМЕНОВАНИЕ-ленивец 95,60...
92 НАИМЕНОВАНИЕ-лошадь 95,60...
95 НАИМЕНОВАНИЕ-макака 95,60...
97 НАИМЕНОВАНИЕ-мартышка 95,60...
201 ТИП-млекопитающие 92,27...
111 НАИМЕНОВАНИЕ-мул 87,15...
113 НАИМЕНОВАНИЕ-муравьед 87,15...
118 НАИМЕНОВАНИЕ-овца 87,15...
120 НАИМЕНОВАНИЕ-олень 87,15...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код | Наименование класса | Сходство | Ф... | Сходство
201 ТИП-млекопитающие 100,00...
2 НАИМЕНОВАНИЕ-антилопа 1,545... v
4 НАИМЕНОВАНИЕ-бабуин 1,545...
5 НАИМЕНОВАНИЕ-барсук 1,545...
6 НАИМЕНОВАНИЕ-бегемот 1,545...
14 НАИМЕНОВАНИЕ-буйвол 1,545...
21 НАИМЕНОВАНИЕ-вомбат 1,545...
26 НАИМЕНОВАНИЕ-газель 1,545...
29 НАИМЕНОВАНИЕ-гиббон 1,545...
49 НАИМЕНОВАНИЕ-жираф 1,545...
Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы

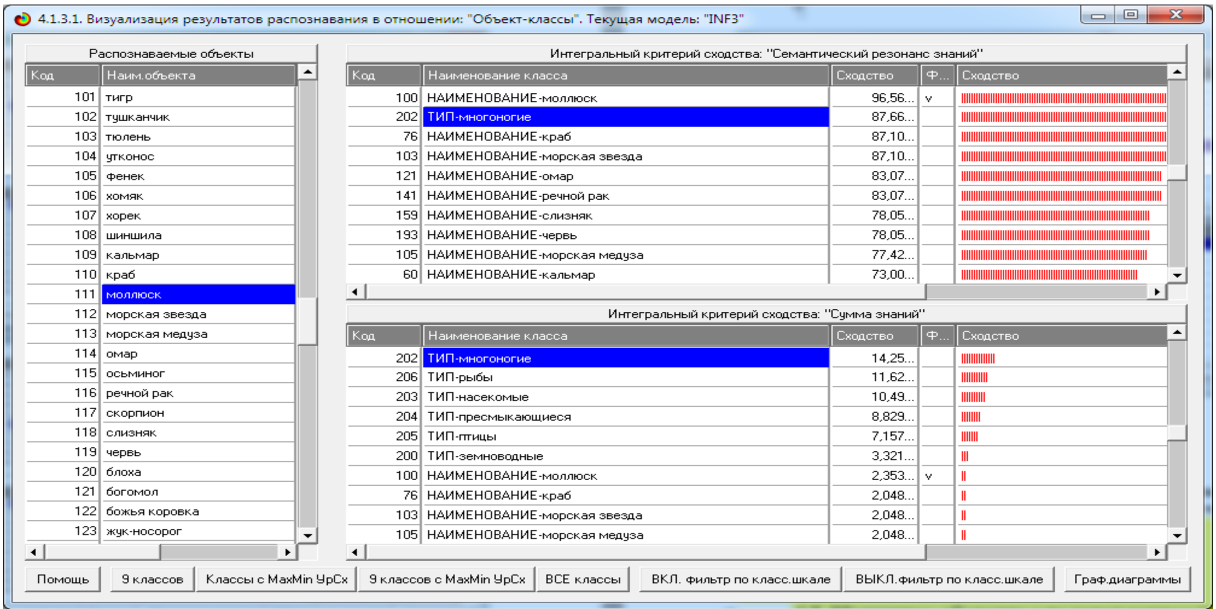

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код | Наим.объекта
1 древолаз
2 жаба
3 лягушка
4 лягушка
5 норница
6 саламандра
7 тритон
8 антилопа
9 бабуин
10 барсук
11 бегемот
12 белка
13 белый медведь
14 бизон
15 боров
16 буйвол
17 бурый медведь
18 верблюд
19 виверрина
20 волк
21 вомбат
22 газель
23 гепард
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код | Наименование класса | Сходство | Ф... | Сходство
92 НАИМЕНОВАНИЕ-лошадь 95,60...
95 НАИМЕНОВАНИЕ-макака 95,60...
97 НАИМЕНОВАНИЕ-мартышка 95,60...
201 ТИП-млекопитающие 92,27...
111 НАИМЕНОВАНИЕ-мул 87,15...
113 НАИМЕНОВАНИЕ-муравьед 87,15...
118 НАИМЕНОВАНИЕ-овца 87,15...
120 НАИМЕНОВАНИЕ-олень 87,15...
126 НАИМЕНОВАНИЕ-осел 87,15...
128 НАИМЕНОВАНИЕ-панда 87,15...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код | Наименование класса | Сходство | Ф... | Сходство
201 ТИП-млекопитающие 100,00...
2 НАИМЕНОВАНИЕ-антилопа 1,545...
4 НАИМЕНОВАНИЕ-бабуин 1,545... v
5 НАИМЕНОВАНИЕ-барсук 1,545...
6 НАИМЕНОВАНИЕ-бегемот 1,545...
14 НАИМЕНОВАНИЕ-буйвол 1,545...
21 НАИМЕНОВАНИЕ-вомбат 1,545...
26 НАИМЕНОВАНИЕ-газель 1,545...
29 НАИМЕНОВАНИЕ-гиббон 1,545...
49 НАИМЕНОВАНИЕ-жираф 1,545...
Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы

