

УДК 004.8

UDC 004.8

05.00.00. Технические науки

Technical sciences

АСК-АНАЛИЗ КЛАССОВ ВИНА ПО ЕГО СВОЙСТВАМ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ РЕПОЗИТОРИЯ UCI

ASC-ANALYSIS OF WINE CLASSES DUE TO THEIR PROPERTIES BASED ON DATA FROM THE UCI REPOSITORY

Луценко Евгений Вениаминович

д.э.н., к.т.н., профессор

Scopus Author ID: 57191193316

РИНЦ SPIN-код: 9523-7101

prof.lutsenko@gmail.com

Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Lutsenko Eugeny Veniaminovich

Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor

Scopus Author ID: 57191193316

RSCI SPIN-code: 9523-7101

prof.lutsenko@gmail.com

Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia

Бруяко Анжелика Андреевна

студентка группы: ПИ1301

anzhela.love@mail.ru

Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Brujako Anzhelika Andreevna

Student

anzhela.love@mail.ru

Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи идентификации классов уровней оплаты сотрудников фирмы по их характеристикам. Для достижения поставленной цели необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая поможет преобразовать эти данные в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Удачным выбором является база данных тестовых задач для систем искусственного интеллекта репозитория UCI. В данной работе использована база данных «Wine Data Set» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория UCI. При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,916, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена и его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко (L-мера)

Creation of artificial intelligence systems is one of important and perspective directions of development of modern information technology. As there are many alternatives to artificial intelligence systems, there is a need to evaluate mathematical models of these systems. In this work, we present a solution of the problem of identifying classes of salary levels of employees depending on their characteristics. To achieve this goal it requires free access to test the source data and methodology, which will help to convert the data into the form needed for work in artificial intelligence systems. A good choice is a database of test problems for systems of artificial intelligence of UCI repository. In this work we used the database called "Wine Data Set" from the Bank's original task of artificial intelligence from repository UCI. The most reliable in this application was the model of the INF4 based on semantic, according to A. Kharkevich, integral criteria of "Amount of knowledge". The accuracy of the model is 0,916, which is much higher than the reliability of expert evaluations, which is equal to about 70%. To assess the reliability of the models in the ASC-analysis and the system of "Eidos" we used the F-criterion of van Ritbergen and fuzzy multiCLASS generalization proposed by Professor E. V. Lutsenko (L-measure)

Ключевые слова: ИССЛЕДОВАНИЕ ЗАВИСИМОСТИ ОПЛАТЫ СОТРУДНИКОВ АПК ОТ ИХ ХАРАКТЕРИСТИК
Doi: 10.21515/1990-4665-124-004

Keywords: INVESTIGATION OF THE DEPENDENCE OF PAYMENT OF AIC EMPLOYEES FROM THEIR CHARACTERISTICS

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ.....	3
1.1. ОПИСАНИЕ РЕШЕНИЯ.....	3
1.2. ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ ИЗ HTML-ФОРМАТА В ФАЙЛ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ MS EXCEL.....	3
1.3. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ.....	1
1.4. ВИДЫ МОДЕЛЕЙ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС»	2
1.5. РЕЗУЛЬТАТЫ ВЕРИФИКАЦИИ МОДЕЛЕЙ	4
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ.....	10
2.1. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ	10
2.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ С П МОЩЬЮ SWOT И PEST МАТРИЦ И ДИАГРАММ.....	13
2.3. НАГЛЯДНОЕ ОТОБРАЖЕНИЕ ЭМПИРИЧЕСКИХ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ С ПОМОЩЬЮ КОГНИТИВНЫХ ФУНКЦИЙ.....	15
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	21
ЛИТЕРАТУРА.....	22

ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи идентификации классов вина.

Для достижения поставленной цели необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая поможет преобразовать эти данные в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Удачным выбором является база данных тестовых задач для систем искусственного интеллекта репозитория UCI.

В данной работе использована база данных «Wine Data Set» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория UCI.

Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Word и Excel, блокнот, а также систему искусственного интеллекта "Эйдос- X++".

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

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

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

1.2. Преобразование исходных данных из HTML-формата в файл исходных данных MS Excel

Из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория UCI получаем исходную информацию по базе данных «**Wine Data Set** <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/wine>», которую оставим без изменений.

Общее описание задачи:

Файл «wine.names»:

1. Title of Database: Wine recognition data
Updated Sept 21, 1998 by C.Blake : Added attribute information
2. Sources:
 - (a) Forina, M. et al, PARVUS - An Extendible Package for Data Exploration, Classification and Correlation. Institute of Pharmaceutical and Food Analysis and Technologies, Via Brigata Salerno,

16147 Genoa, Italy.

(b) Stefan Aeberhard, email: stefan@coral.cs.jcu.edu.au

(c) July 1991

3. Past Usage:

(1)

S. Aeberhard, D. Coomans and O. de Vel,
Comparison of Classifiers in High Dimensional Settings,
Tech. Rep. no. 92-02, (1992), Dept. of Computer Science and Dept. of
Mathematics and Statistics, James Cook University of North Queensland.
(Also submitted to Technometrics).

The data was used with many others for comparing various
classifiers. The classes are separable, though only RDA
has achieved 100% correct classification.
(RDA : 100%, QDA 99.4%, LDA 98.9%, 1NN 96.1% (z-transformed data))
(All results using the leave-one-out technique)

In a classification context, this is a well posed problem
with "well behaved" class structures. A good data set
for first testing of a new classifier, but not very
challenging.

(2)

S. Aeberhard, D. Coomans and O. de Vel,
"THE CLASSIFICATION PERFORMANCE OF RDA"
Tech. Rep. no. 92-01, (1992), Dept. of Computer Science and Dept. of
Mathematics and Statistics, James Cook University of North Queensland.
(Also submitted to Journal of Chemometrics).

Here, the data was used to illustrate the superior performance of
the use of a new appreciation function with RDA.

4. Relevant Information:

-- These data are the results of a chemical analysis of
wines grown in the same region in Italy but derived from three
different cultivars.
The analysis determined the quantities of 13 constituents
found in each of the three types of wines.

-- I think that the initial data set had around 30 variables, but
for some reason I only have the 13 dimensional version.
I had a list of what the 30 or so variables were, but a.)
I lost it, and b.), I would not know which 13 variables
are included in the set.

-- The attributes are (donated by Riccardo Leardi,
riclea@anchem.unige.it)

- 1) Alcohol
- 2) Malic acid
- 3) Ash
- 4) Alcalinity of ash
- 5) Magnesium
- 6) Total phenols
- 7) Flavanoids
- 8) Nonflavanoid phenols
- 9) Proanthocyanins
- 10) Color intensity
- 11) Hue

12)OD280/OD315 of diluted wines
 13)Proline

5. Number of Instances

class 1 59
 class 2 71
 class 3 48

6. Number of Attributes

13

7. For Each Attribute:

All attributes are continuous

No statistics available, but suggest to standardise variables for certain uses (e.g. for us with classifiers which are NOT scale invariant)

NOTE: 1st attribute is class identifier (1-3)

8. Missing Attribute Values:

None

9. Class Distribution: number of instances per class

class 1 59
 class 2 71
 class 3 48

Обучающая выборка:

Таблица 1 – wine.data

№	Class	Alcohol	Malic acid	Ash	Alcalinity of ash	Magne-sium	Total phenols	Flavanoids	Nonfla-vanoid phenols	Proanth_ ocyanins	Color intensity	Hue	OD280 /OD315 of diluted wines	Proline
1	Class 1	14	2	2	16	127	3	3	0	2	6	1	4	1065
2	Class 1	13	2	2	11	100	3	3	0	1	4	1	3	1050
3	Class 1	13	2	3	19	101	3	3	0	3	6	1	3	1185
4	Class 1	14	2	3	17	113	4	3	0	2	8	1	3	1480
5	Class 1	13	3	3	21	118	3	3	0	2	4	1	3	735
6	Class 1	14	2	2	15	112	3	3	0	2	7	1	3	1450
7	Class 1	14	2	2	15	96	3	3	0	2	5	1	4	1290
8	Class 1	14	2	3	18	121	3	3	0	1	5	1	4	1295
9	Class 1	15	2	2	14	97	3	3	0	2	5	1	3	1045
10	Class 1	14	1	2	16	98	3	3	0	2	7	1	4	1045
11	Class 1	14	2	2	18	105	3	3	0	2	6	1	3	1510
12	Class 1	14	1	2	17	95	2	2	0	2	5	1	3	1280
13	Class 1	14	2	2	16	89	3	3	0	2	6	1	3	1320
14	Class 1	15	2	2	11	91	3	4	0	3	5	1	3	1150
15	Class 1	14	2	2	12	102	3	4	0	3	8	1	3	1547
16	Class 1	14	2	3	17	112	3	3	0	1	7	1	3	1310
17	Class 1	14	2	3	20	120	3	3	0	2	6	1	3	1280
18	Class 1	14	2	3	20	115	3	3	0	2	7	1	3	1130
19	Class 1	14	2	2	17	108	3	4	0	2	9	1	3	1680
20	Class 1	14	3	3	15	116	3	3	0	2	5	1	3	845
21	Class 1	14	2	2	16	126	3	3	0	2	6	1	4	780

22	Class 1	13	4	3	19	102	2	2	0	2	5	1	4	770
23	Class 1	14	2	2	17	101	3	3	0	2	4	1	4	1035
24	Class 1	13	2	3	18	95	2	2	0	1	4	1	4	1015
25	Class 1	14	2	3	20	96	3	3	0	2	4	1	4	845
26	Class 1	13	2	3	25	124	3	3	0	2	4	1	3	830
27	Class 1	13	2	3	16	93	3	3	0	1	5	1	3	1195
28	Class 1	13	2	2	17	94	2	2	0	1	4	1	3	1285
29	Class 1	14	2	3	19	107	3	3	0	2	5	1	3	915
30	Class 1	14	2	2	16	96	3	2	0	2	5	1	4	1035
31	Class 1	14	2	3	23	101	3	3	0	2	6	1	3	1285
32	Class 1	14	2	2	19	106	3	3	0	2	7	1	3	1515
33	Class 1	14	2	2	17	104	2	3	0	2	4	1	3	990
34	Class 1	14	2	3	20	132	3	3	1	1	5	1	3	1235
35	Class 1	14	2	3	19	110	2	3	0	2	4	1	3	1095
36	Class 1	13	2	2	21	100	3	3	0	2	5	1	3	920
37	Class 1	13	2	3	16	110	3	3	0	1	5	1	3	880
38	Class 1	13	2	3	18	98	2	2	0	1	4	1	3	1105
39	Class 1	13	2	2	16	98	2	3	0	1	4	1	3	1020
40	Class 1	14	4	3	13	128	3	3	0	2	5	1	4	760
41	Class 1	14	2	2	16	117	3	3	0	2	6	1	3	795
42	Class 1	13	4	2	19	90	2	3	0	1	4	1	3	1035
43	Class 1	14	2	3	15	101	3	4	0	2	5	1	4	1095
44	Class 1	13	4	2	18	103	3	3	0	2	4	1	3	680
45	Class 1	13	2	2	17	107	3	3	0	2	5	1	3	885
46	Class 1	14	4	2	19	111	3	3	0	1	5	1	3	1080
47	Class 1	14	4	2	16	102	3	3	0	2	5	1	3	1065
48	Class 1	14	2	2	16	101	3	3	0	2	6	1	3	985
49	Class 1	14	2	2	19	103	3	3	0	2	6	1	3	1060
50	Class 1	14	2	2	17	108	3	4	0	2	9	1	3	1260
51	Class 1	13	2	2	12	92	3	3	0	3	7	1	3	1150
52	Class 1	14	2	3	17	94	2	3	0	2	6	1	3	1265
53	Class 1	14	2	2	14	111	4	4	0	2	7	1	3	1190
54	Class 1	14	2	3	17	115	3	3	0	2	6	1	3	1375
55	Class 1	14	2	2	16	118	3	3	0	2	6	1	3	1060
56	Class 1	14	2	2	21	116	3	3	0	2	6	1	3	1120
57	Class 1	14	2	2	16	118	3	3	0	2	6	1	3	970
58	Class 1	13	2	3	17	102	3	3	0	2	6	1	3	1270
59	Class 1	14	1	3	17	108	3	4	0	2	7	1	3	1285
60	Class 2	12	1	1	11	88	2	1	0	0	2	1	2	520
61	Class 2	12	1	2	16	101	2	1	1	0	3	1	2	680
62	Class 2	13	1	2	17	100	2	1	1	1	6	1	2	450
63	Class 2	14	1	2	18	94	2	2	0	1	4	1	2	630
64	Class 2	12	1	2	19	87	4	3	0	2	4	1	3	420
65	Class 2	12	1	3	19	104	2	2	0	1	3	1	2	355
66	Class 2	12	1	3	18	98	2	3	0	2	5	1	2	678
67	Class 2	13	1	2	15	78	3	3	0	2	5	1	3	502
68	Class 2	12	1	2	20	78	2	2	0	1	5	1	3	510
69	Class 2	13	1	2	17	110	3	1	1	0	3	1	2	750
70	Class 2	12	1	2	17	151	2	1	0	3	3	1	3	718
71	Class 2	12	2	2	20	103	1	1	0	1	3	1	2	870
72	Class 2	14	2	3	25	86	3	3	0	2	3	1	3	410
73	Class 2	13	2	2	24	87	2	2	0	1	4	1	3	472
74	Class 2	13	2	3	30	139	3	3	0	2	3	1	4	985
75	Class 2	12	1	2	21	101	3	2	0	2	3	1	3	886
76	Class 2	12	2	2	16	97	2	2	0	1	4	1	2	428
77	Class 2	13	1	2	16	86	2	2	0	1	5	1	2	392
78	Class 2	12	3	2	18	112	2	1	0	1	3	1	3	500
79	Class 2	12	1	2	15	136	2	2	0	3	3	1	2	750
80	Class 2	13	4	2	23	101	3	3	0	2	3	1	3	463
81	Class 2	12	1	2	19	86	2	2	0	1	3	1	3	278
82	Class 2	13	2	2	19	86	2	3	0	2	4	1	3	714
83	Class 2	12	1	3	24	78	2	2	0	1	2	1	3	630
84	Class 2	13	4	2	23	85	2	2	1	2	5	1	2	515
85	Class 2	12	1	3	18	94	2	2	0	2	3	1	3	520
86	Class 2	13	1	2	18	99	2	2	0	1	3	1	3	450
87	Class 2	12	2	2	23	90	2	2	0	2	2	1	2	495
88	Class 2	12	2	3	26	88	2	2	0	1	3	1	3	562
89	Class 2	12	2	2	22	84	2	2	0	1	3	1	3	680

