

УДК 004.8 (075.8)
ББК 32.965
JEL Code C45, C87, C88, D83, D87

ЗОЛОТОЕ СЕЧЕНИЕ В СВЕТЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО СИСТЕМНО-КОГНИТИВНОГО АНАЛИЗА И СИСТЕМНОЙ ТЕОРИИ ИНФОРМАЦИИ

Луценко Евгений Вениаминович,

Доктор экономических наук (08.00.13), кандидат технических наук (05.13.06), профессор

РИНЦ: https://www.elibrary.ru/author_profile.asp?id=123162

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2742-0502>

Web of Science ResearcherID S-8667-2018: <https://publons.com/researcher/1596347/eugene-lutsenko/>

Scopus: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=57188763047>

E-mail: prof.lutsenko@gmail.com

Home URL: <http://lc.kubagro.ru/>

Personal Blog: <https://www.researchgate.net/profile/Eugene-Lutsenko>

ФГБОУ ВО Кубанский государственный аграрный университет
350044, Россия, г. Краснодар, ул. Калинина, 13.

Введение

Писать о том, что такое золотое сечение, нет никакой необходимости, т.к. об этом написано очень и очень много [1-34].

По мнению автора, золотое сечение – это условие антирезонанса, т.е. минимального взаимодействия друг с другом, взаимосвязанных осцилляторов в сложной колебательной системе, т.е. по сути, это условие устойчивости сложных колебательных систем.

Об Автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) известно гораздо меньше. Если говорить очень коротко – это новый метод искусственного интеллекта, предложенный в профессором Е.В.Луценко в конце XX – начале XXI века [35-52]. Благодаря тому, что АСК-анализ имеет свой программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос» (открытое программное обеспечение), он представляет собой инновационный метод искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. с очень низким, практически нулевым, порогом входа новых разработчиков и пользователей как по их финансовым возможностям, так и по компетенциям в области искусственного интеллекта.

Интересно, что, что АСК-анализ имеет математический аппарат, основанный на системной теории информации (СТИ) (Луценко, 2002) [35-52], обеспечивающий численное нахождение как главного золотого сечения 1,618..., так большого количества дополнительных золотых сечений, количество которых зависит только от наличия вычислительных мощностей и времени расчетов.

В свете АСК-анализа и СТИ 1-е и последующие золотые сечения находятся из условия минимальной значимости описательных шкал для

прогнозирования значений классификационной шкалы. Значения всех шкал представляют собой гармонические колебания разных частот:

- классификационная шкала имеет частоту 1;
- описательные шкалы имеют разные частоты, очень незначительно отличающиеся друг от друга.

В данной работе мы и продемонстрируем, как это можно сделать.

Метод и программный инструментарий

В качестве метода поиска золотых сечений применим АСК-анализ и его программный инструментарий – интеллектуальную систему «Эйдос».

Существует много систем искусственного интеллекта. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос-X++» отличается от них следующими параметрами¹:

- является универсальной и может быть применена во многих предметных областях, т.к. разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>). Система «Эйдос» является автоматизированной системой, т.е. предполагает непосредственное участие человека в реальном времени при решении задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области (автоматические системы работают без такого участия человека);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt): открытая лицензия: [CC BY-SA 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) (<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>), и это означает, что ей могут пользоваться все, кто пожелает, без какого-либо дополнительного разрешения со стороны первичного правообладателя – автора системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко (отметим, что система «Эйдос» создана полностью с использованием только лицензионного инструментального программного обеспечения и на нее имеется 31 свидетельство РосПатента РФ);

- является одной из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта: «имеет нулевой порог входа» (есть акт внедрения системы «Эйдос» 1987 года) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

- реально работает, обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах

измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть);

- имеет «нулевой порог входа», содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных Эйдос-приложений (в настоящее время их 31 и 270, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

- поддерживает on-line среду накопления знаний и обмена ими, широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);

- обеспечивает мультязычную поддержку интерфейса на 51 языке. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA);

- обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение с использованием этих знаний задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

- хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции;

- вместо того, чтобы предъявлять к исходным данным практически неосуществимые требования (вроде нормальности распределения, абсолютной точности и полных повторностей всех сочетаний значений факторов и их полной независимости и аддитивности) автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) предлагает без какой-либо предварительной обработки осмыслить эти данные и тем самым преобразовать их в информацию, а затем преобразовать эту информацию в знания путем ее применения для достижения целей (т.е. для управления) и решения задач классификации, поддержки принятия решений и содержательного эмпирического исследования моделируемой предметной области.

В чем сила подхода, реализованного в системе Эйдос? В том, что она реализует подход, эффективность которого не зависит от того, что мы думаем о предметной области и думаем ли вообще. Она формирует модели непосредственно на основе эмпирических данных, а не на основе наших представлений о механизмах реализации закономерностей в этих данных. Именно поэтому Эйдос-модели эффективны даже если наши представления о предметной области ошибочны или вообще отсутствуют.