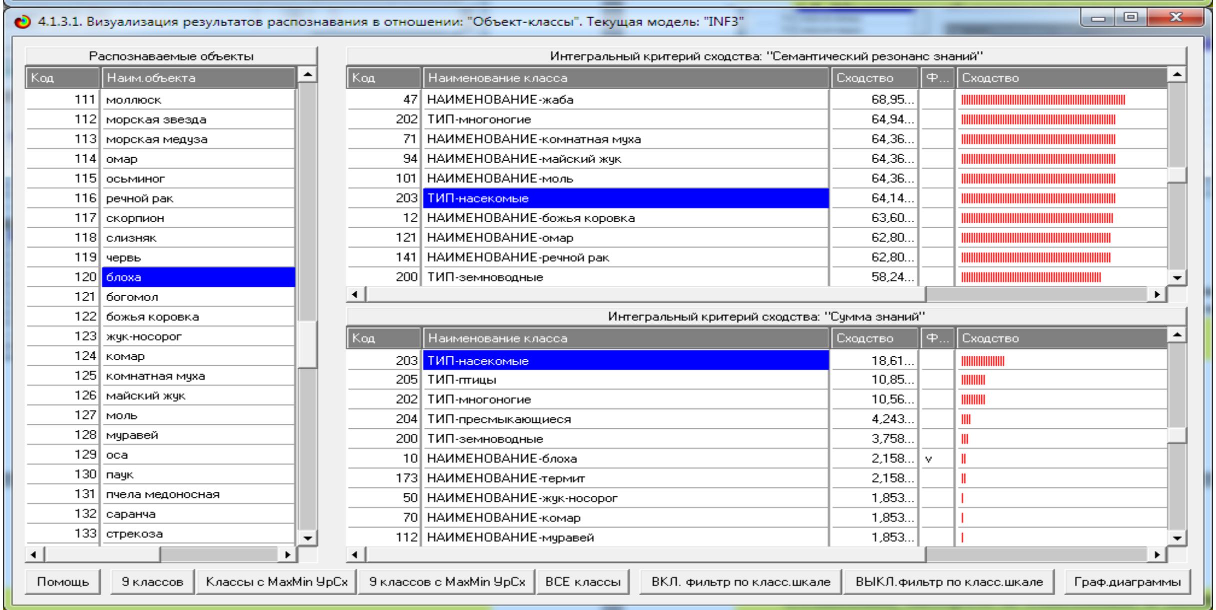

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код | Наим.объекта
1 древолаз
2 жаба
3 лягушка
4 лягушка
5 норница
6 саламандра
7 тритон
8 антилопа
9 бабуин
10 барсук
11 бегемот
12 белка
13 белый медведь
14 бизон
15 боров
16 буйвол
17 бурый медведь
18 верблюд
19 виверрина
20 волк
21 вомбат
22 газель
23 гепард
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код | Наименование класса | Сходство | Ф... | Сходство
92 НАИМЕНОВАНИЕ-лошадь 95,60...
95 НАИМЕНОВАНИЕ-макака 95,60...
97 НАИМЕНОВАНИЕ-мартышка 95,60...
201 ТИП-млекопитающие 92,27...
111 НАИМЕНОВАНИЕ-мул 87,15...
113 НАИМЕНОВАНИЕ-муравьед 87,15...
118 НАИМЕНОВАНИЕ-овца 87,15...
120 НАИМЕНОВАНИЕ-олень 87,15...
126 НАИМЕНОВАНИЕ-осел 87,15...
128 НАИМЕНОВАНИЕ-панда 87,15...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код | Наименование класса | Сходство | Ф... | Сходство
201 ТИП-млекопитающие 100,00...
2 НАИМЕНОВАНИЕ-антилопа 1,545...
4 НАИМЕНОВАНИЕ-бабуин 1,545... v
5 НАИМЕНОВАНИЕ-барсук 1,545...
6 НАИМЕНОВАНИЕ-бегемот 1,545...
14 НАИМЕНОВАНИЕ-буйвол 1,545...
21 НАИМЕНОВАНИЕ-вомбат 1,545...
26 НАИМЕНОВАНИЕ-газель 1,545...
29 НАИМЕНОВАНИЕ-гиббон 1,545...
49 НАИМЕНОВАНИЕ-жираф 1,545...
Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы

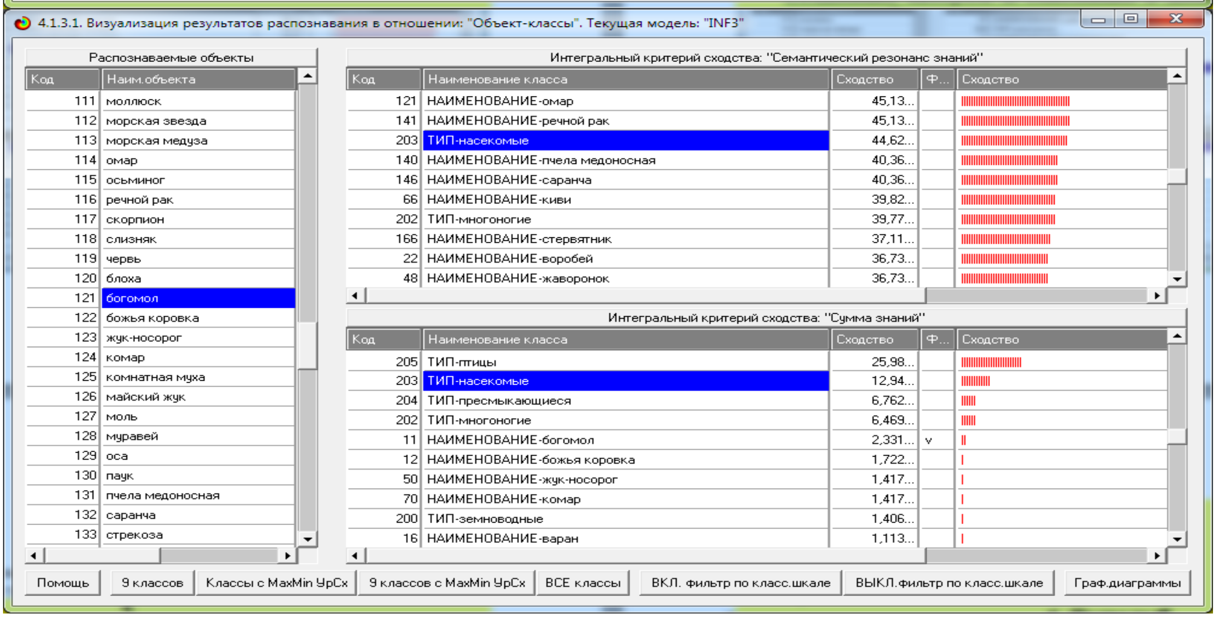

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
1 древолаз
2 жаба
3 лягушка
4 лягушка
5 норница
6 саламандра
7 тритон
8 антилопа
9 бабуин
10 барсук
11 бегемот
12 белка
13 белый медведь
14 бизон
15 боров
16 буйвол
17 бурый медведь
18 верблюд
19 виверрина
20 волк
21 вомбат
22 газель
23 гепард
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
84 НАИМЕНОВАНИЕ-лань 95,60...
88 НАИМЕНОВАНИЕ-ленивец 95,60...
92 НАИМЕНОВАНИЕ-лошадь 95,60...
95 НАИМЕНОВАНИЕ-макака 95,60...
97 НАИМЕНОВАНИЕ-мартышка 95,60...
201 ТИП-млекопитающие 92,27...
111 НАИМЕНОВАНИЕ-мул 87,15...
113 НАИМЕНОВАНИЕ-муравьед 87,15...
118 НАИМЕНОВАНИЕ-овца 87,15...
120 НАИМЕНОВАНИЕ-олень 87,15...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
201 ТИП-млекопитающие 100,00...
2 НАИМЕНОВАНИЕ-антилопа 1,545...
4 НАИМЕНОВАНИЕ-бабуин 1,545...
5 НАИМЕНОВАНИЕ-барсук 1,545... v
6 НАИМЕНОВАНИЕ-бегемот 1,545...
14 НАИМЕНОВАНИЕ-буйвол 1,545...
21 НАИМЕНОВАНИЕ-вомбат 1,545...
26 НАИМЕНОВАНИЕ-газель 1,545...
29 НАИМЕНОВАНИЕ-гиббон 1,545...
49 НАИМЕНОВАНИЕ-жираф 1,545...
Помощь
9 классов
Классы с MaxMin УрСх
9 классов с MaxMin УрСх
ВСЕ классы
ВКЛ. фильтр по класс.шкале
ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале
Граф.диаграммы