90	Class 2	12	1	2	24	70	2	2	0	1	2	1	3	625
91	Class 2	12	2	2	19	81	2	2	1	2	2	1	2	480
92	Class 2	12	2	2	22	86	1	1	1	2	4	1	3	450
93	Class 2	13	2	2	21	80	1	1	1	2	3	1	2	495
94	Class 2	12	3	2	18	88	2	2	0	2	2	1	3	290
95	Class 2	12	2	2	18	98	3	2	0	1	3	1	3	345
96	Class 2	12	2	2	19	162	3	2	0	3	3	1	3	937
97	Class 2	12	2	3	22	134	2	1	0	2	3	1	2	625
98	Class 2	12	1	2	16	85	3	3	0	2	3	1	3	428
99	Class 2	12	1	2	19	88	4	4	0	2	5	1	3	660
100	Class 2	12	3	2	18	88	3	3	0	3	2	1	3	406
101	Class 2	12	2	2	18	97	2	2	0	1	3	1	3	710
102	Class 2	13	1	2	19	88	1	1	0	1	2	1	3	562
103	Class 2	12	2	2	21	98	3	2	0	1	3	1	3	438
104	Class 2	12	2	2	20	86	3	2	0	1	2	1	2	415
105	Class 2	13	2	2	21	85	2	2	0	1	3	1	4	672
106	Class 2	12	3	2	22	90	2	2	1	1	3	1	3	315
107	Class 2	12	2	2	19	80	2	2	0	2	3	1	3	510
108	Class 2	13	2	2	23	84	1	2	0	2	3	1	2	488
109	Class 2	12	1	2	19	92	2	2	0	2	3	1	3	312
110	Class 2	12	1	3	20	94	3	3	0	2	3	1	3	680
111	Class 2	11	4	2	20	107	3	3	0	4	3	1	3	562
112	Class 2	13	2	2	21	88	3	2	0	1	2	1	3	325
113	Class 2	12	3	3	20	103	2	2	1	1	4	1	3	607
114	Class 2	11	1	3	21	88	2	2	0	1	3	1	2	434
115	Class 2	12	1	3	23	84	3	2	0	1	3	1	3	385
116	Class 2	11	2	2	22	85	2	2	1	2	2	2	3	407
117	Class 2	12	1	2	21	86	2	2	0	2	2	1	3	495
118	Class 2	12	2	2	23	108	2	2	0	2	2	1	3	345
119	Class 2	13	3	2	16	80	2	1	0	1	3	1	2	372
120	Class 2	12	3	2	19	87	2	2	0	2	1	1	3	564
121	Class 2	11	2	2	20	96	3	3	0	2	3	1	3	625
122	Class 2	12	2	3	29	119	3	5	0	2	6	1	4	465
123	Class 2	12	4	3	27	102	2	2	0	2	2	1	3	365
124	Class 2	13	6	2	22	86	3	3	0	2	3	1	3	380
125	Class 2	12	4	2	21	82	3	3	0	3	3	1	4	380
126	Class 2	12	2	2	21	85	3	3	0	1	3	1	3	378
127	Class 2	12	2	2	22	86	3	3	0	2	4	1	3	352
128	Class 2	12	2	3	29	92	2	2	1	2	3	1	2	466
129	Class 2	12	2	2	25	88	2	2	0	2	2	1	3	342
130	Class 2	12	4	2	22	80	2	2	0	1	3	1	3	580
131	Class 3	13	1	2	18	122	2	1	0	1	4	1	1	630
132	Class 3	13	3	2	20	104	1	1	0	1	5	1	1	530
133	Class 3	13	2	2	24	98	1	1	0	1	6	1	1	560
134	Class 3	13	4	2	22	106	2	1	0	1	5	1	1	600
135	Class 3	13	1	2	18	85	2	1	1	1	5	1	2	650
136	Class 3	13	2	2	19	94	2	1	1	1	7	1	2	695
137	Class 3	12	5	3	21	89	1	0	1	1	4	1	1	720
138	Class 3	13	6	3	25	96	2	1	1	1	5	1	2	515
139	Class 3	13	4	2	20	88	2	0	1	1	6	1	2	580
140	Class 3	13	3	3	24	101	2	1	1	1	5	1	2	590
141	Class 3	13	3	3	21	96	2	1	1	1	5	1	2	600
142	Class 3	13	3	2	20	89	1	1	0	1	6	1	2	780
143	Class 3	14	3	3	24	97	2	1	1	1	4	1	2	520
144	Class 3	14	5	2	20	92	2	1	0	1	4	1	2	550
145	Class 3	12	4	2	19	112	1	1	0	1	8	1	2	855
146	Class 3	13	4	2	21	102	2	1	0	1	4	1	2	830
147	Class 3	14	5	2	20	80	1	0	0	1	5	1	1	415
148	Class 3	13	5	2	22	86	2	1	0	1	8	1	2	625
149	Class 3	13	3	2	22	92	2	1	0	1	8	1	2	650
150	Class 3	13	4	2	22	113	1	1	0	1	9	1	1	550
151	Class 3	14	3	3	24	123	1	2	0	1	9	1	1	500
152	Class 3	13	3	2	22	112	1	1	0	1	11	0	1	480
153	Class 3	13	2	3	26	116	2	1	0	2	7	1	1	425
154	Class 3	13	3	2	19	98	2	1	1	2	11	1	2	675
155	Class 3	13	1	2	20	103	1	1	1	1	8	1	2	640
156	Class 3	13	5	2	22	93	2	1	1	2	8	1	1	725
157	Class 3	14	4	2	20	89	2	1	0	2	9	1	2	480

158	Class 3	12	3	3	27	97	2	1	1	1	8	1	2	880
159	Class 3	14	2	3	25	98	3	1	1	3	13	1	2	660
160	Class 3	13	2	3	23	89	3	1	1	2	12	1	2	620
161	Class 3	12	4	2	21	88	2	1	1	1	8	1	2	520
162	Class 3	14	3	3	20	107	2	1	1	1	6	1	2	680
163	Class 3	13	3	3	22	106	2	1	1	1	6	1	2	570
164	Class 3	13	3	2	19	106	1	1	0	1	5	1	2	675
165	Class 3	14	3	2	22	90	1	1	0	1	10	1	2	615
166	Class 3	14	4	2	23	88	1	0	1	1	7	1	2	520
167	Class 3	13	4	3	23	111	2	1	0	1	11	1	2	695
168	Class 3	13	3	2	20	88	1	1	0	1	10	1	2	685
169	Class 3	14	3	3	25	105	2	1	0	2	9	1	2	750
170	Class 3	13	5	3	25	112	2	1	0	1	9	1	2	630
171	Class 3	12	3	2	19	96	1	0	0	1	6	1	2	510
172	Class 3	13	2	2	20	86	1	1	0	1	10	1	2	470
173	Class 3	14	3	2	20	91	2	1	0	1	10	1	2	660
174	Class 3	14	6	2	21	95	2	1	1	1	8	1	2	740
175	Class 3	13	4	2	23	102	2	1	0	1	7	1	2	750
176	Class 3	13	4	2	20	120	2	1	0	1	10	1	2	835
177	Class 3	13	3	2	20	120	2	1	1	1	9	1	2	840
178	Class 3	14	4	3	25	96	2	1	1	1	9	1	2	560

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

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

Автоматизированная формализация предметной области путем импорта исходных данных из внешних баз данных в систему "Эйдос".

Для загрузки базы исходных данных в систему «Эйдос» необходимо воспользоваться универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз данных табличного вида, т.е. режимом 2.3.2.2 (рисунок 1):

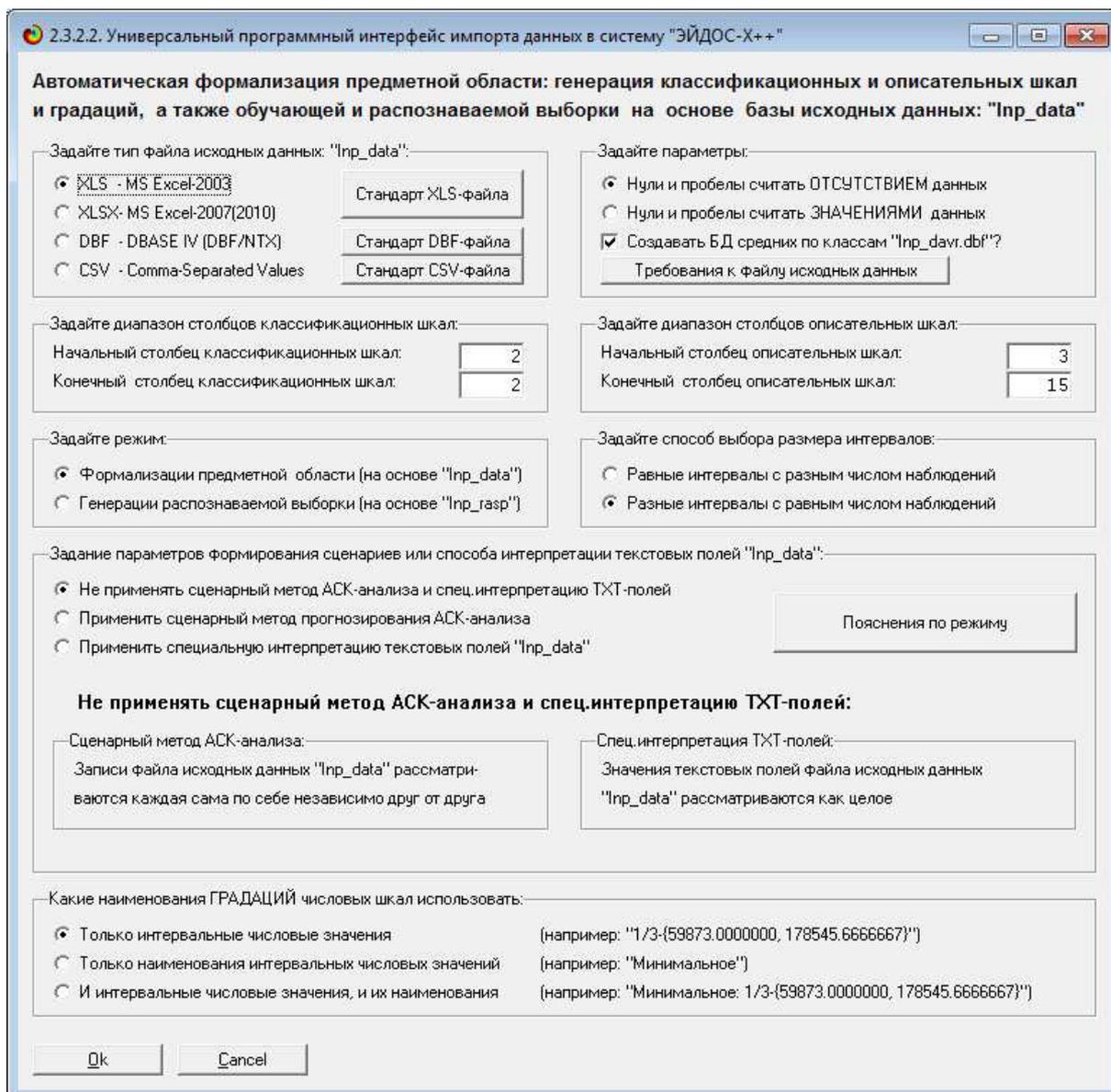


Рисунок 1. Экранная форма Универсального программного интерфейса импорта данных в систему "Эйдос" (режим 2.3.2.2.)

В экранной форме, приведенной на рисунке 1, задать настройки, показанные на рисунке:

- "Задайте тип файла исходных данных Inp_data": "XLS – MS Excel-2003";
- "Задайте диапазон столбцов классификационных шкал": "Начальный столбец классификационных шкал" – 2, "Конечный столбец классификационных шкал" – 2 (последний столбец в таблице);

– "Задайте диапазон столбцов описательных шкал": "Начальный столбец описательных шкал" – 3, "Конечный столбец описательных шкал" – 12;

– "Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей": "Не применять сценарный метод АСК-анализа и спец.интерпретацию ТХТ-полей".

После нажать кнопку "ОК". Далее открывается окно, где размещена информация о размерности модели (рисунок 2). В этом окне необходимо нажать кнопку "Выйти на создание модели".

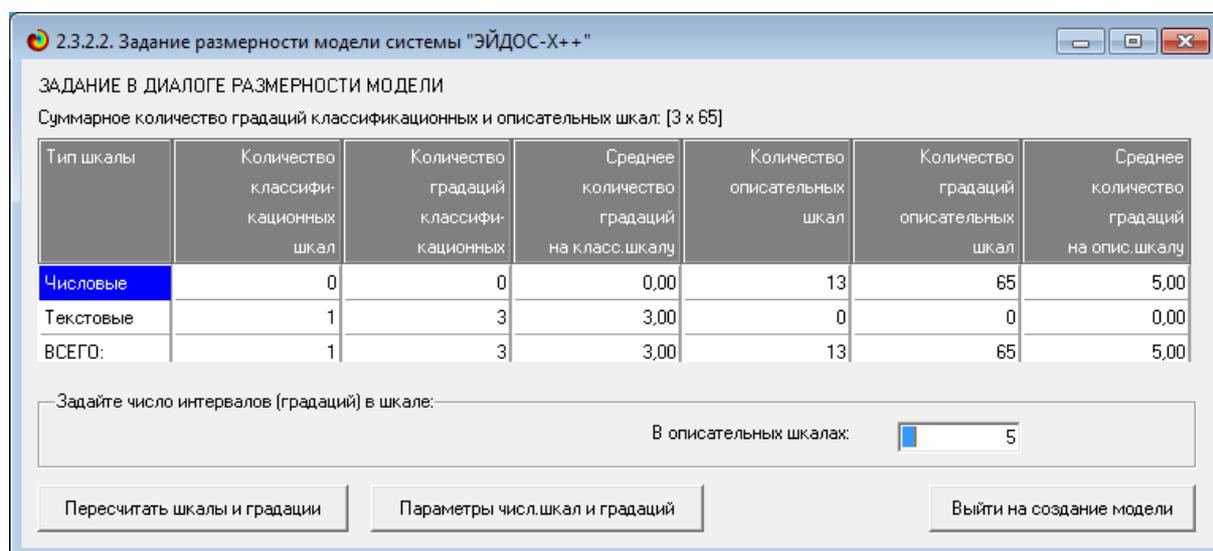


Рисунок 2. Задание размерности модели системы "Эйдос"

Далее открывается окно, отображающее стадию процесса импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос" (рисунок 3), а также прогноз времени завершения этого процесса. В том окне необходимо дождаться завершения формализации предметной области и нажать кнопку "ОК".

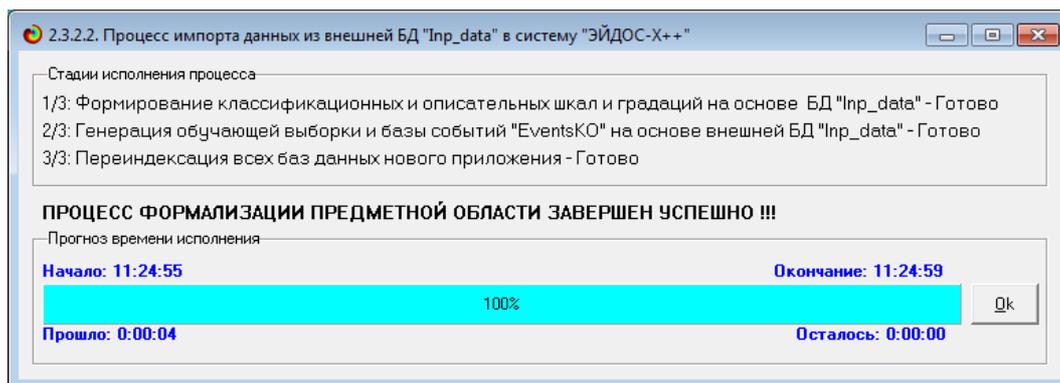


Рисунок 3. Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему "Эйдос"

В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Этим самым полностью автоматизировано выполняется 2-й этап АСК- анализа «Формализация предметной области». Для просмотра классификационных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.1 (рисунок 4).