В этом и слабость этого подхода, реализованного в системе Эйдос. Модели системы Эйдос - это феноменологические модели, отражающие эмпирические закономерности в фактах обучающей выборки, т.е. они не отражают причинно-следственного механизма детерминации, а только сам факт и характер детерминации. Содержательное объяснение этих эмпирических закономерностей формулируется уже на теоретическом уровне познания в теоретических научных законах.

*The Eidos-X++ system differs from other artificial intelligence systems in the following parameters:

*- it was developed in a universal setting, independent of the subject area. Therefore, it is universal and can be applied in many subject areas (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>);

*- it is in full open free access (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm) and has all the relevant source texts (http://lc.kubagro.ru/_AidosALL.txt);

*- it is one of the first domestic systems of artificial intelligence of the personal level, i.e. it does not take special training in the field of technologies of artificial intelligence from the user (there is an act of introduction of system "Eidos" in 1987) (<http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>);

*- it provides stable identification in a comparable form of strength and direction of cause-effect relationships in incomplete noisy interdependent (nonlinear) data of very large dimension of numerical and non-numerical nature, measured in different types of scales (nominal, ordinal and numerical) and in different units of measurement (i.e. does not impose strict requirements to the data that cannot be performed, and processes the data that can);

*- it contains a large number of local (supplied with the installation) and cloud educational and scientific applications (currently 31 and 270 (http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/WebAppls.htm), respectively) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

*- it supports on-line environment of knowledge accumulation and is widely used all over the world (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>);

*- it provides multilingual interface support in 51 languages. The language databases are included in the installation and can be replenished automatically;

*- the most time-consuming, computationally, are the operations of the synthesis models and implements recognition using graphic processing unit (GPU) where some tasks can only support up to several thousand times; the solution of these tasks is intelligent processing of big data, big information and big knowledge;

*- it provides transformation of the initial empirical data into information, and its knowledge and solution using this knowledge of classification problems, decision support and research of the subject area by studying its system-cognitive model, generating a very large number of tabular and graphical output forms (development of cognitive graphics), many of which have no analogues in other systems (examples of forms can be found in: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos18_LLS/aidos18_LLS.pdf);

*- it well imitates the human style of thinking: gives the results of the analysis, understandable to experts according to their experience, intuition and professional competence.

*- instead of making almost impossible demands on the source data (such as the normality of distribution, absolute accuracy and complete repetitions of all combinations of factor values and their complete independence and additivity), the automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) offers to process this data without any preliminary processing and thereby transform it into information, and then transform this information into knowledge by applying it to achieve goals (i.e. for the management) and solving problems of classification, decision support, and meaningful empirical research of the domain being modeled.

*What is the strength of the approach implemented in Eidos system? The strength is implementing an approach whose effectiveness does not depend on what we think about the subject area or whether we think at all. It generates models directly based on empirical data, rather than based on our understanding of the mechanisms for implementing

patterns in this data. This is why Eidos models are effective, even if our understanding of the subject area is incorrect or totally absent.

*And this as well is the weakness of this approach implemented in Eidos system. Models of the Eidos system are phenomenological models, i.e. they do not reflect the mechanisms of determination, but only the fact and nature of determination.

В разработке системы «Эйдос» были следующие этапы:

1-й этап, «подготовительный»: 1979-1992 годы. Математическая модель системы "Эйдос" разработана в 1979 и впервые прошла экспериментальную апробацию в 1981 году (первый расчет на компьютере на основе модели). С 1981 по 1992 система "Эйдос" неоднократно реализовалась на платформе Wang (на компьютерах Wang-2200C). В 1987 году впервые получен [акт внедрения](#) на одну из ранних версий системы «Эйдос», реализованную в среде персональной технологической системы «Вега-М» разработки автора (см.2-й акт).

2-й этап, «эра IBM PC и MS DOS»: 1992-2012 годы. Для IBM-совместимых персональных компьютеров система "Эйдос" впервые реализована на языках CLIPPER-87 и CLIPPER-5.01 (5.02) в 1992 году, а в 1994 году уже были получены [свидетельства РосПатента](#), первые в Краснодарском крае и, возможно, в России на системы искусственного интеллекта (слева приведена титульная видеограмма финальной DOS-версии системы «Эйдос-12.5», июнь 2012 года). С тех пор и до настоящего времени система непрерывно совершенствуется на IBM PC.

3-й этап, «эра MS Windows xp, 8, 7: 2012-2020 годы. С июня 2012 по 14.12.2020 система «Эйдос» развивалась на языке [Аляска-1.9](#) + [Экспресс++](#) + библиотека для работы с Internet xb2net. Система «Эйдос-X1.9» хорошо работала на всех версиях MS Windows кроме Windows-10, которая требовала специальной настройки. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решение этих задач в несколько тысяч раз, что реально обеспечивает интеллектуальную обработку больших данных, большой информации и больших знаний (графический процессор должен быть на чипсете NVIDIA). Финальная версия системы «Эйдос-X1.9» зафиксирована в [Яндекс-облаке](#).