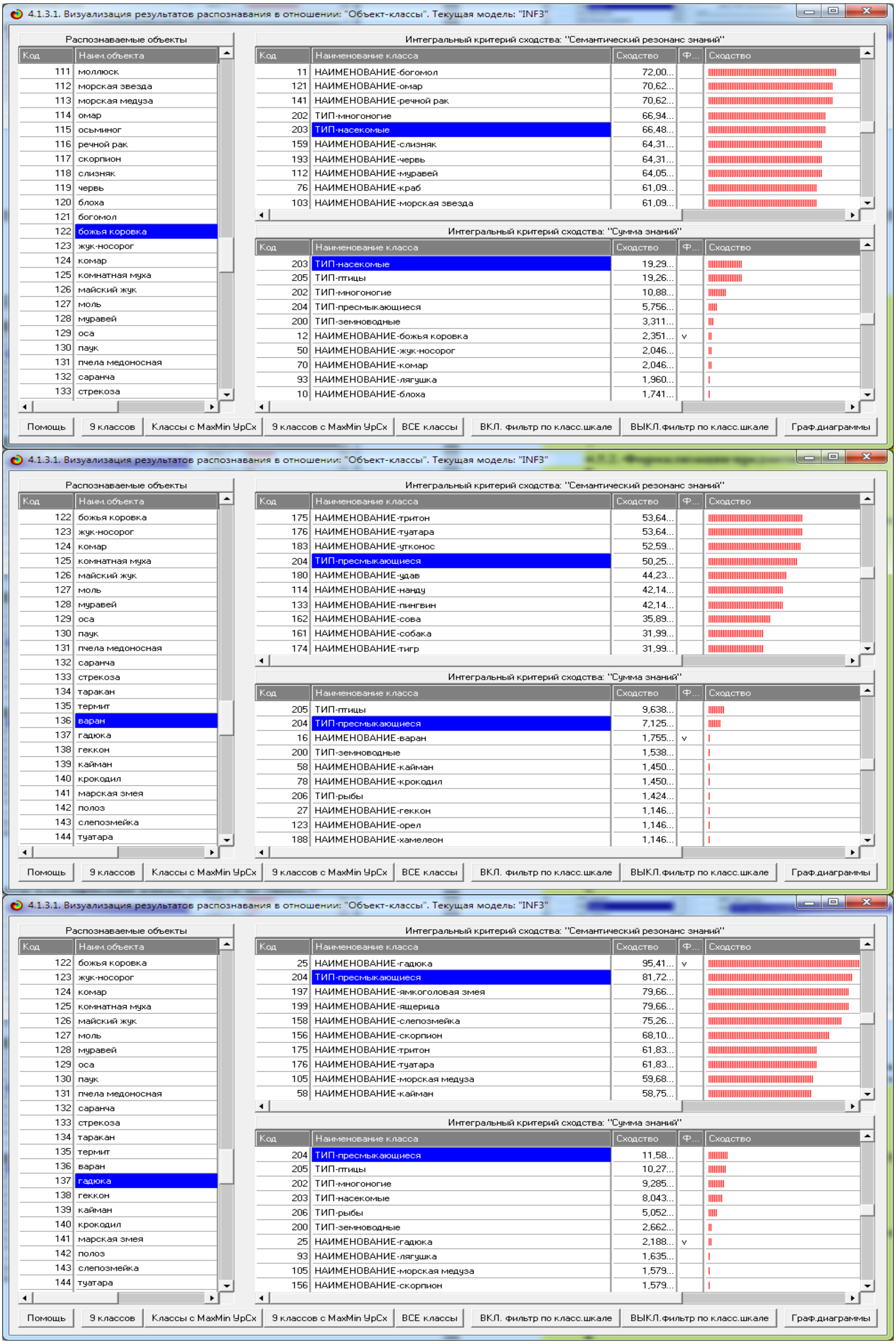

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
101 тигр
102 тушканчик
103 тюлень
104 утконос
105 фенек
106 хомяк
107 хорек
108 шиншила
109 кальмар
110 краб
111 моллюск
112 морская звезда
113 морская медуза
114 омар
115 осьминог
116 речной рак
117 скорпион
118 слизняк
119 червь
120 блоха
121 богомол
122 божья коровка
123 жук-носорог
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
60 НАИМЕНОВАНИЕ-кальмар 96,14... v
100 НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск 69,25...
127 НАИМЕНОВАНИЕ-осьминог 68,81...
202 ТИП-многоногие 62,42...
76 НАИМЕНОВАНИЕ-краб 58,80...
103 НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда 58,80...
121 НАИМЕНОВАНИЕ-омар 56,08...
141 НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак 56,08...
105 НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза 52,27...
159 НАИМЕНОВАНИЕ-слизняк 48,27...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
202 ТИП-многоногие 10,15...
206 ТИП-рыбы 8,400...
204 ТИП-пресмыкающиеся 4,554...
60 НАИМЕНОВАНИЕ-кальмар 2,297... v
203 ТИП-насекомые 1,837...
100 НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск 1,688...
127 НАИМЕНОВАНИЕ-осьминог 1,688...
76 НАИМЕНОВАНИЕ-краб 1,383...
103 НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда 1,383...
105 НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза 1,383...
Помощь
9 классов
Классы с MaxMin УрСх
9 классов с MaxMin УрСх
ВСЕ классы
ВКЛ. фильтр по класс.шкале
ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале
Граф.диаграммы


4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
101 тигр
102 тушканчик
103 тюлень
104 утконос
105 фенек
106 хомяк
107 хорек
108 шиншила
109 кальмар
110 краб
111 моллюск
112 морская звезда
113 морская медуза
114 омар
115 осьминог
116 речной рак
117 скорпион
118 слизняк
119 червь
120 блоха
121 богомол
122 божья коровка
123 жук-носорог
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
76 НАИМЕНОВАНИЕ-краб 95,84... v
103 НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда 95,84...
100 НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск 80,00...
121 НАИМЕНОВАНИЕ-омар 79,06...
141 НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак 79,06...
202 ТИП-многоногие 79,05...
127 НАИМЕНОВАНИЕ-осьминог 67,07...
175 НАИМЕНОВАНИЕ-тритон 66,04...
176 НАИМЕНОВАНИЕ-туатара 66,04...
200 ТИП-земноводные 64,22...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
202 ТИП-многоногие 12,85...
203 ТИП-насекомые 9,204...
204 ТИП-пресмыкающиеся 7,437...
206 ТИП-рыбы 5,975...
200 ТИП-земноводные 4,144...
205 ТИП-птицы 4,092...
93 НАИМЕНОВАНИЕ-лягушка 2,376...
76 НАИМЕНОВАНИЕ-краб 2,254... v
103 НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда 2,254...
100 НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск 1,950...
Помощь
9 классов
Классы с MaxMin УрСх
9 классов с MaxMin УрСх
ВСЕ классы
ВКЛ. фильтр по класс.шкале
ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале
Граф.диаграммы


4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
101 тигр
102 тушканчик
103 тюлень
104 утконос
105 фенек
106 хомяк
107 хорек
108 шиншила
109 кальмар
110 краб
111 моллюск
112 морская звезда
113 морская медуза
114 омар
115 осьминог
116 речной рак
117 скорпион
118 слизняк
119 червь
120 блоха
121 богомол
122 божья коровка
123 жук-носорог
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
100 НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск 96,56... v
202 ТИП-многоногие 87,66...
76 НАИМЕНОВАНИЕ-краб 87,10...
103 НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда 87,10...
121 НАИМЕНОВАНИЕ-омар 83,07...
141 НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак 83,07...
159 НАИМЕНОВАНИЕ-слизняк 78,05...
193 НАИМЕНОВАНИЕ-червь 78,05...
105 НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза 77,42...
60 НАИМЕНОВАНИЕ-кальмар 73,00...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
202 ТИП-многоногие 14,25...
206 ТИП-рыбы 11,62...
203 ТИП-насекомые 10,49...
204 ТИП-пресмыкающиеся 8,829...
205 ТИП-птицы 7,157...
200 ТИП-земноводные 3,321...
100 НАИМЕНОВАНИЕ-моллюск 2,353... v
76 НАИМЕНОВАНИЕ-краб 2,048...
103 НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда 2,048...
105 НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза 2,048...
Помощь
9 классов
Классы с MaxMin УрСх
9 классов с MaxMin УрСх
ВСЕ классы
ВКЛ. фильтр по класс.шкале
ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале
Граф.диаграммы


4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
111 моллюск
112 морская звезда
113 морская медуза
114 омар
115 осьминог
116 речной рак
117 скорпион
118 слизняк
119 червь
120 блоха
121 богомол
122 божья коровка
123 жук-носорог
124 комар
125 комнатная муха
126 майский жук
127 моль
128 муравей
129 оса
130 паук
131 пчела медоносная
132 саранча
133 стрекоза
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
47 НАИМЕНОВАНИЕ-жаба 68,95...
202 ТИП-многоногие 64,94...
71 НАИМЕНОВАНИЕ-комнатная муха 64,36...
94 НАИМЕНОВАНИЕ-майский жук 64,36...
101 НАИМЕНОВАНИЕ-моль 64,36...
203 ТИП-насекомые 64,14...
12 НАИМЕНОВАНИЕ-божья коровка 63,60...
121 НАИМЕНОВАНИЕ-омар 62,80...
141 НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак 62,80...
200 ТИП-земноводные 58,24...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
203 ТИП-насекомые 18,61...
205 ТИП-птицы 10,85...
202 ТИП-многоногие 10,56...
204 ТИП-пресмыкающиеся 4,243...
200 ТИП-земноводные 3,758...
10 НАИМЕНОВАНИЕ-блоха 2,158... v
173 НАИМЕНОВАНИЕ-термит 2,158...
50 НАИМЕНОВАНИЕ-жук-носорог 1,853...
70 НАИМЕНОВАНИЕ-комар 1,853...
112 НАИМЕНОВАНИЕ-муравей 1,853...
Помощь
9 классов
Классы с MaxMin УрСх
9 классов с MaxMin УрСх
ВСЕ классы
ВКЛ. фильтр по класс.шкале
ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале
Граф.диаграммы