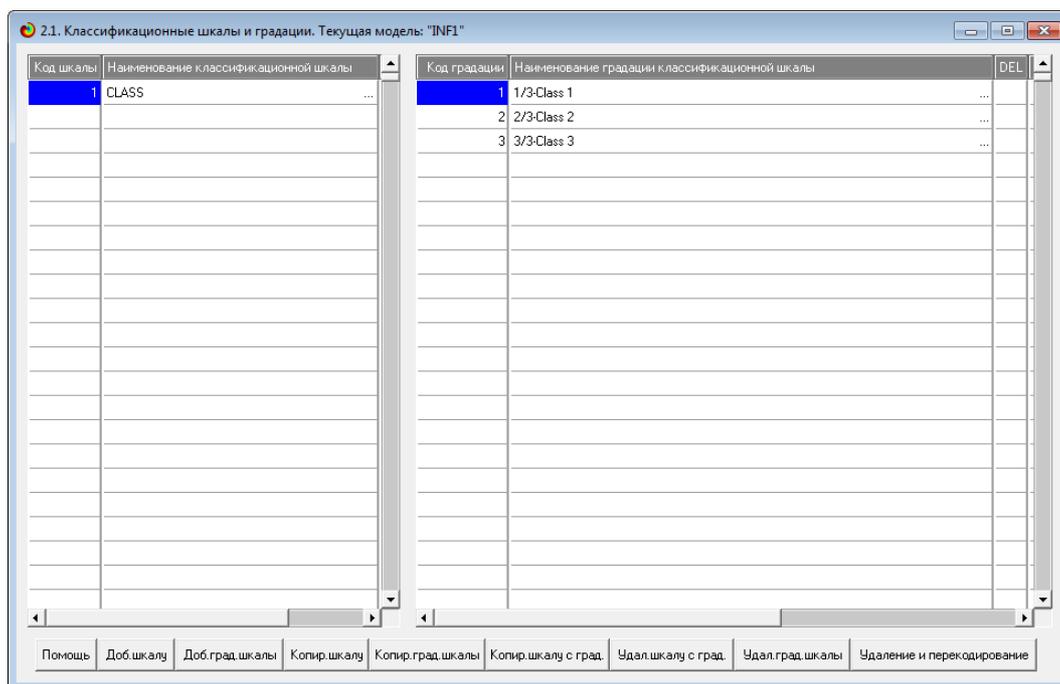


Рисунок 4. Классификационные шкалы и градации (фрагмент)

Для просмотра описательных шкал и градаций необходимо запустить режим 2.2 (рисунок 5), а обучающей выборки – режим 2.3.1. (рисунок 6):

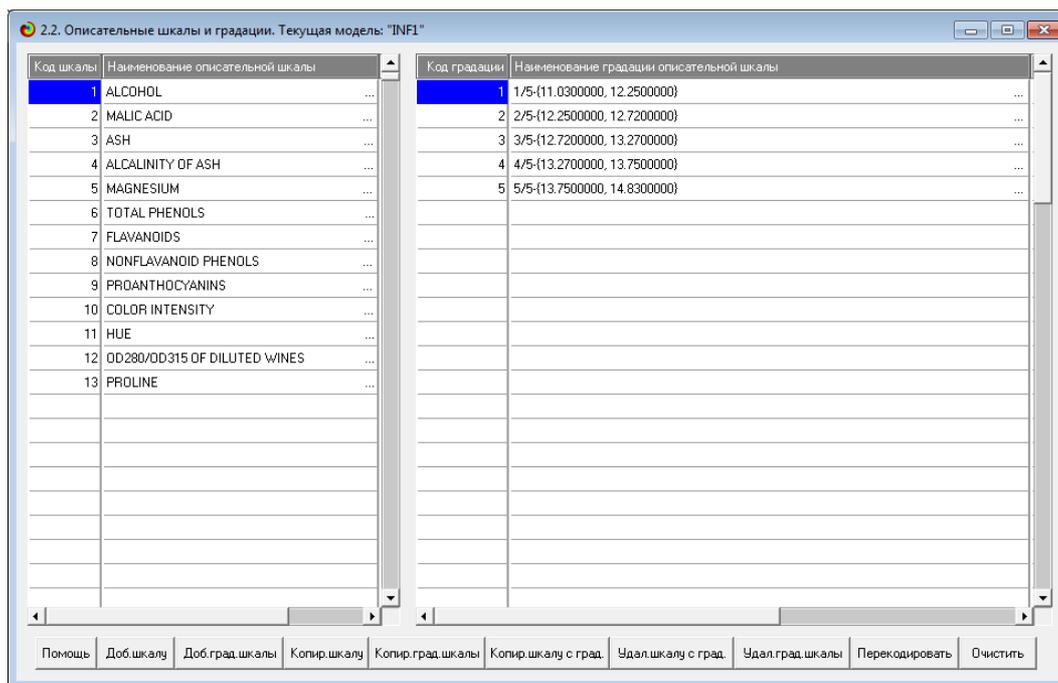


Рисунок 5. Описательные шкалы и градации (фрагмент)

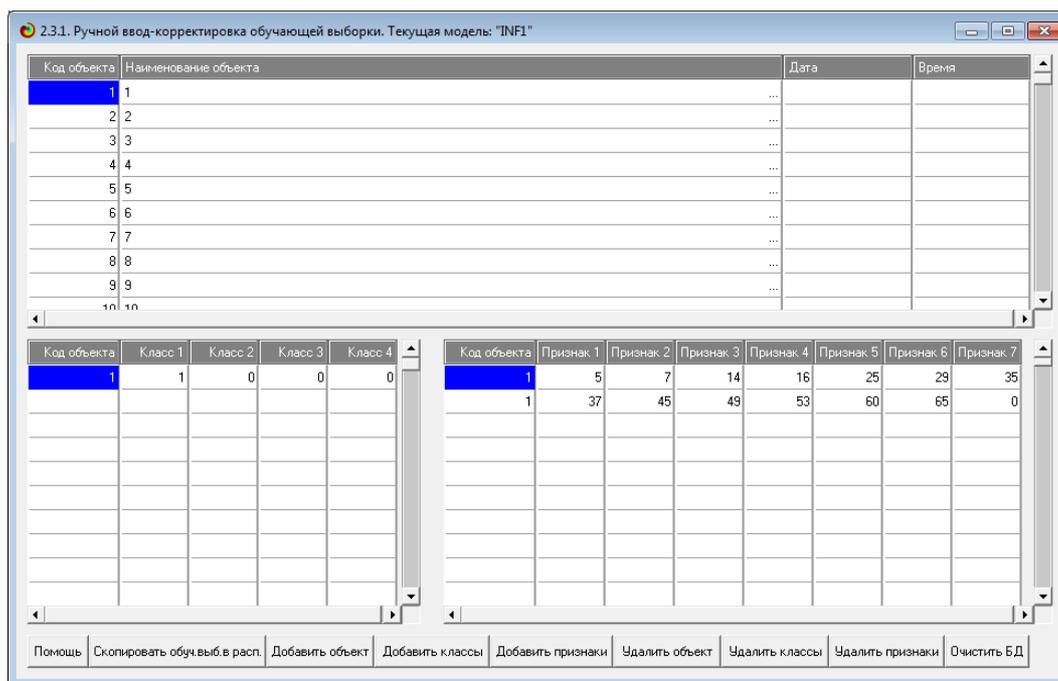


Рисунок 6. Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы [10]).

Ниже приведены классификационные и описательные шкалы и градации создаваемых моделей.

ПАРАМЕТРЫ ШКАЛ И ГРАДАЦИЙ С АДАПТИВНЫМИ ГРАНИЦАМИ И ПРИМЕРНО РАВНЫМ КОЛИЧЕСТВОМ НАБЛЮДЕНИЙ ПО ГРАДАЦИЯМ с коррекцией ошибки округления числа наблюдений по интервалу градации при переходе к следующей градации

КЛАССИФИКАЦИОННАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "CLASS", тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/3

- 1 Наим. градации: 1/3-Class 1
- 2 Наим. градации: 2/3-Class 2
- 3 Наим. градации: 3/3-Class 3

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [1], наим.: "ALCOHOL", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

- 1 Наим. градации: 1/5-{11.0300000, 12.2500000}, размер интервала= 1.2200000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 2 Наим. градации: 2/5-{12.2500000, 12.7200000}, размер интервала= 0.4700000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 3 Наим. градации: 3/5-{12.7200000, 13.2700000}, размер интервала= 0.5500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 4 Наим. градации: 4/5-{13.2700000, 13.7500000}, размер интервала= 0.4800000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 5 Наим. градации: 5/5-{13.7500000, 14.8300000}, размер интервала= 1.0800000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [2], наим.: "MALIC ACID", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

- 6 Наим. градации: 1/5-{0.7400000, 1.5000000}, размер интервала=0.7600000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 7 Наим. градации: 2/5-{1.5000000, 1.7300000}, размер интервала=0.2300000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 8 Наим. градации: 3/5-{1.7300000, 2.1200000}, размер интервала=0.3900000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 9 Наим. градации: 4/5-{2.1200000, 3.3700000}, размер интервала=1.2500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 10 Наим. градации: 5/5-{3.3700000, 5.8000000}, размер интервала=2.4300000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [3], наим.: "ASH", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

- 11 Наим. градации: 1/5-{1.3600000, 2.1700000}, размер интервала=0.8100000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 12 Наим. градации: 2/5-{2.1700000, 2.3000000}, размер интервала=0.1300000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 13 Наим. градации: 3/5-{2.3000000, 2.4100000}, размер интервала=0.1100000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 14 Наим. градации: 4/5-{2.4100000, 2.6100000}, размер интервала=0.2000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 15 Наим. градации: 5/5-{2.6100000, 3.2300000}, размер интервала=0.6200000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [4], наим.: "ALCALINITY OF ASH", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

- 16 Наим. градации: 1/5-{10.6000000, 16.7000000}, размер интервала= 6.1000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 17 Наим. градации: 2/5-{16.7000000, 18.5000000}, размер интервала= 1.8000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 18 Наим. градации: 3/5-{18.5000000, 20.0000000}, размер интервала= 1.5000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 19 Наим. градации: 4/5-{20.0000000, 22.0000000}, размер интервала= 2.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 20 Наим. градации: 5/5-{22.0000000, 30.0000000}, размер интервала= 8.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [5], наим.: "MAGNESIUM", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

- 21 Наим. градации: 1/5-{ 70.0000000, 88.0000000}, размер интервала= 18.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 22 Наим. градации: 2/5-{ 88.0000000, 94.0000000}, размер интервала= 6.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 23 Наим. градации: 3/5-{ 94.0000000, 101.0000000}, размер интервала= 7.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 24 Наим. градации: 4/5-{101.0000000, 111.0000000}, размер интервала= 10.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 25 Наим. градации: 5/5-{111.0000000, 162.0000000}, размер интервала= 51.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [6], наим.: "TOTAL PHENOLS", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

- 26 Наим. градации: 1/5-{0.9800000, 1.6500000}, размер интервала=0.6700000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 27 Наим. градации: 2/5-{1.6500000, 2.0200000}, размер интервала=0.3700000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
- 28 Наим. градации: 3/5-{2.0200000, 2.5000000}, размер интервала=0.4800000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 29 Наим. градации: 4/5-{2.5000000, 2.8600000}, размер интервала=0.3600000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
- 30 Наим. градации: 5/5-{2.8600000, 3.8800000}, размер интервала=1.0200000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [7], наим.: "FLAVANOIDS", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

31 Наим. градации: 1/5-{0.3400000, 0.8300000}, размер интервала=0.4900000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 32 Наим. градации: 2/5-{0.8300000, 1.6900000}, размер интервала=0.8600000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 33 Наим. градации: 3/5-{1.6900000, 2.4300000}, размер интервала=0.7400000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 34 Наим. градации: 4/5-{2.4300000, 2.9800000}, размер интервала=0.5500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 35 Наим. градации: 5/5-{2.9800000, 5.0800000}, размер интервала=2.1000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [8], наим.: "NONFLAVANOID PHENOLS", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

36 Наим. градации: 1/5-{0.1300000, 0.2600000}, размер интервала=0.1300000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 37 Наим. градации: 2/5-{0.2600000, 0.3000000}, размер интервала=0.0400000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 38 Наим. градации: 3/5-{0.3000000, 0.3900000}, размер интервала=0.0900000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 39 Наим. градации: 4/5-{0.3900000, 0.4800000}, размер интервала=0.0900000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 40 Наим. градации: 5/5-{0.4800000, 0.6600000}, размер интервала=0.1800000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [9], наим.: "PROANTHOCYANINS", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

41 Наим. градации: 1/5-{0.4100000, 1.0600000}, размер интервала=0.6500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 42 Наим. градации: 2/5-{1.0600000, 1.4100000}, размер интервала=0.3500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 43 Наим. градации: 3/5-{1.4100000, 1.6600000}, размер интервала=0.2500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 44 Наим. градации: 4/5-{1.6600000, 1.9800000}, размер интервала=0.3200000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 45 Наим. градации: 5/5-{1.9800000, 3.5800000}, размер интервала=1.6000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [10], наим.: "COLOR INTENSITY", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

46 Наим. градации: 1/5-{1.2800000, 2.9000000}, размер интервала=1.6200000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 47 Наим. градации: 2/5-{2.9000000, 3.9500000}, размер интервала=1.0500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 48 Наим. градации: 3/5-{3.9500000, 5.2500000}, размер интервала=1.3000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 49 Наим. градации: 4/5-{5.2500000, 6.9000000}, размер интервала=1.6500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 50 Наим. градации: 5/5-{6.9000000, 13.0000000}, размер интервала=6.1000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [11], наим.: "HUE", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

51 Наим. градации: 1/5-{0.4800000, 0.7300000}, размер интервала=0.2500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 52 Наим. градации: 2/5-{0.7300000, 0.9060000}, размер интервала=0.1760000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 53 Наим. градации: 3/5-{0.9060000, 1.0400000}, размер интервала=0.1340000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 54 Наим. градации: 4/5-{1.0400000, 1.1500000}, размер интервала=0.1100000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 55 Наим. градации: 5/5-{1.1500000, 1.7100000}, размер интервала=0.5600000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [12], наим.: "OD280/OD315 OF DILUTED WINES", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

56 Наим. градации: 1/5-{1.2700000, 1.7500000}, размер интервала=0.4800000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 57 Наим. градации: 2/5-{1.7500000, 2.5000000}, размер интервала=0.7500000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 58 Наим. градации: 3/5-{2.5000000, 2.8800000}, размер интервала=0.3800000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 59 Наим. градации: 4/5-{2.8800000, 3.2600000}, размер интервала=0.3800000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 60 Наим. градации: 5/5-{3.2600000, 4.0000000}, размер интервала=0.7400000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

ОПИСАТЕЛЬНАЯ ШКАЛА: код: [13], наим.: "PROLINE", набл.на шкалу (всего): 178, тип/число градаций в шкале: "Равное число событий в интервалах"/5

61 Наим. градации: 1/5-{278.0000000, 470.0000000}, размер интервала=192.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 62 Наим. градации: 2/5-{470.0000000, 600.0000000}, размер интервала=130.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 35/35
 63 Наим. градации: 3/5-{600.0000000, 735.0000000}, размер интервала=135.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 64 Наим. градации: 4/5-{735.0000000, 1045.0000000}, размер интервала=310.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36
 65 Наим. градации: 5/5-{1045.0000000, 1680.0000000}, размер интервала=635.0000000, расч./факт.число наблюдений на градацию: 36/36

1.3. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 7).

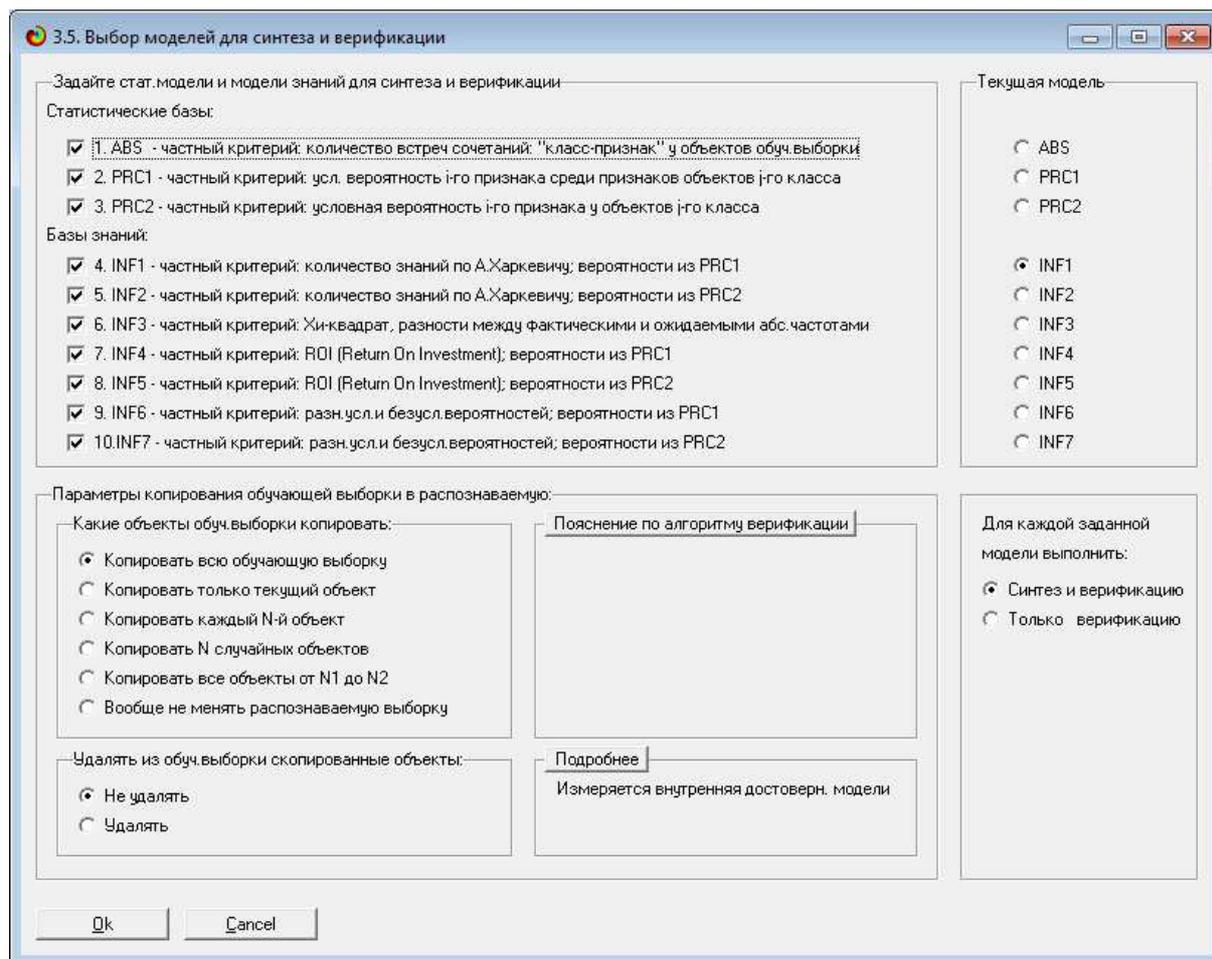


Рисунок 7. Выбор моделей для синтеза и верификации, а также текущей модели

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей, в том числе и поддерживающие бутстрепный метод. Но мы используем параметры по умолчанию, приведенные на рисунке 10. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 8.