4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
111 моллюск
112 морская звезда
113 морская медуза
114 омар
115 осьминог
116 речной рак
117 скорпион
118 слизняк
119 червь
120 блоха
121 богомол
122 божья коровка
123 жук-носорог
124 комар
125 комнатная муха
126 майский жук
127 моль
128 муравей
129 оса
130 паук
131 пчела медоносная
132 саранча
133 стрекоза
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
121 НАИМЕНОВАНИЕ-омар 45,13...
141 НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак 45,13...
203 ТИП-насекомые 44,62...
140 НАИМЕНОВАНИЕ-пчела медоносная 40,36...
146 НАИМЕНОВАНИЕ-саранча 40,36...
66 НАИМЕНОВАНИЕ-киви 39,82...
202 ТИП-многоногие 39,77...
166 НАИМЕНОВАНИЕ-стервятник 37,11...
22 НАИМЕНОВАНИЕ-воробей 36,73...
48 НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок 36,73...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
205 ТИП-птицы 25,98...
203 ТИП-насекомые 12,94...
204 ТИП-пресмыкающиеся 6,762...
202 ТИП-многоногие 6,469...
11 НАИМЕНОВАНИЕ-богомол 2,331... v
12 НАИМЕНОВАНИЕ-божья коровка 1,722...
50 НАИМЕНОВАНИЕ-жук-носорог 1,417...
70 НАИМЕНОВАНИЕ-комар 1,417...
200 ТИП-земноводные 1,406...
16 НАИМЕНОВАНИЕ-варан 1,113...
Помощь
9 классов
Классы с MaxMin УрСх
9 классов с MaxMin УрСх
ВСЕ классы
ВКЛ. фильтр по класс.шкале
ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале
Граф.диаграммы



4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Распознаваемые объекты

Код	Наим.объекта
111	моллюск
112	морская звезда
113	морская медуза
114	омар
115	осьминог
116	речной рак
117	скорпион
118	слизняк
119	червь
120	блоха
121	богомол
122	божья коровка
123	жук-носорог
124	комар
125	комнатная муха
126	майский жук
127	моль
128	муравей
129	оса
130	паук
131	пчела медоносная
132	саранча
133	стрекоза

Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
11	НАИМЕНОВАНИЕ-богомол	72,00...		
121	НАИМЕНОВАНИЕ-омар	70,62...		
141	НАИМЕНОВАНИЕ-речной рак	70,62...		
202	ТИП-многоногие	66,94...		
203	ТИП-насекомые	66,48...		
159	НАИМЕНОВАНИЕ-слизняк	64,31...		
193	НАИМЕНОВАНИЕ-червь	64,31...		
112	НАИМЕНОВАНИЕ-муравей	64,05...		
76	НАИМЕНОВАНИЕ-краб	61,09...		
103	НАИМЕНОВАНИЕ-морская звезда	61,09...		

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
203	ТИП-насекомые	19,29...		
205	ТИП-птицы	19,26...		
202	ТИП-многоногие	10,88...		
204	ТИП-пресмыкающиеся	5,756...		
200	ТИП-земноводные	3,311...		
12	НАИМЕНОВАНИЕ-божья коровка	2,351...	v	
50	НАИМЕНОВАНИЕ-жук-носорог	2,046...		
70	НАИМЕНОВАНИЕ-комар	2,046...		
93	НАИМЕНОВАНИЕ-лягушка	1,960...		
10	НАИМЕНОВАНИЕ-блоха	1,741...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Распознаваемые объекты

Код	Наим.объекта
122	божья коровка
123	жук-носорог
124	комар
125	комнатная муха
126	майский жук
127	моль
128	муравей
129	оса
130	паук
131	пчела медоносная
132	саранча
133	стрекоза
134	таракан
135	термит
136	варан
137	гадюка
138	геккон
139	кайман
140	крокодил
141	марская змея
142	полоз
143	слепозмейка
144	туатара

Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
175	НАИМЕНОВАНИЕ-тритон	53,64...		
176	НАИМЕНОВАНИЕ-туатара	53,64...		
183	НАИМЕНОВАНИЕ-утконос	52,59...		
204	ТИП-пресмыкающиеся	50,25...		
180	НАИМЕНОВАНИЕ-удав	44,23...		
114	НАИМЕНОВАНИЕ-нанду	42,14...		
133	НАИМЕНОВАНИЕ-пингвин	42,14...		
162	НАИМЕНОВАНИЕ-сова	35,89...		
161	НАИМЕНОВАНИЕ-собака	31,99...		
174	НАИМЕНОВАНИЕ-тигр	31,99...		

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
205	ТИП-птицы	9,638...		
204	ТИП-пресмыкающиеся	7,125...		
16	НАИМЕНОВАНИЕ-варан	1,755...	v	
200	ТИП-земноводные	1,538...		
58	НАИМЕНОВАНИЕ-кайман	1,450...		
78	НАИМЕНОВАНИЕ-крокодил	1,450...		
206	ТИП-рыбы	1,424...		
27	НАИМЕНОВАНИЕ-геккон	1,146...		
123	НАИМЕНОВАНИЕ-орел	1,146...		
188	НАИМЕНОВАНИЕ-хамелеон	1,146...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы

4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Распознаваемые объекты

Код	Наим.объекта
122	божья коровка
123	жук-носорог
124	комар
125	комнатная муха
126	майский жук
127	моль
128	муравей
129	оса
130	паук
131	пчела медоносная
132	саранча
133	стрекоза
134	таракан
135	термит
136	варан
137	гадюка
138	геккон
139	кайман
140	крокодил
141	марская змея
142	полоз
143	слепозмейка
144	туатара

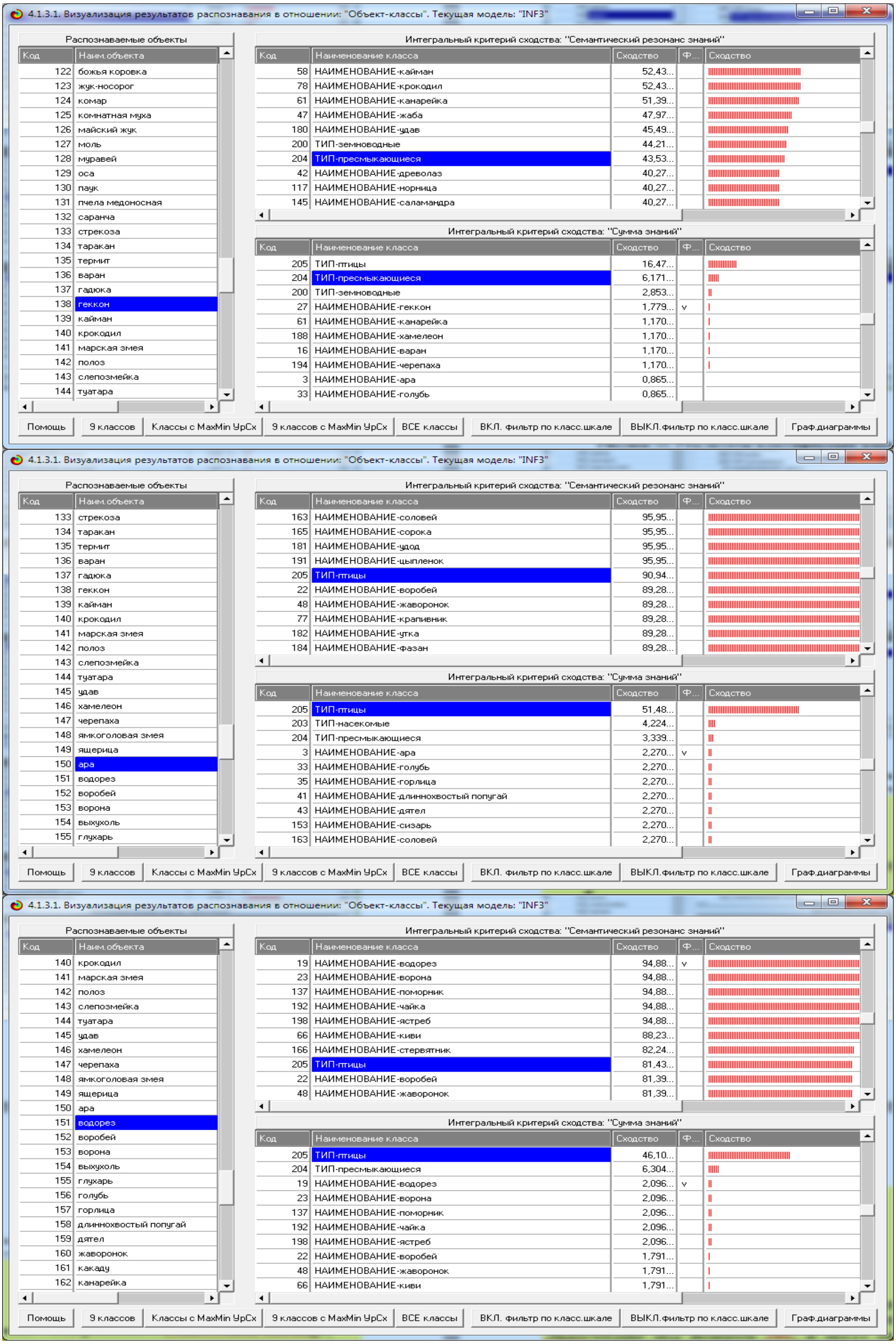
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"

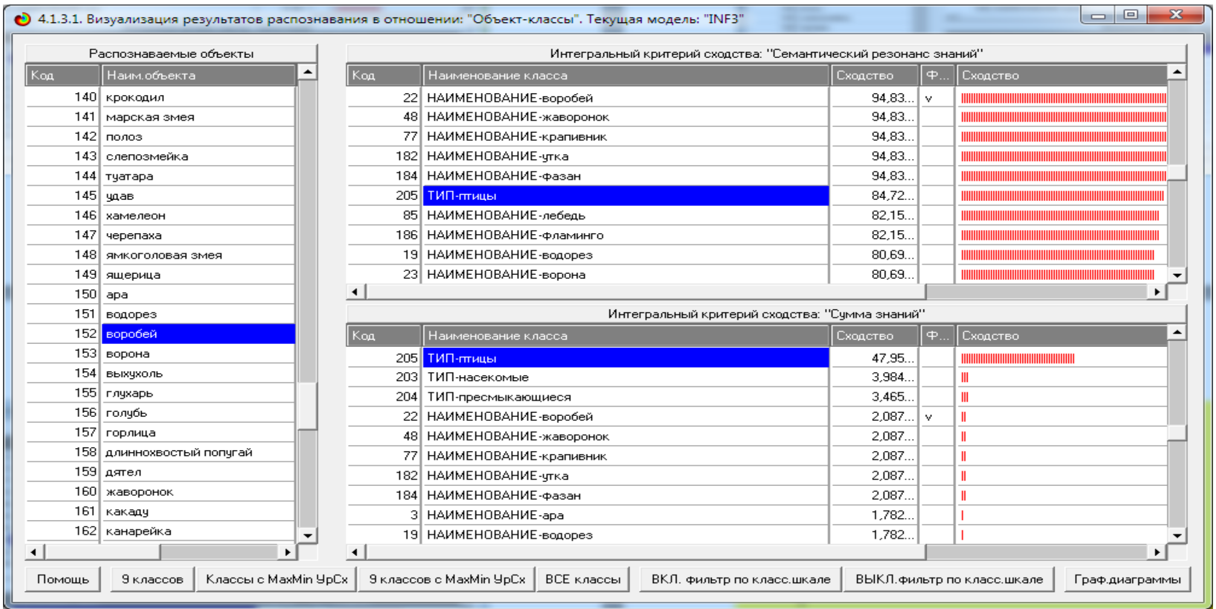
Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
25	НАИМЕНОВАНИЕ-гадюка	95,41...	v	
204	ТИП-пресмыкающиеся	81,72...		
197	НАИМЕНОВАНИЕ-ямкоголовая змея	79,66...		
199	НАИМЕНОВАНИЕ-ящерица	79,66...		
158	НАИМЕНОВАНИЕ-слепозмейка	75,26...		
156	НАИМЕНОВАНИЕ-скорпион	68,10...		
175	НАИМЕНОВАНИЕ-тритон	61,83...		
176	НАИМЕНОВАНИЕ-туатара	61,83...		
105	НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза	59,68...		
58	НАИМЕНОВАНИЕ-кайман	58,75...		

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
204	ТИП-пресмыкающиеся	11,58...		
205	ТИП-птицы	10,27...		
202	ТИП-многоногие	9,285...		
203	ТИП-насекомые	8,043...		
206	ТИП-рыбы	5,052...		
200	ТИП-земноводные	2,662...		
25	НАИМЕНОВАНИЕ-гадюка	2,188...	v	
93	НАИМЕНОВАНИЕ-лягушка	1,635...		
105	НАИМЕНОВАНИЕ-морская медуза	1,579...		
156	НАИМЕНОВАНИЕ-скорпион	1,579...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы