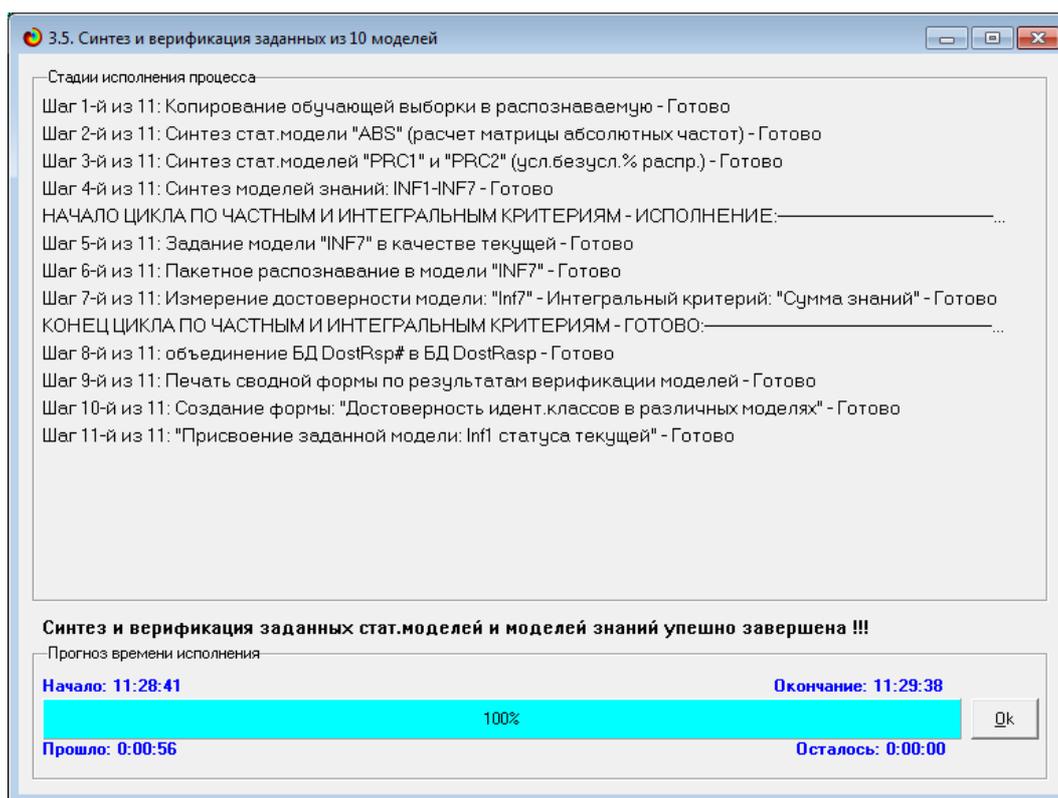


Рисунок 8. Синтез и верификация статистических моделей и моделей знаний

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 56 секунд. При этом верификация (оценка достоверности моделей) проводилась на всех 178 примерах наблюдения из обучающей выборки. В результате выполнения режима 3.5 созданы все модели, со всеми частными критериями, перечисленные на рисунке 8, но ниже мы приведем лишь некоторые из них (таблицы 2, 3, 4).

1.4. Виды моделей системы «Эйдос»

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

По сути, частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (таблица 2) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (таблицы 3 и 4).

Таблица 2 – Матрица абсолютных частот (модель ABS (фрагмент))

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CLASS 1/3	2. CLASS 2/3	3. CLASS 3/3	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	ALCOHOL-1/5-(11.0300000, 12.2500000)		34	3	37	12.333	18.824
2	ALCOHOL-2/5-(12.2500000, 12.7200000)		27	7	34	11.333	14.012
3	ALCOHOL-3/5-(12.7200000, 13.2700000)	11	6	18	35	11.667	6.028
4	ALCOHOL-4/5-(13.2700000, 13.7500000)	19	3	14	36	12.000	8.185
5	ALCOHOL-5/5-(13.7500000, 14.8300000)	29	1	6	36	12.000	14.933
6	MALIC ACID-1/5-(0.7400000, 1.5000000)	5	27	3	35	11.667	13.317
7	MALIC ACID-2/5-(1.5000000, 1.7300000)	22	16	2	40	13.333	10.263
8	MALIC ACID-3/5-(1.7300000, 2.1200000)	21	9	1	31	10.333	10.066
9	MALIC ACID-4/5-(2.1200000, 3.3700000)	5	10	21	36	12.000	8.185
10	MALIC ACID-5/5-(3.3700000, 5.8000000)	6	9	21	36	12.000	7.937
11	ASH-1/5-(1.3600000, 2.1700000)	8	26	2	36	12.000	12.490
12	ASH-2/5-(2.1700000, 2.3000000)	9	19	11	39	13.000	5.292
13	ASH-3/5-(2.3000000, 2.4100000)	10	7	14	31	10.333	3.512
14	ASH-4/5-(2.4100000, 2.6100000)	17	11	10	38	12.667	3.786
15	ASH-5/5-(2.6100000, 3.2300000)	15	8	11	34	11.333	3.512
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 16.7000000) ...	27	8		35	11.667	13.868
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(16.7000000, 18.5000000) ...	15	15	6	36	12.000	5.196
18	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.5000000, 20.0000000) ...	12	14	14	40	13.333	1.155
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(20.0000000, 22.0000000) ...	3	18	13	34	11.333	7.638

Таблица 3 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CLASS 1/3	2. CLASS 2/3	3. CLASS 3/3	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	ALCOHOL-1/5-(11.0300000, 12.2500000) ...		0.171	-0.246	-0.075	-0.025	0.209
2	ALCOHOL-2/5-(12.2500000, 12.7200000) ...		0.141	-0.055	0.086	0.029	0.101
3	ALCOHOL-3/5-(12.7200000, 13.2700000) ...	-0.011	-0.173	0.132	-0.052	-0.017	0.153
4	ALCOHOL-4/5-(13.2700000, 13.7500000) ...	0.095	-0.320	0.075	-0.150	-0.050	0.234
5	ALCOHOL-5/5-(13.7500000, 14.8300000) ...	0.182	-0.545	-0.098	-0.462	-0.154	0.367
6	MALIC ACID-1/5-(0.7400000, 1.5000000)	-0.172	0.135	-0.235	-0.272	-0.091	0.198
7	MALIC ACID-2/5-(1.5000000, 1.7300000)	0.104	0.001	-0.345	-0.241	-0.080	0.235
8	MALIC ACID-3/5-(1.7300000, 2.1200000)	0.146	-0.065	-0.434	-0.353	-0.118	0.294
9	MALIC ACID-4/5-(2.1200000, 3.3700000)	-0.178	-0.074	0.158	-0.094	-0.031	0.172
10	MALIC ACID-5/5-(3.3700000, 5.8000000)	-0.141	-0.096	0.158	-0.078	-0.026	0.161
11	ASH-1/5-(1.3600000, 2.1700000)	-0.082	0.121	-0.323	-0.284	-0.095	0.223
12	ASH-2/5-(2.1700000, 2.3000000)	-0.074	0.041	0.009	-0.024	-0.008	0.059
13	ASH-3/5-(2.3000000, 2.4100000)	-0.006	-0.116	0.106	-0.016	-0.005	0.111
14	ASH-4/5-(2.4100000, 2.6100000)	0.061	-0.066	-0.005	-0.009	-0.003	0.063
15	ASH-5/5-(2.6100000, 3.2300000)	0.059	-0.108	0.037	-0.012	-0.004	0.091
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-(10.6000000, 16.7000000) ...	0.173	-0.114		0.059	0.020	0.144
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-(16.7000000, 18.5000000) ...	0.047	0.009	-0.098	-0.043	-0.014	0.075
18	ALCALINITY OF ASH-3/5-(18.5000000, 20.0000000) ...	-0.020	-0.027	0.053	0.006	0.002	0.045
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-(20.0000000, 22.0000000) ...	-0.271	0.058	0.071	-0.141	-0.047	0.194

Таблица 4 – Матрица знаний (модель INF3) (фрагмент)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. CLASS 1/3	2. CLASS 2/3	3. CLASS 3/3	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	ALCOHOL-1/5-{11.0300000, 12.2500000}	-12.264	19.242	-6.978			16.872
2	ALCOHOL-2/5-{12.2500000, 12.7200000}	-11.270	13.438	-2.169			12.496
3	ALCOHOL-3/5-{12.7200000, 13.2700000}	-0.601	-7.961	8.562			8.278
4	ALCOHOL-4/5-{13.2700000, 13.7500000}	7.067	-11.360	4.292			9.935
5	ALCOHOL-5/5-{13.7500000, 14.8300000}	17.067	-13.360	-3.708			15.549
6	MALIC ACID-1/5-{0.7400000, 1.5000000}	-6.601	13.039	-6.438			11.293
7	MALIC ACID-2/5-{1.5000000, 1.7300000}	8.742	0.045	-8.787			8.764
8	MALIC ACID-3/5-{1.7300000, 2.1200000}	10.725	-3.365	-7.360			9.500
9	MALIC ACID-4/5-{2.1200000, 3.3700000}	-6.933	-4.360	11.292			9.864
10	MALIC ACID-5/5-{3.3700000, 5.8000000}	-5.933	-5.360	11.292			9.783
11	ASH-1/5-{1.3600000, 2.1700000}	-3.933	11.640	-7.708			10.256
12	ASH-2/5-{2.1700000, 2.3000000}	-3.927	3.444	0.483			3.709
13	ASH-3/5-{2.3000000, 2.4100000}	-0.275	-5.365	5.640			5.508
14	ASH-4/5-{2.4100000, 2.6100000}	4.404	-4.157	-0.247			4.286
15	ASH-5/5-{2.6100000, 3.2300000}	3.730	-5.562	1.831			4.909
16	ALCALINITY OF ASH-1/5-{10.6000000, 16.7000000}	15.399	-5.961	-9.438			13.449
17	ALCALINITY OF ASH-2/5-{16.7000000, 18.5000000}	3.067	0.640	-3.708			3.433
18	ALCALINITY OF ASH-3/5-{18.5000000, 20.0000000}	-1.258	-1.955	3.213			2.805
19	ALCALINITY OF ASH-4/5-{20.0000000, 22.0000000}	-8.270	4.438	3.831			7.168

1.5. Результаты верификации моделей

Результаты верификации (оценки достоверности) моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями приведены на рисунке 9.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Число ложно-отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фильтр Ван Рысбергена	Средн. квадр. уровней сход. истинно-полож. решений (STP)	Средн. квадр. уровней сход. истинно-отриц. решений (STN)	Средн. квадр. уровней сход. ложно-полож. решений (SFP)	Средн. квадр. уровней сход. ложно-отриц. решений (SFN)
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	178	177	321	35	1	0.835	0.994	0.908	102.078	102.681	4.306	0
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Сумма абс. частот по призна...	178	178		356		0.333	1.000	0.500	133.434		116.404	
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность того признака сред...	Корреляция усл.отн. частот с о...	178	177	321	35	1	0.835	0.994	0.908	102.078	102.681	4.306	0
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	178	178		356		0.333	1.000	0.500	126.820		111.658	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	178	177	321	35	1	0.835	0.994	0.908	102.078	102.680	4.306	0
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат; разности между факти...	Семантический резонанс зна...	178	178		356		0.333	1.000	0.500	126.820		111.658	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	178	176	310	46	2	0.793	0.989	0.880	105.228	109.861	6.207	0
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	178	167	323	33	11	0.835	0.938	0.884	76.380	139.466	3.851	1
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	178	176	310	46	2	0.793	0.989	0.880	105.228	109.861	6.207	0
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	167	323	33	11	0.835	0.938	0.884	76.380	139.466	3.851	1
11. INF8 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	177	323	33	1	0.843	0.994	0.912	105.753	109.605	4.079	0
12. INF9 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	177	323	33	1	0.843	0.994	0.912	105.321	109.362	4.123	0
13. INF10 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	174	328	28	4	0.861	0.978	0.916	97.544	100.430	3.642	0
14. INF11 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	177	261	95	1	0.651	0.994	0.787	86.694	34.619	10.940	0
15. INF12 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	174	328	28	4	0.861	0.978	0.916	97.544	100.430	3.642	0
16. INF13 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	177	261	95	1	0.651	0.994	0.787	86.694	34.619	10.940	0
17. INF14 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	174	328	28	4	0.861	0.978	0.916	96.661	99.096	3.603	0
18. INF15 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	177	261	95	1	0.651	0.994	0.787	87.759	35.028	10.950	0
19. INF16 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	174	328	28	4	0.861	0.978	0.916	96.661	99.096	3.603	0
20. INF17 - частный критерий: разн. усл. и безуслов. вероятностей; вв...	Семантический резонанс зна...	178	177	261	95	1	0.651	0.994	0.787	87.759	35.028	10.950	0

Рисунок 9. Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF1, INF2, INF4 и INF5 при интегральном критерии «Семантический резонанс»

знаний». При этом достоверность модели в соответствии с F-мерой Ван Ризбергена составляет 0,916, что является очень хорошим результатом. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется F-критерий Ван Ризбергена, а также L-критерий, предложенный проф.Е.В.Луценко [11] и являющийся нечетким мультиклассовым обобщением F-критерия (рисунок 10).

Также обращает на себя внимание, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и интеллектуальных технологий. На рисунке 11 приведены частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF4.