4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
122 божья коровка
123 жук-носорог
124 комар
125 комнатная муха
126 майский жук
127 моль
128 муравей
129 оса
130 паук
131 пчела медоносная
132 саранча
133 стрекоза
134 таракан
135 термит
136 варан
137 гадюка
138 геккон
139 кайман
140 крокодил
141 марская змея
142 полоз
143 слепозмейка
144 туатара
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
58 НАИМЕНОВАНИЕ-кайман 52,43...
78 НАИМЕНОВАНИЕ-крокодил 52,43...
61 НАИМЕНОВАНИЕ-канарейка 51,39...
47 НАИМЕНОВАНИЕ-жаба 47,97...
180 НАИМЕНОВАНИЕ-удав 45,49...
200 ТИП-земноводные 44,21...
204 ТИП-пресмыкающиеся 43,53...
42 НАИМЕНОВАНИЕ-древолаз 40,27...
117 НАИМЕНОВАНИЕ-норница 40,27...
145 НАИМЕНОВАНИЕ-саламандра 40,27...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
205 ТИП-птицы 16,47...
204 ТИП-пресмыкающиеся 6,171...
200 ТИП-земноводные 2,853...
27 НАИМЕНОВАНИЕ-геккон 1,779... v
61 НАИМЕНОВАНИЕ-канарейка 1,170...
188 НАИМЕНОВАНИЕ-хамелеон 1,170...
16 НАИМЕНОВАНИЕ-варан 1,170...
194 НАИМЕНОВАНИЕ-черепаха 1,170...
3 НАИМЕНОВАНИЕ-ара 0,865...
33 НАИМЕНОВАНИЕ-голубь 0,865...
Помощь 9 классов Классы с MaxMin УрСх 9 классов с MaxMin УрСх ВСЕ классы ВКЛ. фильтр по класс.шкале ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале Граф.диаграммы
4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
133 стрекоза
134 таракан
135 термит
136 варан
137 гадюка
138 геккон
139 кайман
140 крокодил
141 марская змея
142 полоз
143 слепозмейка
144 туатара
145 удав
146 хамелеон
147 черепаха
148 ямкоголовая змея
149 ящерица
150 ара
151 водорез
152 воробей
153 ворона
154 выхухоль
155 глухарь
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
163 НАИМЕНОВАНИЕ-соловей 95,95...
165 НАИМЕНОВАНИЕ-сорока 95,95...
181 НАИМЕНОВАНИЕ-удод 95,95...
191 НАИМЕНОВАНИЕ-цыпленок 95,95...
205 ТИП-птицы 90,94...
22 НАИМЕНОВАНИЕ-воробей 89,28...
48 НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок 89,28...
77 НАИМЕНОВАНИЕ-крапивник 89,28...
182 НАИМЕНОВАНИЕ-утка 89,28...
184 НАИМЕНОВАНИЕ-фазан 89,28...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
205 ТИП-птицы 51,48...
203 ТИП-насекомые 4,224...
204 ТИП-пресмыкающиеся 3,339...
3 НАИМЕНОВАНИЕ-ара 2,270... v
33 НАИМЕНОВАНИЕ-голубь 2,270...
35 НАИМЕНОВАНИЕ-горлица 2,270...
41 НАИМЕНОВАНИЕ-длиннохвостый попугай 2,270...
43 НАИМЕНОВАНИЕ-дятел 2,270...
153 НАИМЕНОВАНИЕ-сизарь 2,270...
163 НАИМЕНОВАНИЕ-соловей 2,270...
Помощь 9 классов Классы с MaxMin УрСх 9 классов с MaxMin УрСх ВСЕ классы ВКЛ. фильтр по класс.шкале ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале Граф.диаграммы
4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"
Распознаваемые объекты
Код Наим.объекта
140 крокодил
141 марская змея
142 полоз
143 слепозмейка
144 туатара
145 удав
146 хамелеон
147 черепаха
148 ямкоголовая змея
149 ящерица
150 ара
151 водорез
152 воробей
153 ворона
154 выхухоль
155 глухарь
156 голубь
157 горлица
158 длиннохвостый попугай
159 дятел
160 жаворонок
161 какаду
162 канарейка
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
19 НАИМЕНОВАНИЕ-водорез 94,88... v
23 НАИМЕНОВАНИЕ-ворона 94,88...
137 НАИМЕНОВАНИЕ-поморник 94,88...
192 НАИМЕНОВАНИЕ-чайка 94,88...
198 НАИМЕНОВАНИЕ-ястреб 94,88...
66 НАИМЕНОВАНИЕ-киви 88,23...
166 НАИМЕНОВАНИЕ-стервятник 82,24...
205 ТИП-птицы 81,43...
22 НАИМЕНОВАНИЕ-воробей 81,39...
48 НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок 81,39...
Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"
Код Наименование класса Сходство Ф... Сходство
205 ТИП-птицы 46,10...
204 ТИП-пресмыкающиеся 6,304...
19 НАИМЕНОВАНИЕ-водорез 2,096... v
23 НАИМЕНОВАНИЕ-ворона 2,096...
137 НАИМЕНОВАНИЕ-поморник 2,096...
192 НАИМЕНОВАНИЕ-чайка 2,096...
198 НАИМЕНОВАНИЕ-ястреб 2,096...
22 НАИМЕНОВАНИЕ-воробей 1,791...
48 НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок 1,791...
66 НАИМЕНОВАНИЕ-киви 1,791...
Помощь 9 классов Классы с MaxMin УрСх 9 классов с MaxMin УрСх ВСЕ классы ВКЛ. фильтр по класс.шкале ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале Граф.диаграммы



4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Распознаваемые объекты

Код	Наим.объекта
140	крокодил
141	марская змея
142	полоз
143	слепозмейка
144	туатара
145	удав
146	хамелеон
147	черепаха
148	ямкоголовая змея
149	ящерица
150	ара
151	водорез
152	воробей
153	ворона
154	выхухоль
155	глухарь
156	голубь
157	горлица
158	длиннохвостый попугай
159	дятел
160	жаворонок
161	какаду
162	канарейка

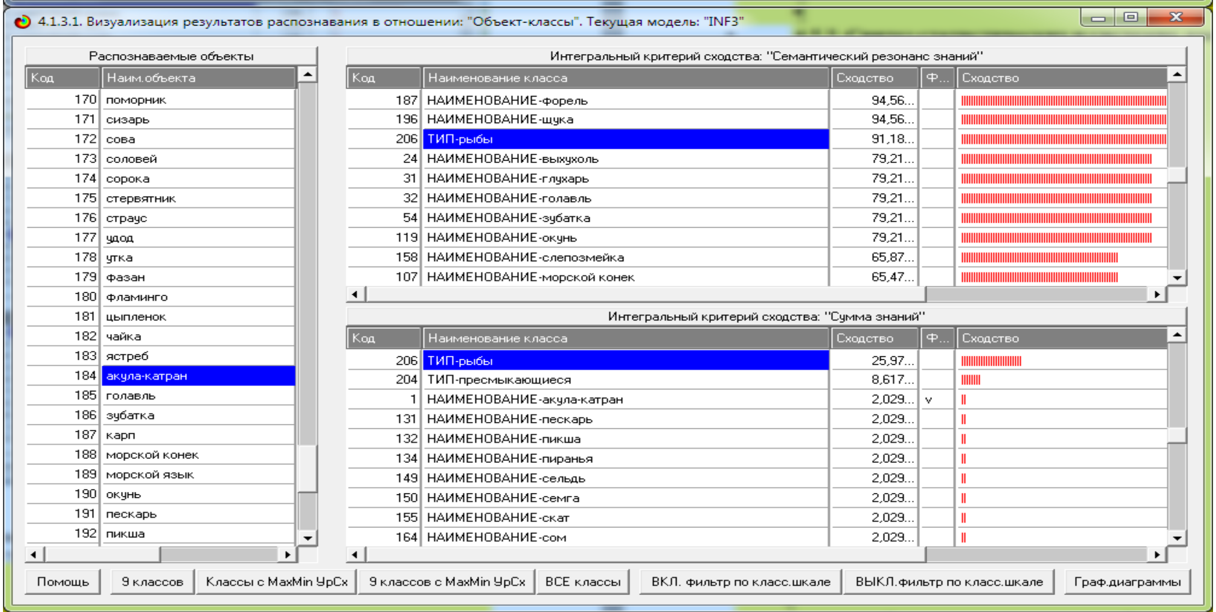
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
22	НАИМЕНОВАНИЕ-воробей	94,83...	v	
48	НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок	94,83...		
77	НАИМЕНОВАНИЕ-крапивник	94,83...		
182	НАИМЕНОВАНИЕ-утка	94,83...		
184	НАИМЕНОВАНИЕ-фазан	94,83...		
205	ТИП-птицы	84,72...		
85	НАИМЕНОВАНИЕ-лебедь	82,15...		
186	НАИМЕНОВАНИЕ-фламинго	82,15...		
19	НАИМЕНОВАНИЕ-водорез	80,69...		
23	НАИМЕНОВАНИЕ-ворона	80,69...		