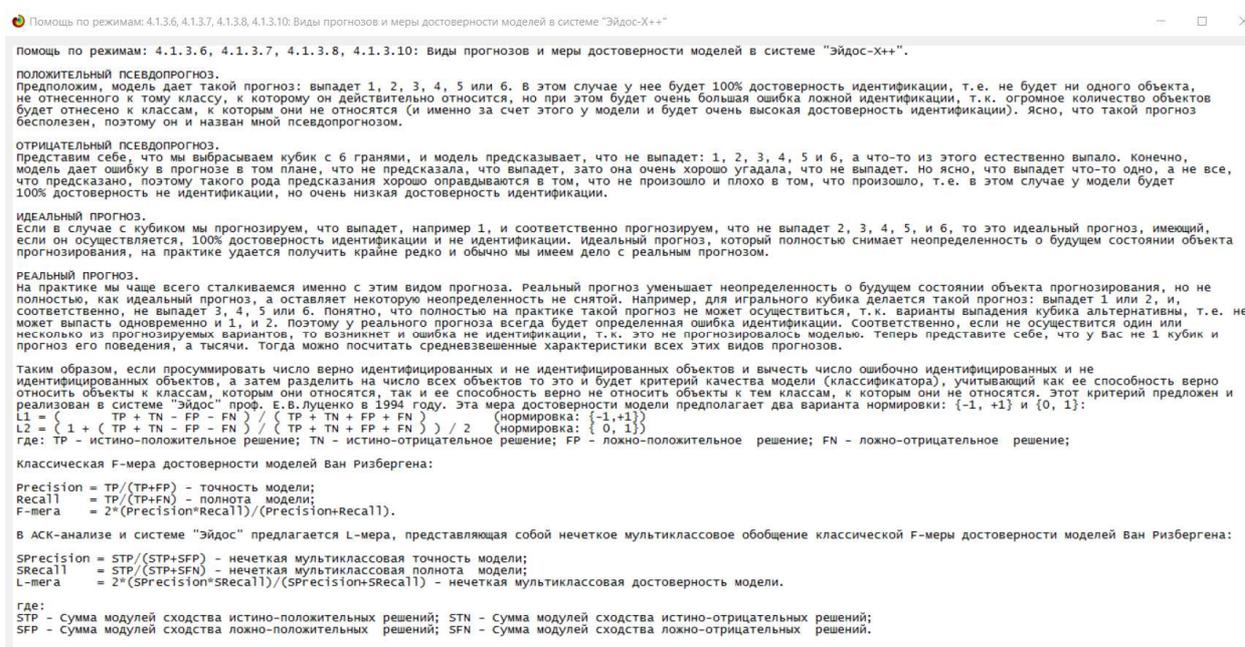


Рисунок 10. Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

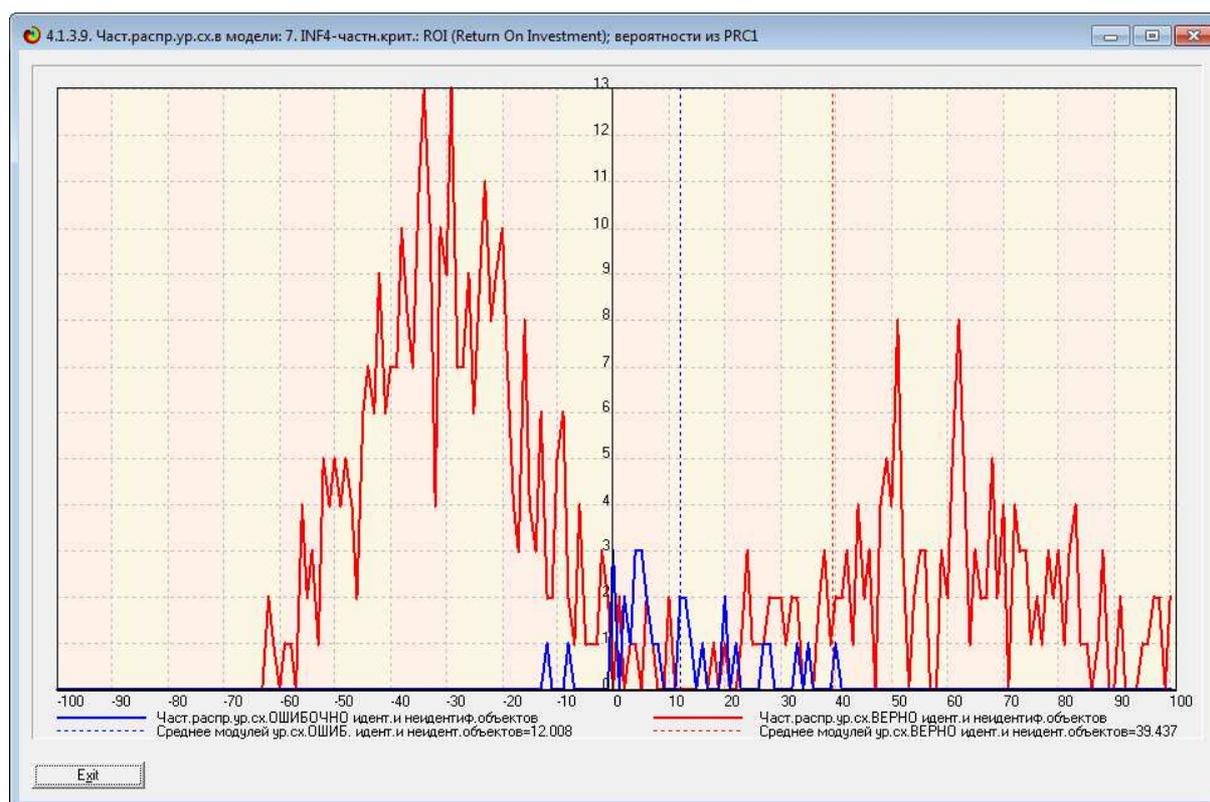


Рисунок 11. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF4

Из рисунка 11 видно, что:

- наиболее достоверная модель INF4 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность (что видно также из рисунка 9);

- модуль уровня сходства-различия в наиболее достоверной модели INF4 для верно идентифицированных и верно неидентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно неидентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 20% уровня сходства. Для больших значений уровней сходства-различия (более 20%) также различие между верно и ошибочно идентифицированными и неидентифицированными ситуациями очевидно и позволяет их безошибочно разделить. На этом и основано

нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры, предложенное проф.Е.В.Луценко (L-мера) [11].

Любые данные о наблюдениях можно считать суммой истинного значения и шума, причем ни первое, ни второе неизвестны. Поэтому имеет смысл сравнить созданные модели с чисто случайными моделями, совпадающими по основным характеристикам. В системе «Эйдос» есть лабораторная работа № 2.01: «Исследование RND-модели при различных объемах выборки». Если данная работа устанавливается при отсутствии текущего приложения, то все параметры создаваемых моделей задаются вручную, если же текущая модель существует, как в нашем случае, то все основные ее параметры определяются автоматически (рисунок 12).

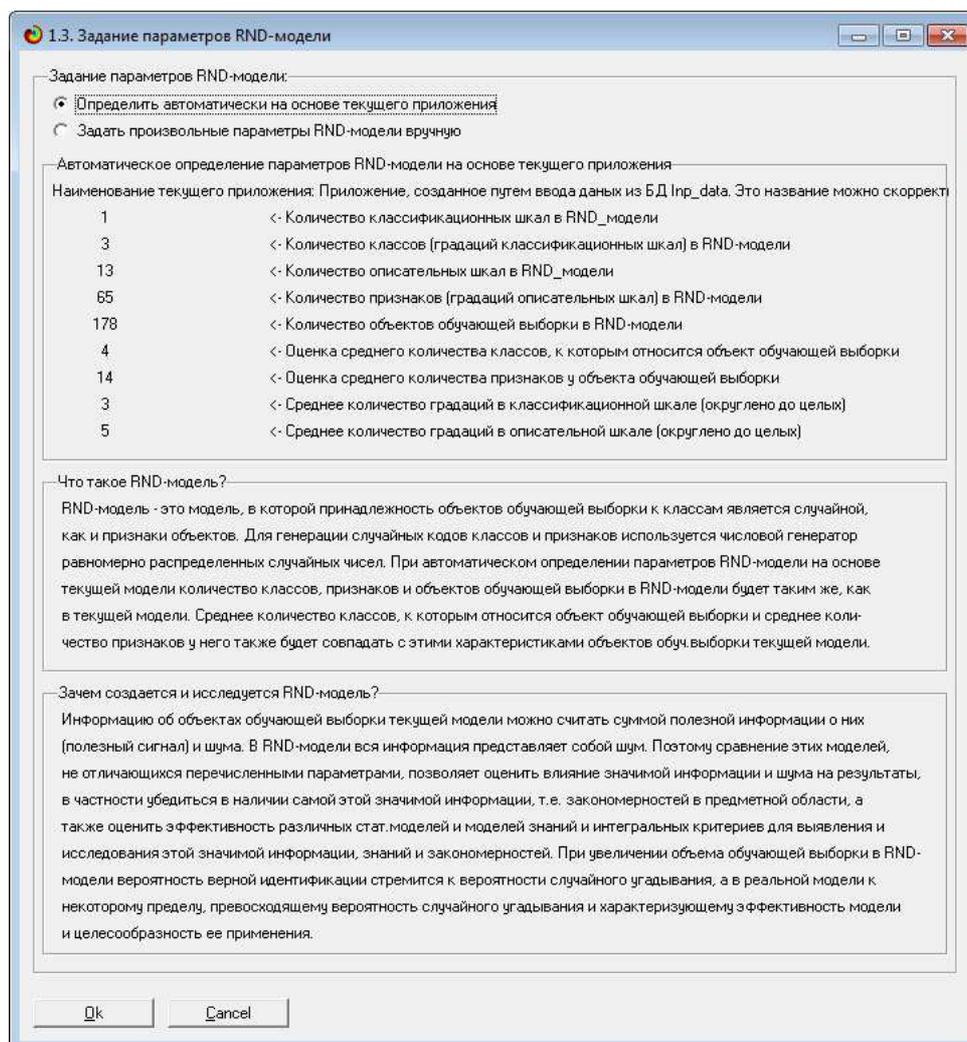


Рисунок 12. Экранная форма управления созданием случайных моделей, совпадающих с текущей по размерностям основных баз данных

На рисунке 13 показано частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF4.

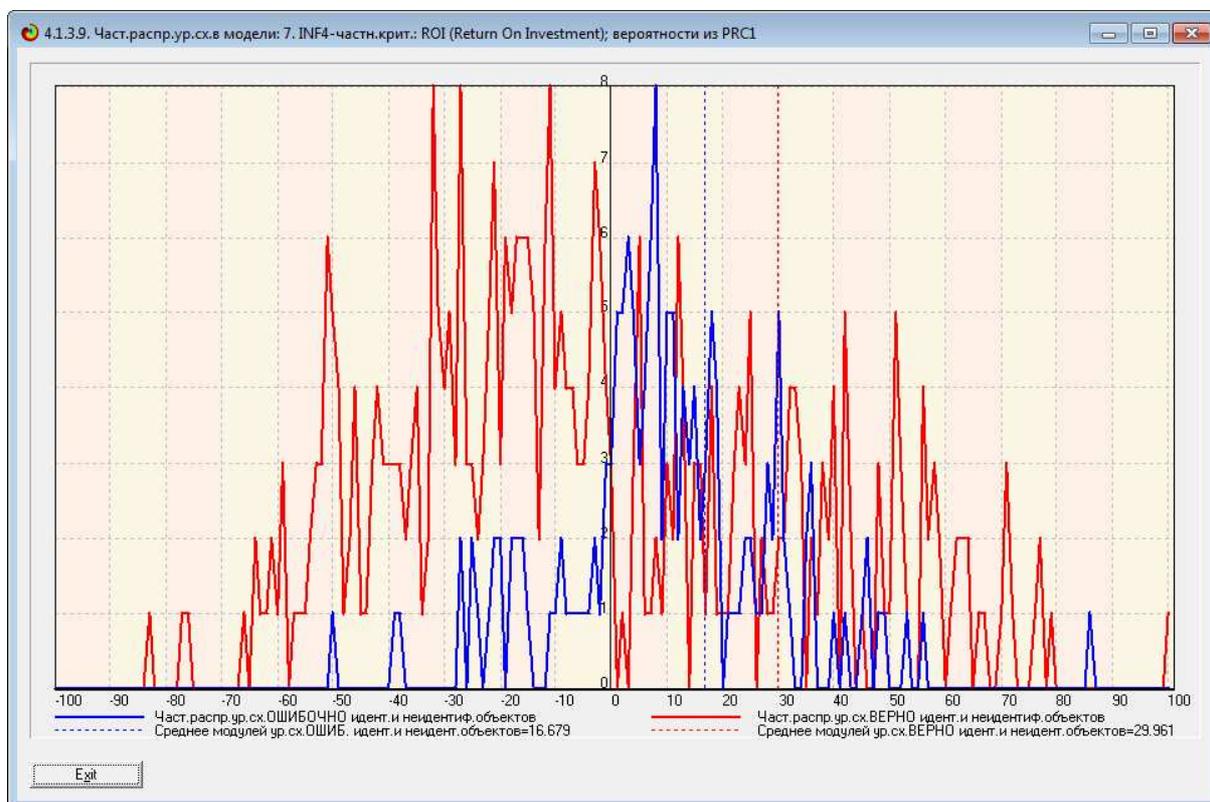


Рисунок 13. Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний в случайной модели INF4

Совершенно очевидное различие частотных распределений уровней сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования и случайной модели (рисунки 11 и 13) объясняется тем, что в реальных моделях кроме шума есть также и информация об истинных причинно-следственных взаимосвязях факторов и их значений с одной стороны, и состояниями объекта моделирования, которые ими обуславливаются, с другой стороны. Если же такой информации в модели нет, то и распределение получается типа, приведенного на рисунке 13.

На рисунке 14 приведены данные по достоверности статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Рибсбергена	Сигна-шум. уровень код. решения (STR)	Сигна-шум. уровень код. истинно-отриц. решений (STM)	Сигна-шум. уровень код. ложно-полож. решений (SFP)	Сигна-шум. уровень код. ложно-отриц. решений (SFN)
ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Корреляция абс частот с обр...	178	154	174	182	24	0.458	0.865	0.599	63.060	42.045	45.882	3
1.ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс"	Сумма абс частот по признак...	178	178		356		0.333	1.000	0.500	140.741		253.250	
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность нго признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	178	154	174	182	24	0.458	0.865	0.599	63.060	42.045	45.882	3
2.PRC1 - частный критерий: усл. вероятность нго признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	178	178		356		0.333	1.000	0.500	148.335		272.588	
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность нго признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	178	154	174	182	24	0.458	0.865	0.599	63.059	42.045	45.881	3
3.PRC2 - частный критерий: условная вероятность нго признака...	Сумма усл.отн частот по при...	178	178		356		0.333	1.000	0.500	148.335		272.588	
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	178	148	218	138	30	0.517	0.831	0.638	48.082	60.917	23.018	4
4.INF1 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в...	Сумма знаний	178	125	294	62	53	0.668	0.702	0.685	24.402	79.414	7.261	7
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	178	148	218	138	30	0.517	0.831	0.638	48.082	60.917	23.018	4
5.INF2 - частный критерий: количество знаний по А/Заркевичу; в...	Сумма знаний	178	125	294	62	53	0.668	0.702	0.685	24.402	79.414	7.261	7
6.INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между фактин...	Семантический резонанс зна...	178	145	238	118	33	0.551	0.815	0.658	49.447	64.785	20.813	5
6.INF3 - частный критерий: Уинкватер, разности между фактин...	Сумма знаний	178	145	238	118	33	0.551	0.815	0.658	45.997	60.236	19.357	5
7.INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	178	142	236	120	36	0.542	0.798	0.645	49.203	64.051	20.423	5
7.INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Сумма знаний	178	143	237	119	35	0.546	0.803	0.650	38.632	50.495	16.134	4
8.INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Семантический резонанс зна...	178	142	236	120	36	0.542	0.798	0.645	49.203	64.051	20.423	5
8.INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); веротно...	Сумма знаний	178	143	237	119	35	0.546	0.803	0.650	38.632	50.495	16.134	4
9.INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	178	145	238	118	33	0.551	0.815	0.658	49.447	64.785	20.813	5
9.INF6 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; вер...	Сумма знаний	178	145	238	118	33	0.551	0.815	0.658	38.648	50.646	16.520	4
10.INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	178	145	238	118	33	0.551	0.815	0.658	49.447	64.785	20.813	5
10.INF7 - частный критерий: разн усл и безуслов вероятностей; ве...	Сумма знаний	178	145	238	118	33	0.551	0.815	0.658	38.648	50.646	16.520	4

Рисунок 14. Достоверность статистических и когнитивных моделей, созданных на основе случайной выборки

На основе его сравнения с рисунком 9 можно сделать следующие **ВЫВОДЫ**:

- достоверность лучшей модели INF5, отражающей реальный объект моделирования, примерно на 34% выше, чем аналогичной случайной модели ($0,916/0,685=1,337$);

- различие между достоверностью статистических моделей и моделей знаний, созданных на основе случайной выборки, значительно меньше, чем у моделей, отражающих реальный объект моделирования;

- в реальных моделях кроме шума есть также и информация об истинных причинно-следственных взаимосвязях факторов и их значений с одной стороны, и состояниями объекта моделирования, которые ими обуславливаются, с другой стороны, причем примерно 1/3 достоверности обусловлена отражением в реальных моделях закономерностей предметной области, а 2/3 достоверности обусловлено наличием шума в исходных данных. На основании этого можно предположить, что в исходных данных уровень сигнала о реальных причинно-следственных связях в моделируемой предметной области примерно в два раза ниже уровня шума.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF4 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1 (рисунок 16):

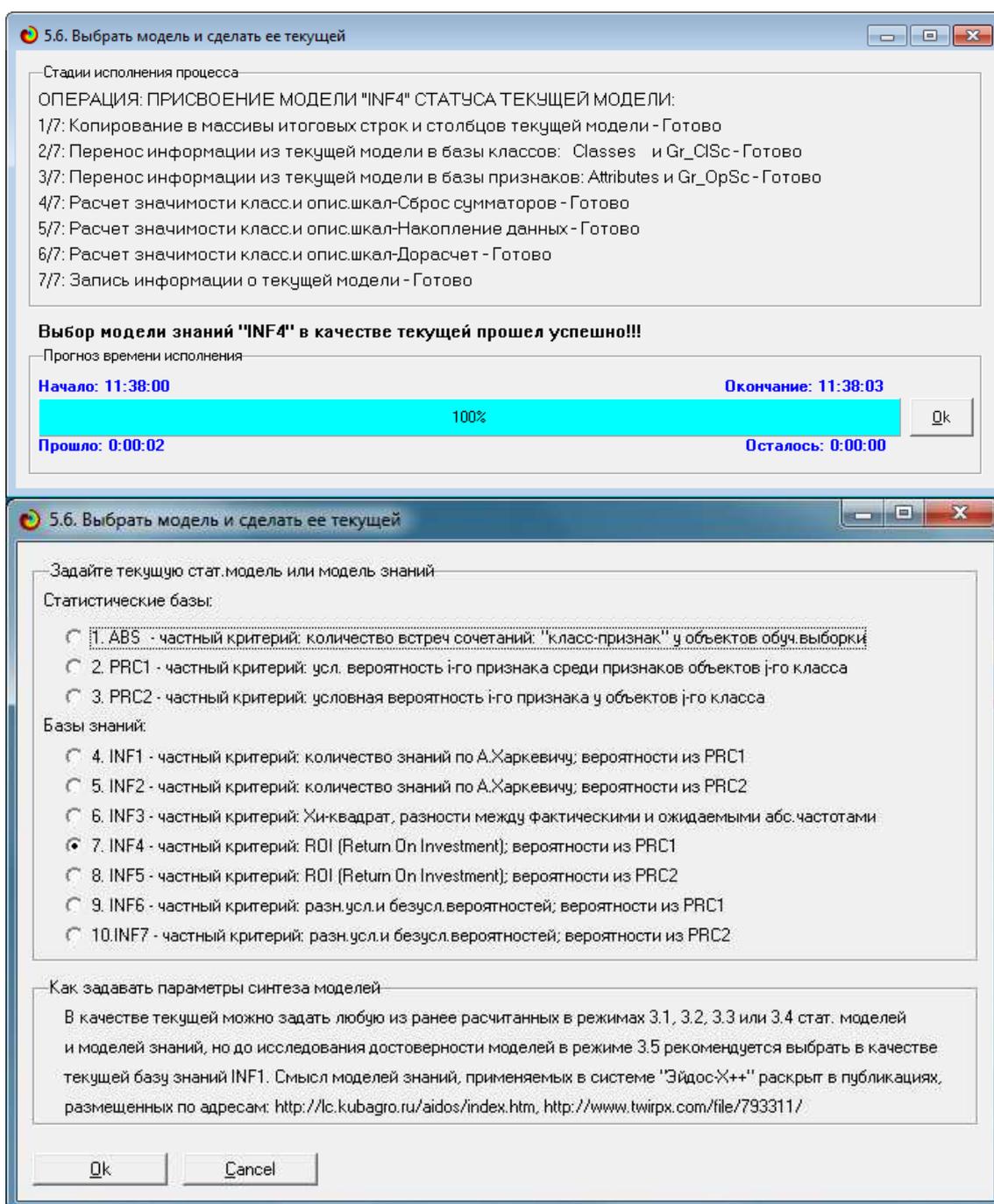


Рисунок 15. Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

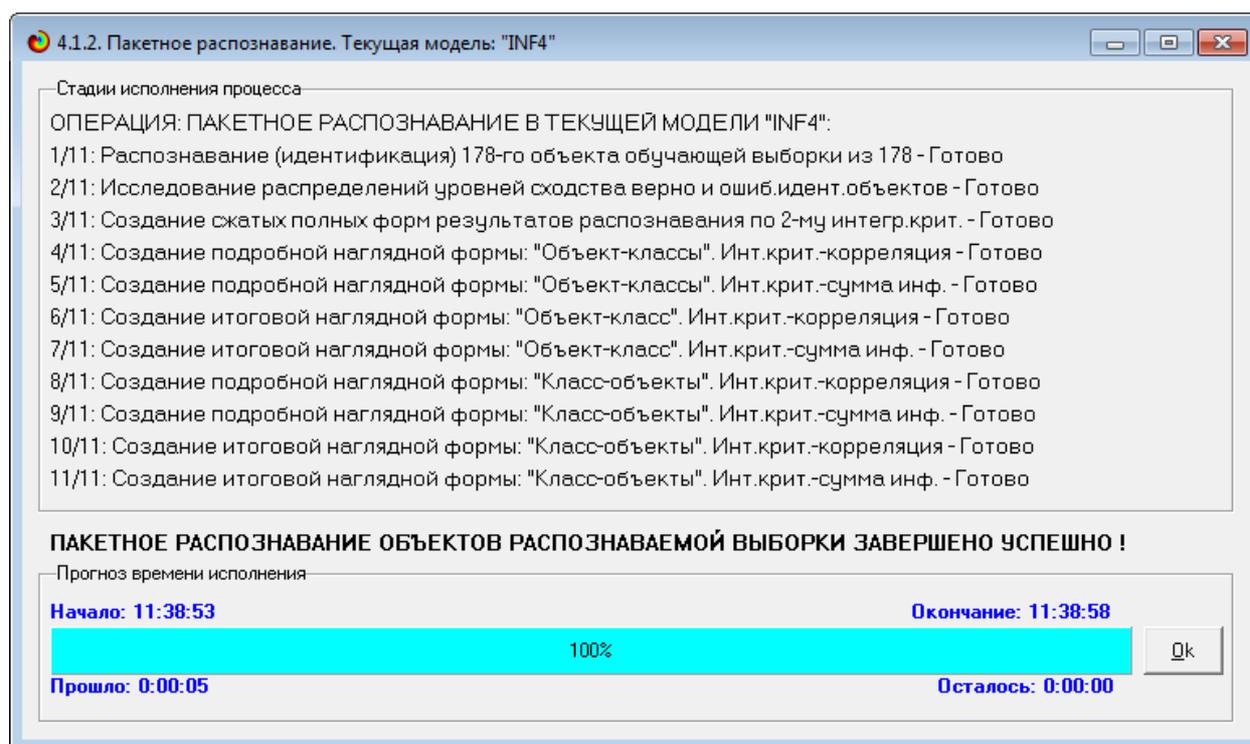


Рисунок 16. Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

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

Режим 4.1.3 системы «Эйдос» обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
5. Подробно сжато: "Объект – классы".
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.

7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.

8. Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.

9. Распознавание уровня сходства при разных моделях и интегральных критериях.

10. Достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях.

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 17 и 18 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты и классов ирисов в наиболее достоверной модели INF4 на основе наблюдения предыстории их развития:

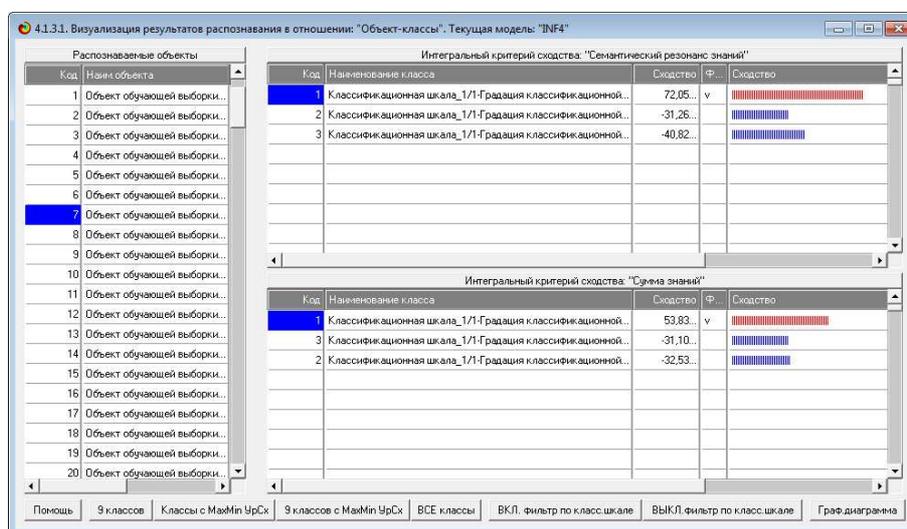


Рисунок 17. Пример идентификации классов вина в модели INF4

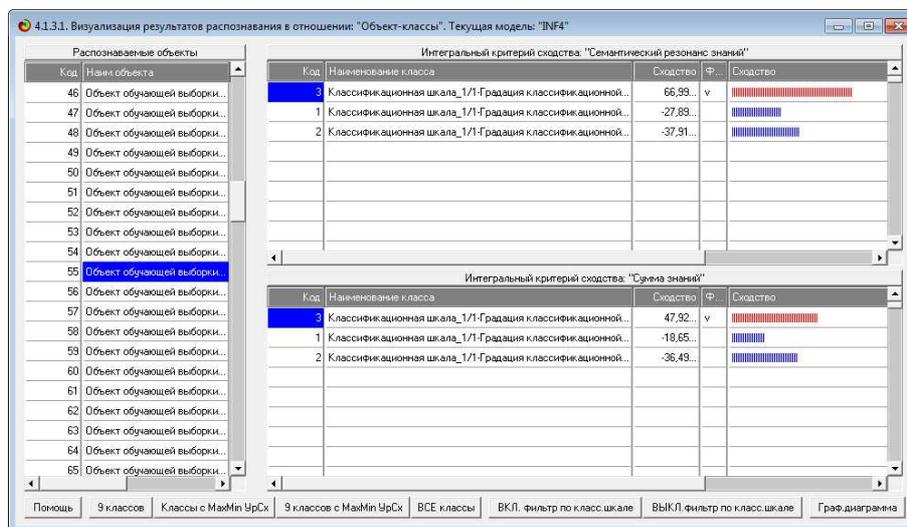


Рисунок 18. Пример идентификации классов вина в модели INF4

2.2. Поддержка принятия решений с помощью SWOT и PEST матриц и диаграмм

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос». Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных [12]. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. В версии системы под MS Windows: «Эйдос-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 21).

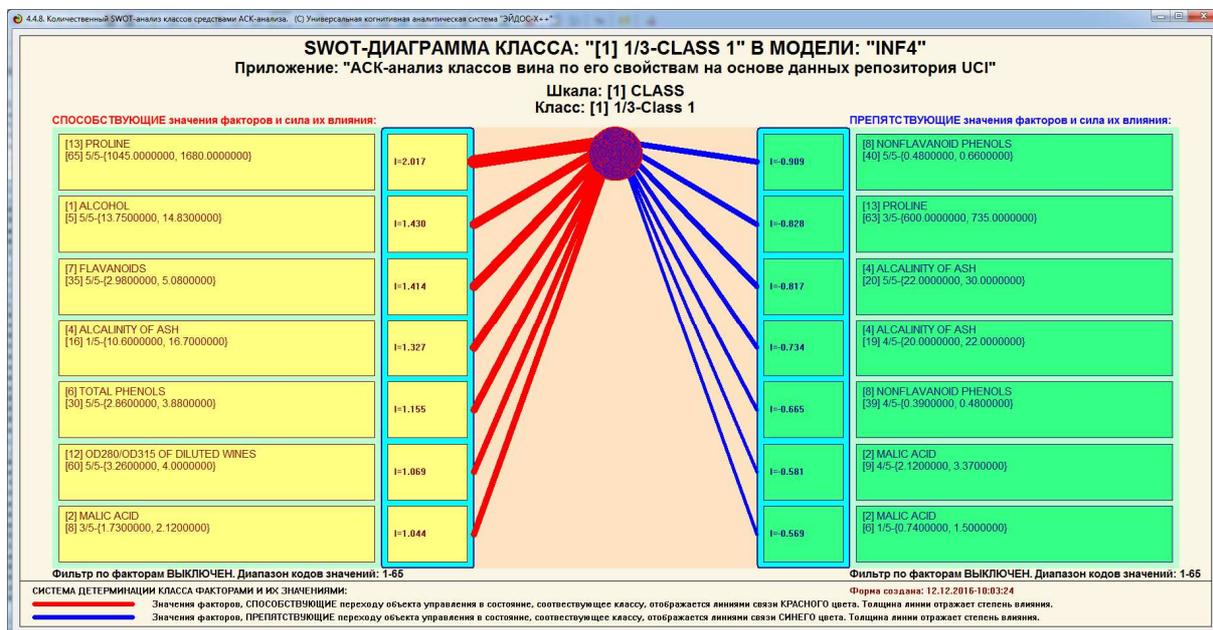
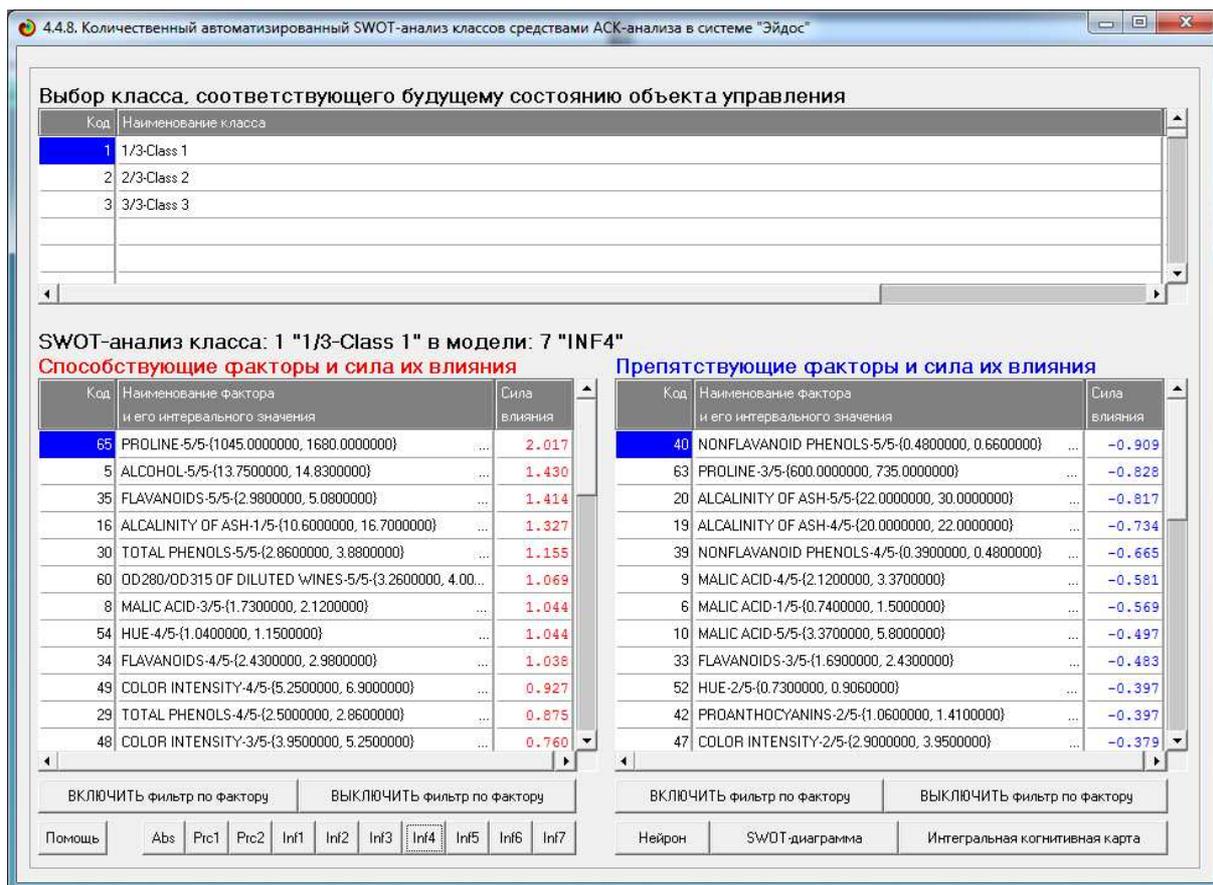