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
205	ТИП-птицы	47,95...		
203	ТИП-насекомые	3,984...		
204	ТИП-пресмыкающиеся	3,465...		
22	НАИМЕНОВАНИЕ-воробей	2,087...	v	
48	НАИМЕНОВАНИЕ-жаворонок	2,087...		
77	НАИМЕНОВАНИЕ-крапивник	2,087...		
182	НАИМЕНОВАНИЕ-утка	2,087...		
184	НАИМЕНОВАНИЕ-фазан	2,087...		
3	НАИМЕНОВАНИЕ-ара	1,782...		
19	НАИМЕНОВАНИЕ-водорез	1,782...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы



4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Распознаваемые объекты

Код	Наим.объекта
170	поморник
171	сизарь
172	сова
173	соловей
174	сорока
175	стервятник
176	страус
177	удод
178	утка
179	фазан
180	фламинго
181	цыпленок
182	чайка
183	ястреб
184	акула-катран
185	голавль
186	зубатка
187	карп
188	морской конек
189	морской язык
190	окунь
191	пескарь
192	пикша

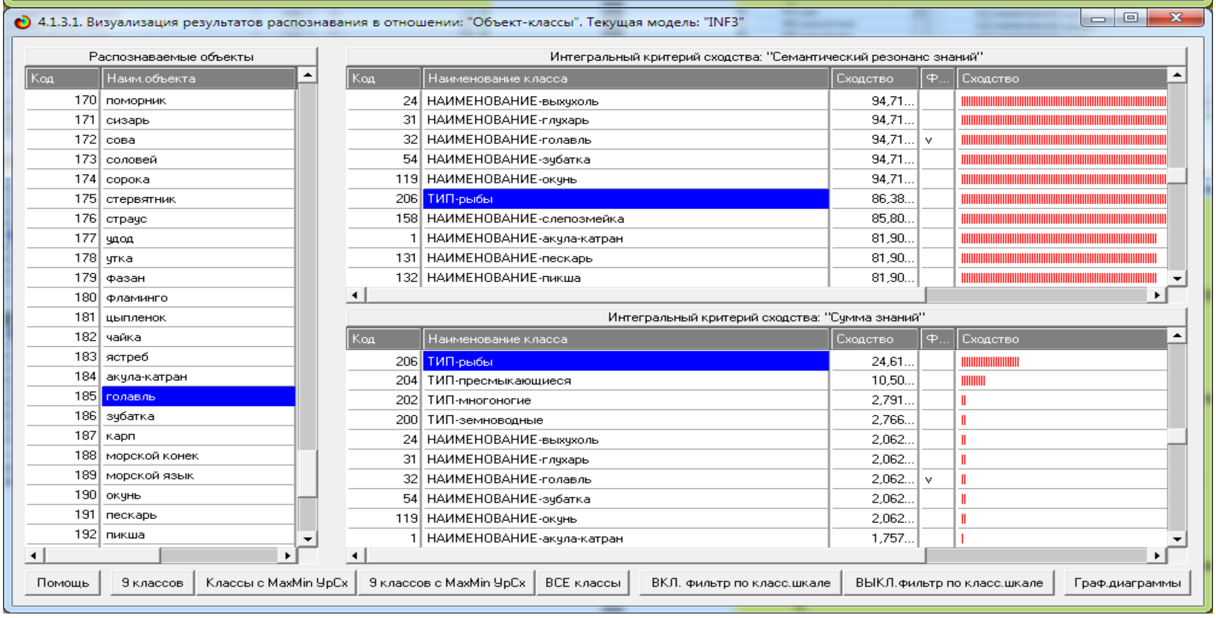
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
187	НАИМЕНОВАНИЕ-форель	94,56...		
196	НАИМЕНОВАНИЕ-щука	94,56...		
206	ТИП-рыбы	91,18...		
24	НАИМЕНОВАНИЕ-выхухоль	79,21...		
31	НАИМЕНОВАНИЕ-глухарь	79,21...		
32	НАИМЕНОВАНИЕ-голавль	79,21...		
54	НАИМЕНОВАНИЕ-зубатка	79,21...		
119	НАИМЕНОВАНИЕ-окунь	79,21...		
158	НАИМЕНОВАНИЕ-слепозмейка	65,87...		
107	НАИМЕНОВАНИЕ-морской конек	65,47...		

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
206	ТИП-рыбы	25,97...		
204	ТИП-пресмыкающиеся	8,617...		
1	НАИМЕНОВАНИЕ-акула-катран	2,029...	v	
131	НАИМЕНОВАНИЕ-пескарь	2,029...		
132	НАИМЕНОВАНИЕ-пикша	2,029...		
134	НАИМЕНОВАНИЕ-пиранья	2,029...		
149	НАИМЕНОВАНИЕ-сельдь	2,029...		
150	НАИМЕНОВАНИЕ-семга	2,029...		
155	НАИМЕНОВАНИЕ-скат	2,029...		
164	НАИМЕНОВАНИЕ-сом	2,029...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы



4.1.3.1. Визуализация результатов распознавания в отношении: "Объект-классы". Текущая модель: "INF3"

Распознаваемые объекты

Код	Наим.объекта
170	поморник
171	сизарь
172	сова
173	соловей
174	сорока
175	стервятник
176	страус
177	удод
178	утка
179	фазан
180	фламинго
181	цыпленок
182	чайка
183	ястреб
184	акула-катран
185	голавль
186	зубатка
187	карп
188	морской конек
189	морской язык
190	окунь
191	пескарь
192	пикша

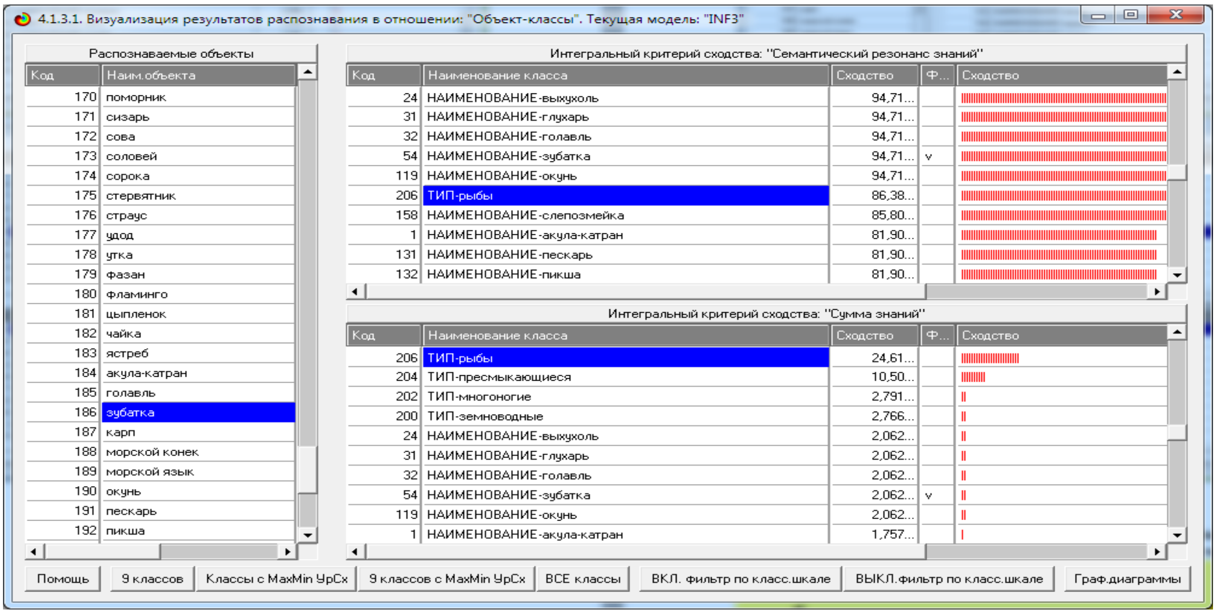
Интегральный критерий сходства: "Семантический резонанс знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
24	НАИМЕНОВАНИЕ-выхухоль	94,71...		
31	НАИМЕНОВАНИЕ-глухарь	94,71...		
32	НАИМЕНОВАНИЕ-голавль	94,71...	v	
54	НАИМЕНОВАНИЕ-зубатка	94,71...		
119	НАИМЕНОВАНИЕ-окунь	94,71...		
206	ТИП-рыбы	86,38...		
158	НАИМЕНОВАНИЕ-слепозмейка	85,80...		
1	НАИМЕНОВАНИЕ-акула-катран	81,90...		
131	НАИМЕНОВАНИЕ-пескарь	81,90...		
132	НАИМЕНОВАНИЕ-пикша	81,90...		