Рисунок 21. Пример SWOT-матрицы и SWOT-диаграммы в модели INF4

2.3. Наглядное отображение эмпирических закономерностей с помощью когнитивных функций

Рассмотрим режим 4.5, в котором реализована возможность визуализации когнитивных функций для любых моделей и любых сочетаний классификационных и описательных шкал (рисунок 19)

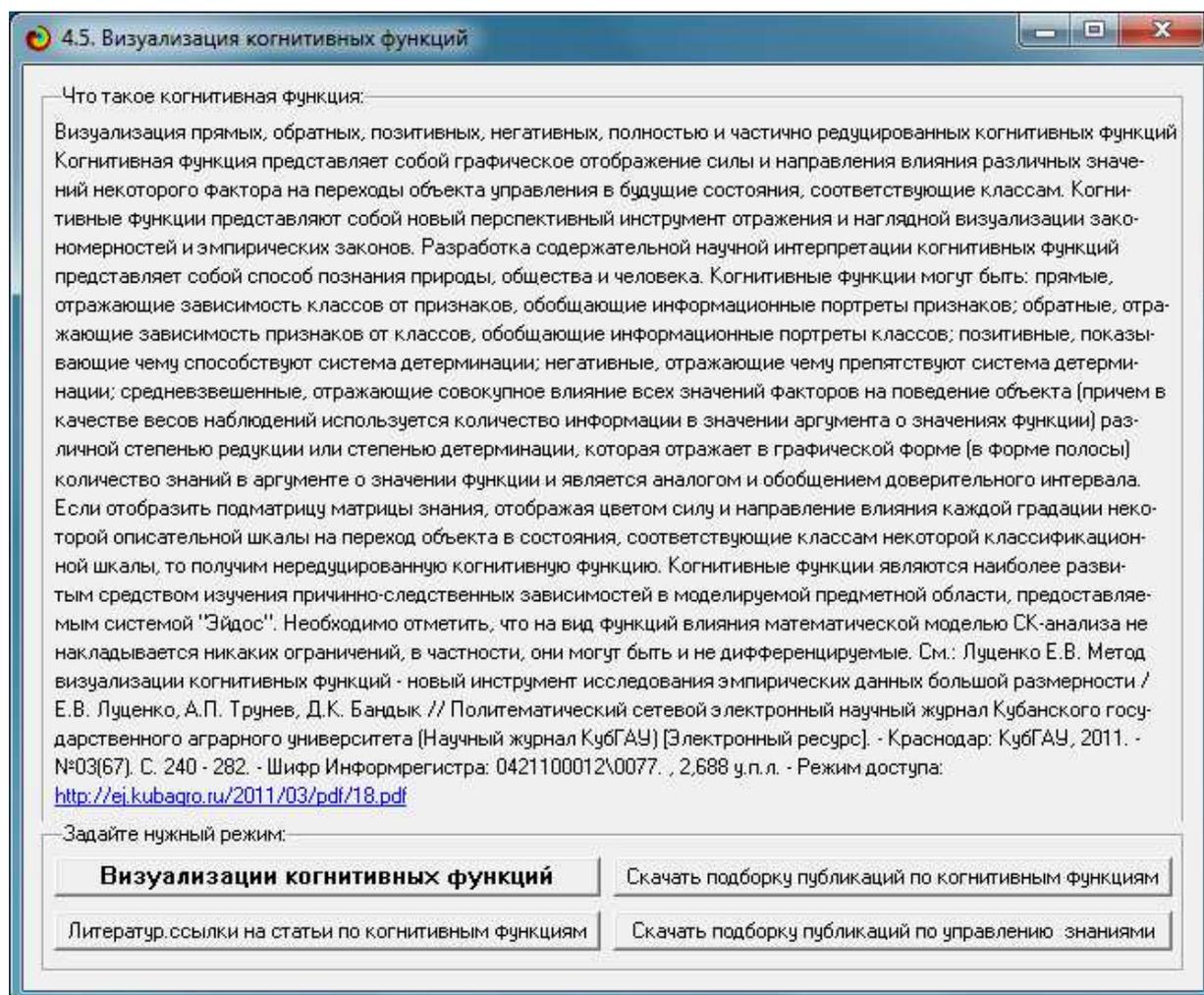
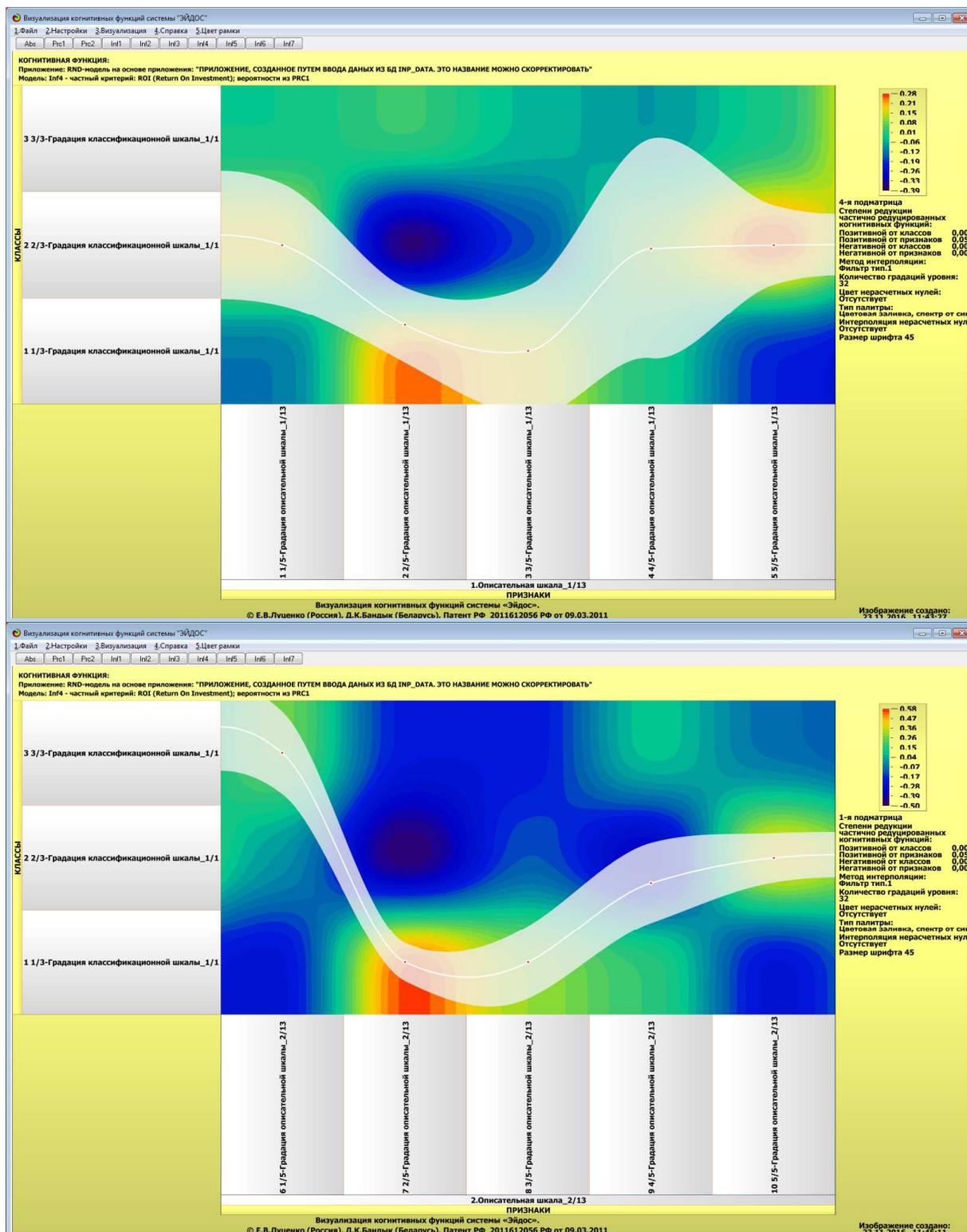
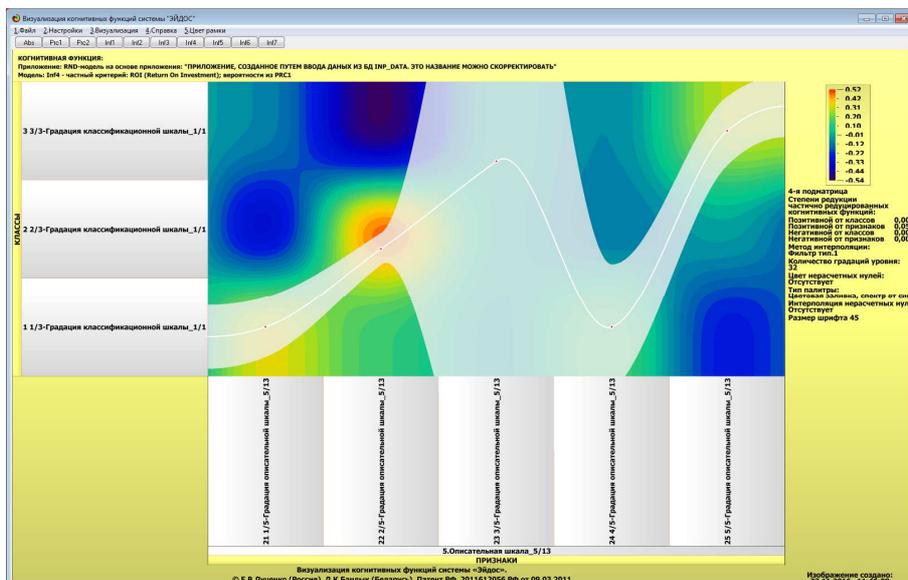
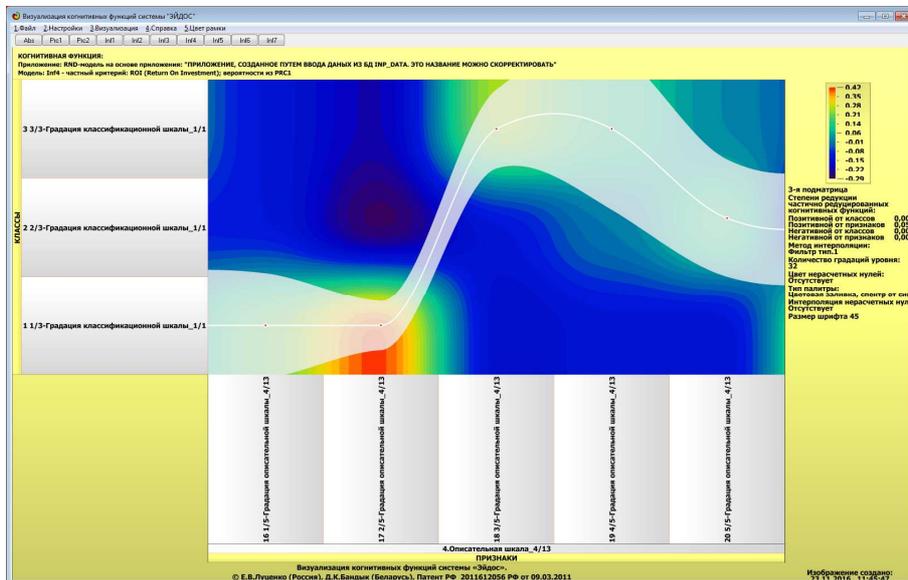
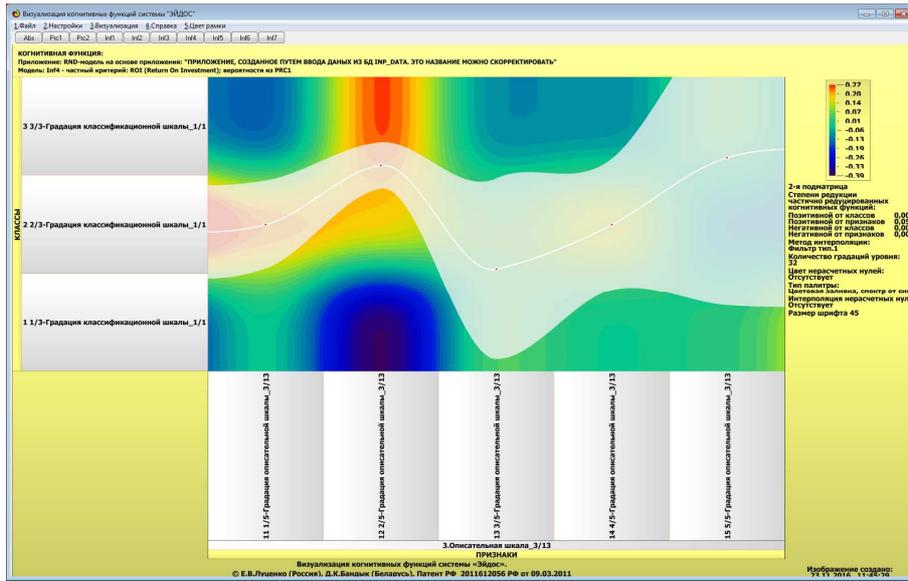


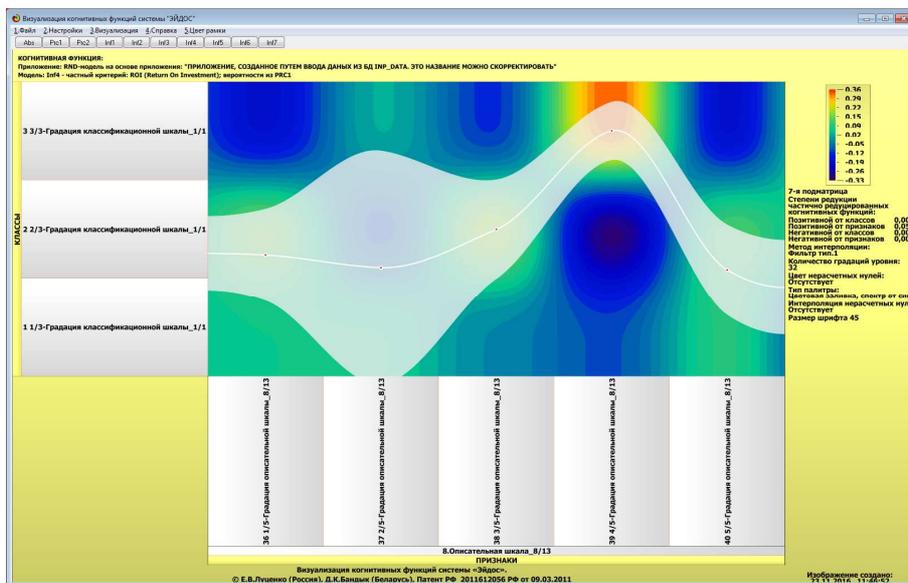
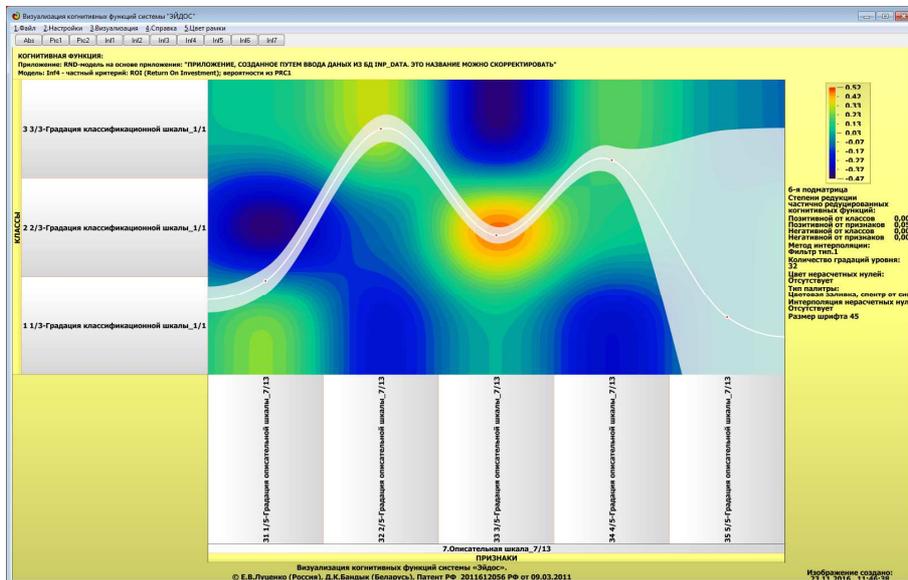
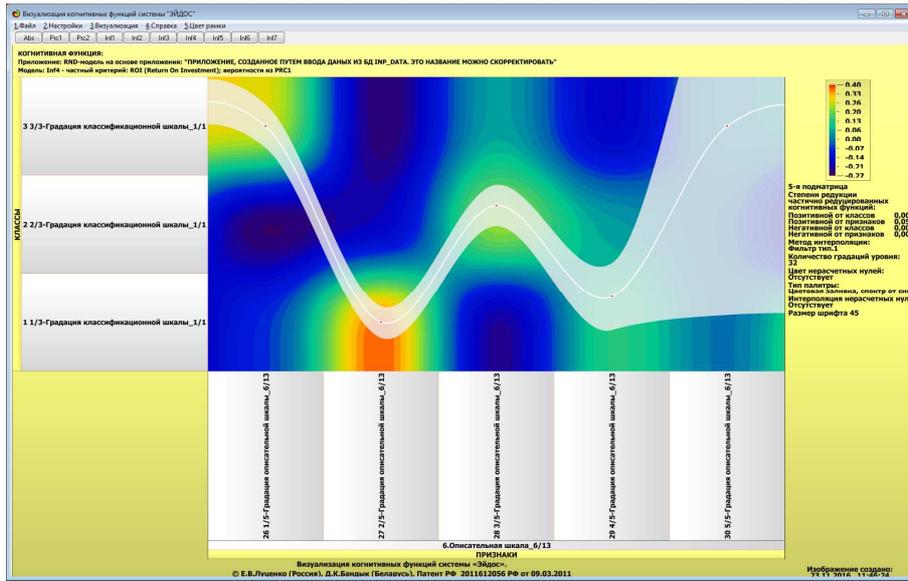
Рисунок 19. Экранная форма режима 4.5 системы «Эйдос-X++» «Визуализация когнитивных функций»

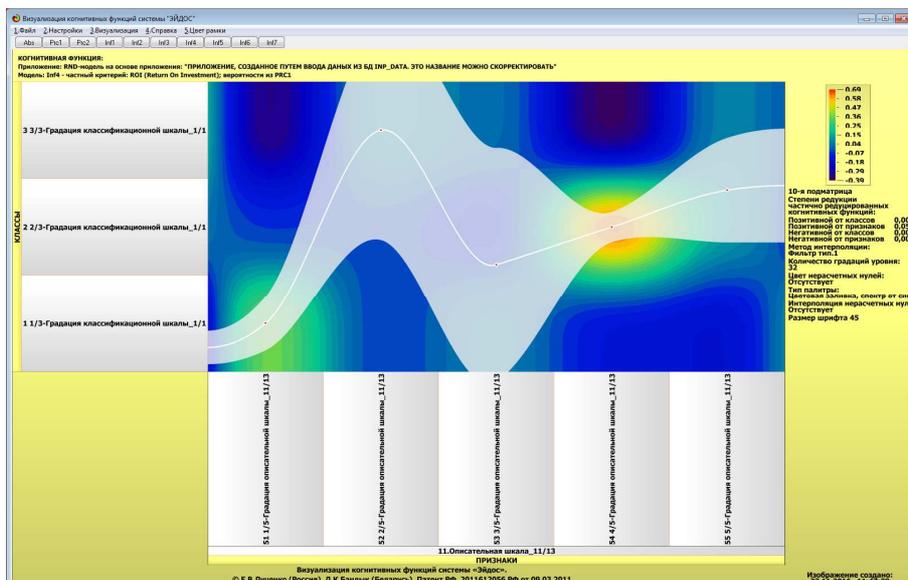
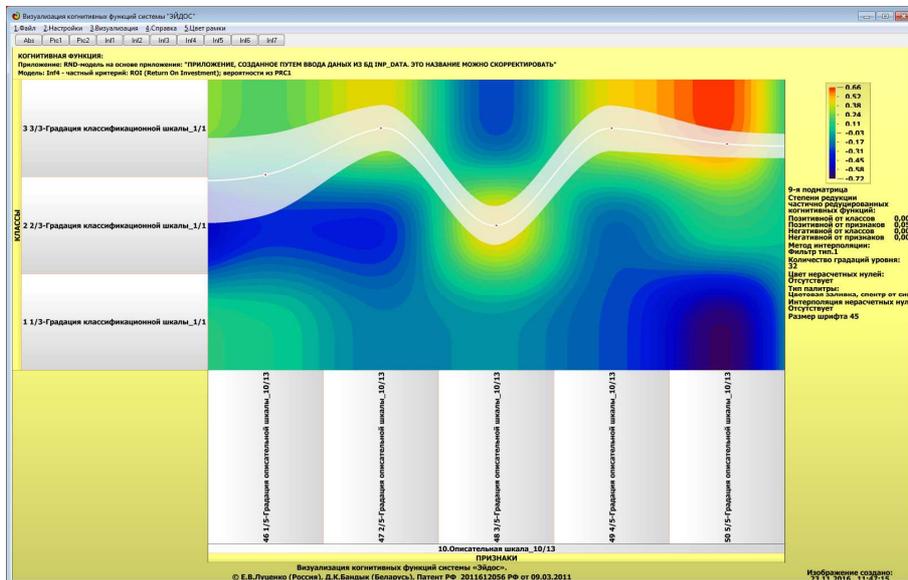
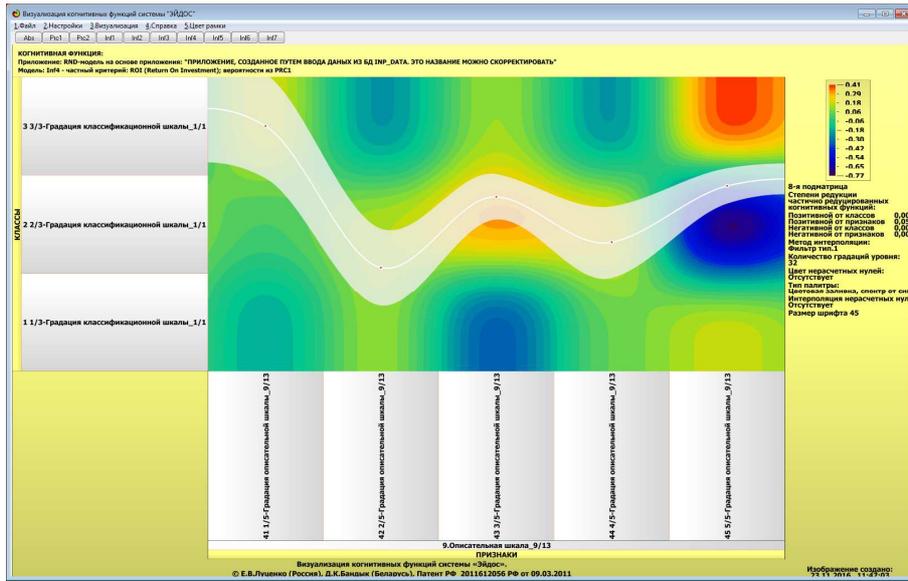
Применительно к задаче, рассматриваемой в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния. Когнитивным функциям посвящено много работ автора, но наиболее новой и

обобщающей из них является работа [26]. Поэтому здесь не будем останавливаться на описании того, что представляют собой когнитивные функции в АСК-анализе. На рисунках 20. приведены визуализации всех когнитивных функций данного приложения для модели INF4.









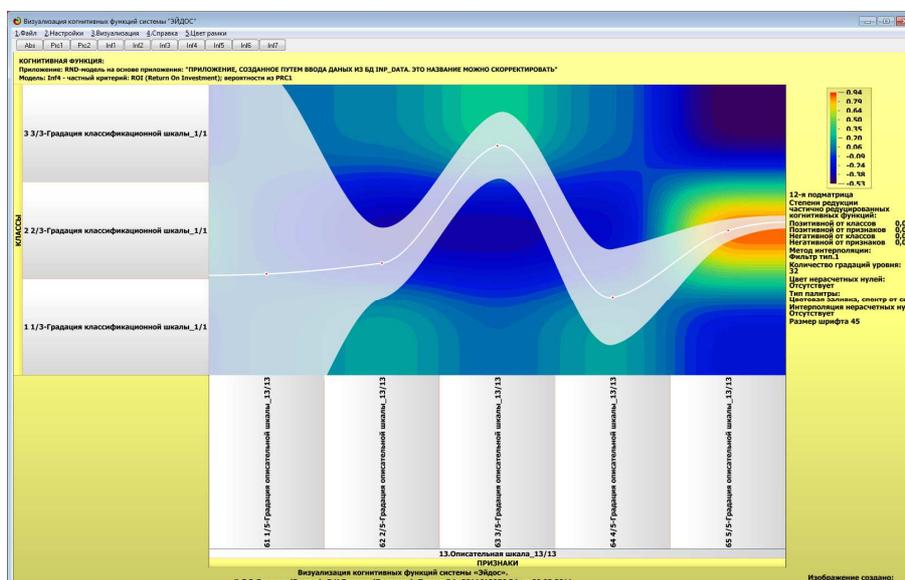
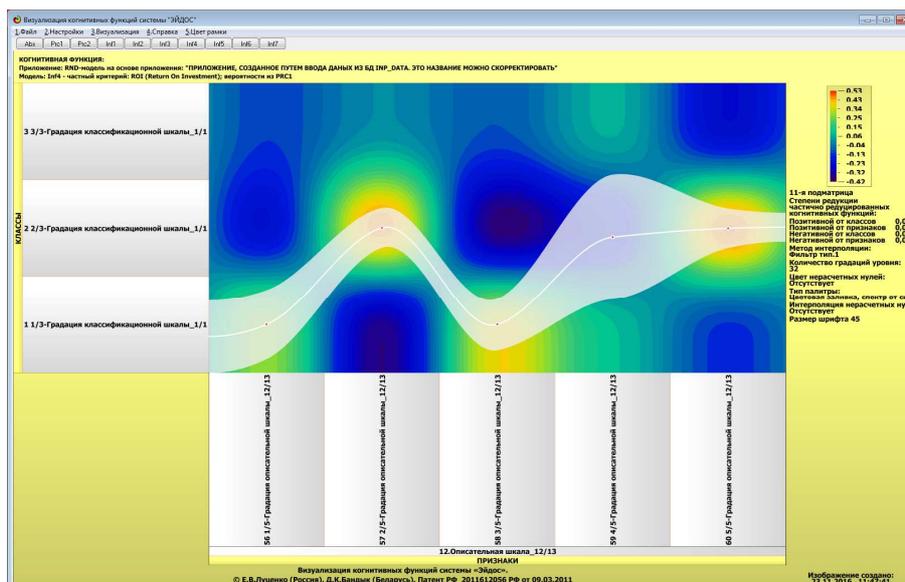


Рисунок 20. Визуализация когнитивных функций для обобщенных классов и всех описательных шкал для модели INF4

Когнитивные функции являются графической визуализацией содержательных феноменологических моделей, формируемых интеллектуальной системой «Эйдос» и являются непосредственной основой для разработки научных гипотез, содержательно объясняющих причины существования отраженных в этих функциях эмпирических закономерностей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу репозитория UCI. В данной работе приводится развернутый пример использования базы данных репозитория UCI для оценки качества математических моделей, применяемых в АСК-анализе и его программном инструментарии системе искусственного интеллекта «Эйдос». При этом наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF4, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Достоверность модели составляет 0,916, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 70%. Для оценки достоверности моделей в АСК-анализе и системе «Эйдос» используется с F-критерий и его нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное проф.Е.В.Луценко (L-критерий) [11]. Также обращает на себя внимание, что статистические модели в данном приложении дают примерно на 21% более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, что, как правило, наблюдается и в других приложениях. Этим и оправдано применение моделей знаний.

На основе базы данных UCI, рассмотренной в данной работе, построить модели прогнозирования не с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Эйдос», а с применением других математических методов и реализующих их программных систем, то можно сопоставимо сравнить их качество.

Литература

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.
2. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрно- го университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.
4. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.
5. [Электронный ресурс]. Статья "baza dannix sotrudnikov": <http://allexcel.ru/gotovye-tablitsy-excel-besplatno>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. англ.
6. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.
7. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.
8. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.
9. Луценко Е.В. Прогнозирование количества и классов солнечных вспышек на основе их предыстории по данным репозитория UCI с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, А.Ю. Боровко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный

ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №10(104). С. 1309 – 1370. – IDA [article ID]: 1041410099. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/99.pdf>, 3,875 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

11. Луценко Е.В. Нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Луценко Е.В. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №09(123). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/09/pdf/01.pdf>, 1,813 у.п.л. – IDA [article ID]: 1231609001. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-123-001>

12. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

13. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

Literatura

1. Lucenko E.V. Metodika ispol'zovanija repozitorija UCI dlja ocenki kachestva matematicheskikh modelej sistem iskusstvennogo intellekta / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №02(002). S. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л.

2. Lucenko E.V. ASK-analiz, modelirovanie i identifikacija zhivyh sushhestv na osnove ih fenotipicheskikh priznakov / E.V. Lucenko, Ju.N. Penkina // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: Kub- GAU, 2014. – №06(100). S. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.

3. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy, tehnologija i instrumentarij avtomatizirovannogo sistemno-kognitivnogo analiza i vozmozhnosti ego primenenija dlja sopostavimoj ocenki jeffektivnosti vuzov / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarno- go universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: Kub- GAU, 2013. – №04(088). S. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.

4. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivnymi ob#ektami (sistemnaja teorija informacii i ee primenenie v issledovanii

jeconomicheskikh, social'no-psihologicheskikh, tehnologicheskikh i organizacionno-tehnicheskikh sistem): Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s.

5. [Jelektronnyj resurs]. Stat'ja "baza dannix sotrudnikov": <http://allexcel.ru/gotovyetabletsy-excel-besplatno,svobodnyj>. - Zagl. s jekrana. Jaz. ang.

6. Sajt professora E.V.Lucenko [Jelektronnyj resurs]. Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/>, svobodnyj. - Zagl. s jekrana. Jaz. rus.

7. Lucenko E.V. 30 let sisteme «Jejdos» – odnoj iz starejsih otechestvennyh universal'nyh sistem iskusstvennogo intellekta, shiroko primenjaemyh i razvivajushhhsja i v nastojashhee vremja / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №10(054). S. 48 – 77. – Shifr Informregistra: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 u.p.l.

8. Lucenko E.V. Universal'naja kognitivnaja analiticheskaja sistema «Jejdos- H++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2012. – №09(083). S. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 u.p.l.

9. Lucenko E.V. Prognozirovanie kolichestva i klassov solnechnyh vspyshek na osnove ih predystorii po dannym repozitorija UCI s primeneniem ASK-analiza i intellektual'noj sistemy «Jejdos» / E.V. Lucenko, A.Ju. Borovko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №10(104). S. 1309 – 1370. – IDA [article ID]: 1041410099. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/99.pdf>, 3,875 u.p.l.

10. Lucenko E.V. Modelirovanie slozhnyh mnogofaktornyh nelinejnyh ob#ektov upravlenija na osnove fragmentirovannyh zashumlennyh jempiricheskikh dannyh bol'shoj razmernosti v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 u.p.l.

11. Lucenko E.V. Nechetkoe mul'tiklassovoe obobshhenie klassicheskoy F-mery dostovernosti modelej Van Rizbergena v ASK-analize i sisteme «Jejdos» / Lucenko E.V. // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №09(123). – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/09/pdf/01.pdf>, 1,813 u.p.l. – IDA [article ID]: 1231609001. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-123-001>

12. Lucenko E.V. Kolichestvennyj avtomatizirovannyj SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual'noj sistemy «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №07(101). S. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 u.p.l.

13. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaja nechetkaja interval'naja matematika. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>