Интегральный критерий сходства: "Сумма знаний"

Код	Наименование класса	Сходство	Ф...	Сходство
206	ТИП-рыбы	24,61...		
204	ТИП-пресмыкающиеся	10,50...		
202	ТИП-многоногие	2,791...		
200	ТИП-земноводные	2,766...		
24	НАИМЕНОВАНИЕ-выхухоль	2,062...		
31	НАИМЕНОВАНИЕ-глухарь	2,062...		
32	НАИМЕНОВАНИЕ-голавль	2,062...	v	
54	НАИМЕНОВАНИЕ-зубатка	2,062...		
119	НАИМЕНОВАНИЕ-окунь	2,062...		
1	НАИМЕНОВАНИЕ-акула-катран	1,757...		

Помощь | 9 классов | Классы с MaxMin УрСх | 9 классов с MaxMin УрСх | ВСЕ классы | ВКЛ. фильтр по класс.шкале | ВЫКЛ.фильтр по класс.шкале | Граф.диаграммы



Drawing33. The results of classification by types of living beings, not labeled by the teacher by types in the training sample

From the screen forms shown in Figures 32, we see that the Eidos system confidently classifies living beings by types in the Inf3 model (especially with the integral criterion: "Sum of knowledge"), created on the basis of a training sample in which these creatures were not marked by the teacher by type.

4.5. Machine learning with reinforcement (reinforcement learning)

There are various approaches to machine learning, differing in the degree of human participation in this process in real time. Allocate learning with a teacher, with partial involvement of a teacher and without a teacher (self-learning) [1]. Accordingly, machine learning is distinguished on fully labeled, partially labeled, and not labeled training data at all. Data markup consists in the fact that in the training sample the system indicates to which generalized categories (classes) this or that object of the training sample belongs.

The data is marked by the teacher (expert) or experience. If this is a teacher, then learning is called learning with a teacher or partial involvement of a teacher, if it is an experience, then learning is called reinforcement learning.

In essence, experience, i.e. practice, can be used instead of a teacher for data markup. At the same time, since the system was not initially pre-trained, at the beginning of its work it will behave almost randomly. But as she gains experience, her work will become more and more effective. When the regularities in the subject area change due to going beyond the general population in space or time (in the second case, this is called a violation of ergodicity), the efficiency of the system will first decrease, and then gradually increase again due to adaptation processes and especially resynthesis of the model.

In this case, all the stages of the ASC-analysis considered above:

– cognitive structuring of the subject area;
– formalization of the subject area;
– synthesis of statistical and system-cognitive models;
– verification of models;
- classification of living beings according to their characteristics;

In the cycles of adaptation, resynthesis of the model will be performed automatically by the system itself.

5. Discussion

There are various approaches to machine learning, differing in the degree of human participation in this process in real time. Allocate training with a teacher, with partial involvement of a teacher and without a teacher (self-study). Accordingly, machine learning is distinguished on fully labeled, partially labeled, and not labeled training data at all. Data markup consists in the fact that in the training sample the system indicates to which generalized categories (classes) this or that object of the training sample belongs. Natural questions arise:

1. What are the pros and cons of the different approaches to machine learning mentioned above.
2. Which of these approaches is better in a particular case.

In this paper, using a simple intuitive numerical example, we consider how the above types of machine learning are implemented in the Eidos intellectual system, which made it possible to give reasonable answers to these questions. The essence of these answers boils down to the fact that in various problems, depending on the limitations operating in them, certain methods may become preferable.

6. Conclusions

The software tools created by the author and described in this paper, the initial data and the created models are placed in the Eidos cloud under the number**380**, and can be installed in the environment of the Eidos intellectual system, studied and actually applied to compare machine learning models with a teacher (supervised learning), without a teacher (self-learning) (unsupervised learning), with partial involvement of a teacher (semi-supervised learning), with reinforcement (reinforcement learning). And this can be done on any computer in the world on which the Eidos system is installed. The Eidos system is in full open free access on the author's website at: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm.

Желающие могут ознакомиться с данной работой в полном варианте на русском языке [14].

Literature

1. BelikovaChristina. Training a neural network with a teacher, without a teacher, with reinforcement - what's the difference? Which algorithm is better?

//https://neurohive.io/en/osnovy-data-science/obuchenie-s-uchitelem-bez-uchitelja-s-podkrepleniem/

2. Lutsenko E.V. Problems and prospects of the theory and methodology of scientific knowledge and automated system-cognitive analysis as an automated method of scientific knowledge that provides meaningful phenomenological modeling / E.V. Lutsenko // Polythematic network electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University (Scientific journal of KubGAU) [Electronic resource]. - Krasnodar: KubGAU, 2017. - No. 03 (127). P. 1 - 60. - IDA [article ID]: 1271703001. - Access mode:http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf, 3.75 a.p.l.

3. Volik B. G. Dual control //http://knowledge.su/d/dualnoe-upravlenie

4. Lutsenko E.V. Methodology for using the UCI repository to assess the quality of mathematical models of artificial intelligence systems / E.V. Lutsenko // Polythematic network electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University (Scientific journal of KubGAU) [Electronic resource]. - Krasnodar: KubGAU, 2003. - No. 02 (002). pp. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Access mode:http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf, 1.625 c.u.l.

5. Lutsenko E.V. ASC-analysis, modeling and identification of living beings based on their phenotypic traits / E.V. Lutsenko, Yu.N. Penkina // Polythematic network electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University (Scientific journal of KubGAU) [Electronic resource]. - Krasnodar: KubGAU, 2014. - No. 06 (100). pp. 1358 – 1407. – IDA [article ID]: 1001406090. – Access mode:http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf, 3.125 c.u.l.

6. UCI Repository [Electronic resource]. Article "Zoo Data Set". Access mode:http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Zoo, free. - Zagl. from the screen. Yaz. eng.

7. Website of Prof. E.V. Lutsenko:http://lc.kubagro.ru/.

8. Page of Prof. E.V. Lutsenko in Researchgate:https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko.

9. Prof. E.V. Lutsenko's page in RANH: Scientific school Automated system-cognitive analysis:https://famous-scientists.ru/school/1608.

10. Lutsenko E.V. Automated system-cognitive analysis of the dependence of agro-physical indicators of the soil on its processing, fertilizers and wheat vegetation phase / E.V. Lutsenko // Polythematic network electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University (Scientific journal of KubGAU) [Electronic resource]. - Krasnodar: KubGAU, 2022. - No. 07 (181). pp. 172 - 224. - IDA [article ID]: 1812207017. - Access mode:http://ej.kubagro.ru/2022/07/pdf/17.pdf, 3.312 c.u.l.

11. Lutsenko EV, Subsystem of agglomerative cognitive clustering of classes of the "Eidos" system ("Eidos-cluster"). Pat. No. 2012610135 RF. App. No. 2011617962 RF 10/26/2011. Published From 01/10/2012. - Access mode:http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg, 3.125 c.u.l.

12. Lutsenko E.V. Cognitive clustering method or knowledge-based clustering (clustering in system-cognitive analysis and intellectual system "Eidos") / E.V. Lutsenko, V.E. Korzhakov // Polythematic network electronic scientific journal of the Kuban State Agrarian University (Scientific journal of KubSAU) [Electronic resource]. - Krasnodar: KubGAU, 2011. - No. 07 (071). pp. 528 – 576. – Informregister code: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Access mode:http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf, 3.062 c.p.l.

13. Lutsenko, E. V. Automated system-cognitive analysis in the management of active objects: (system information theory and its application in the study of economic, socio-psychological, technological and organizational-technical systems) / E. V. Lutsenko. – Krasnodar: Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilina, 2002. - 605 p. – ISBN 5-94672-020-1.http://lc.kubagro.ru/FTP/ASKA_DOC.exe– EDN OCZFHC.

14. Lutsenko, E. V. Machine learning with a teacher, with partial involvement of a teacher, without a teacher (self-study) and with reinforcement in the Eidos system // April 2023, DOI: 10.13140/RG.2.2.33923.78885, License CC BY 4.0, https://www.researchgate.net/publication/369975433