4-й этап, «эра MS Windows-10: с 2020 года по настоящее время. С 13.12.2020 года по настоящее время система «Эйдос» развивается на языке [Аляска-2.0](#) + [Экспресс++](#). Библиотека xb2net в ней больше не используется, т.к. все возможности работы с Internet входят в [базовые возможности языка программирования](#). Но главное, что автор и разработчик системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко вплотную занялся разработкой системы «Эйдос» на языке C# (Visual Studio | C#).

Суть метода АСК-анализа и основа инструментальной работы системы «Эйдос» состоит в последовательном повышении степени формализации модели и преобразовании исходных данных в информацию, а ее в знания и решении на основе этих знаний задач идентификации (распознавания, классификации и прогнозирования), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем изучения ее модели (рис. 1 и 2):

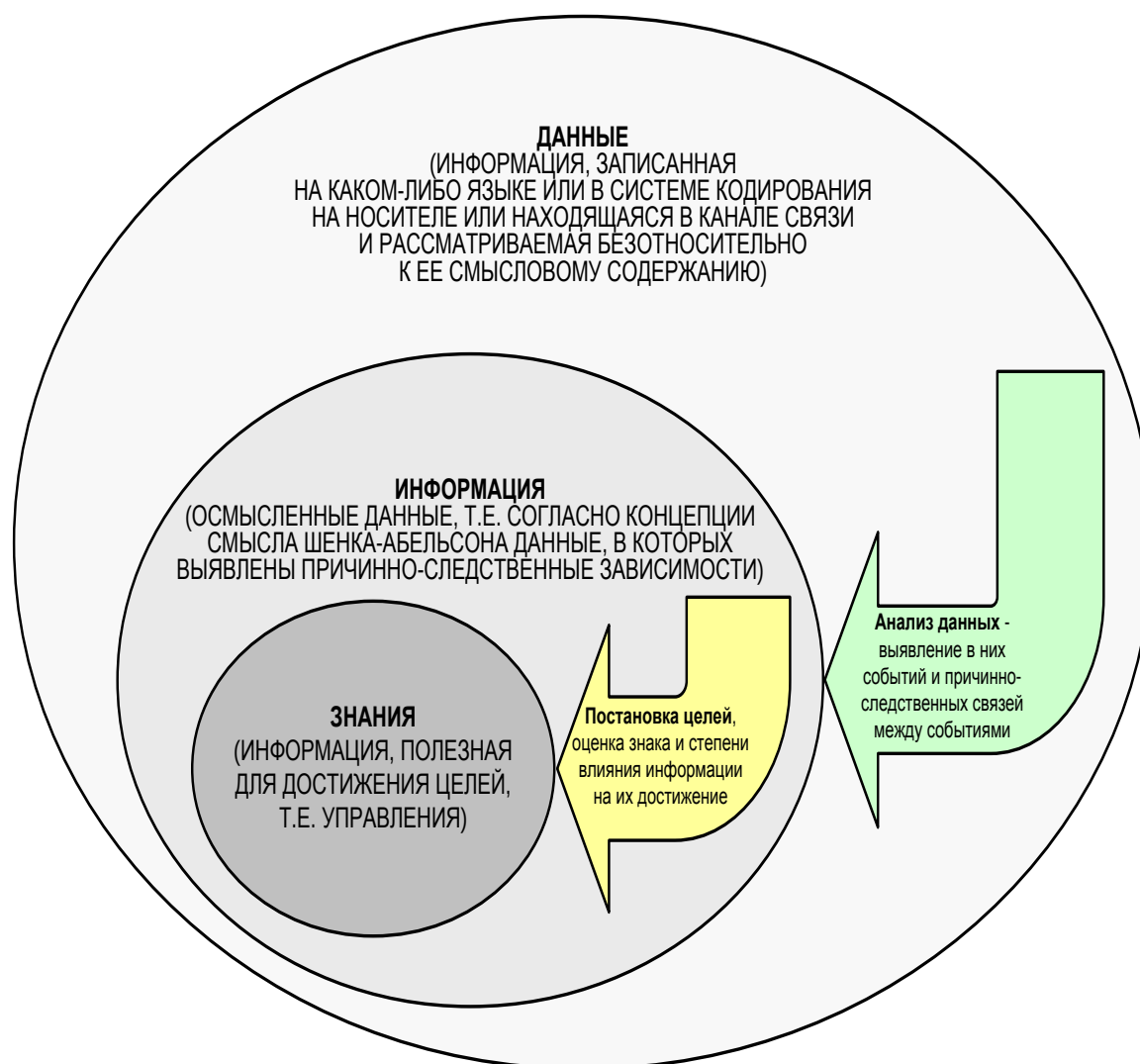


Рис. 1. Соотношение понятий: «Данные», «Информация», «Знания»

**Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»,
повышение уровня системности данных, информации и знаний,
повышение уровня системности моделей**

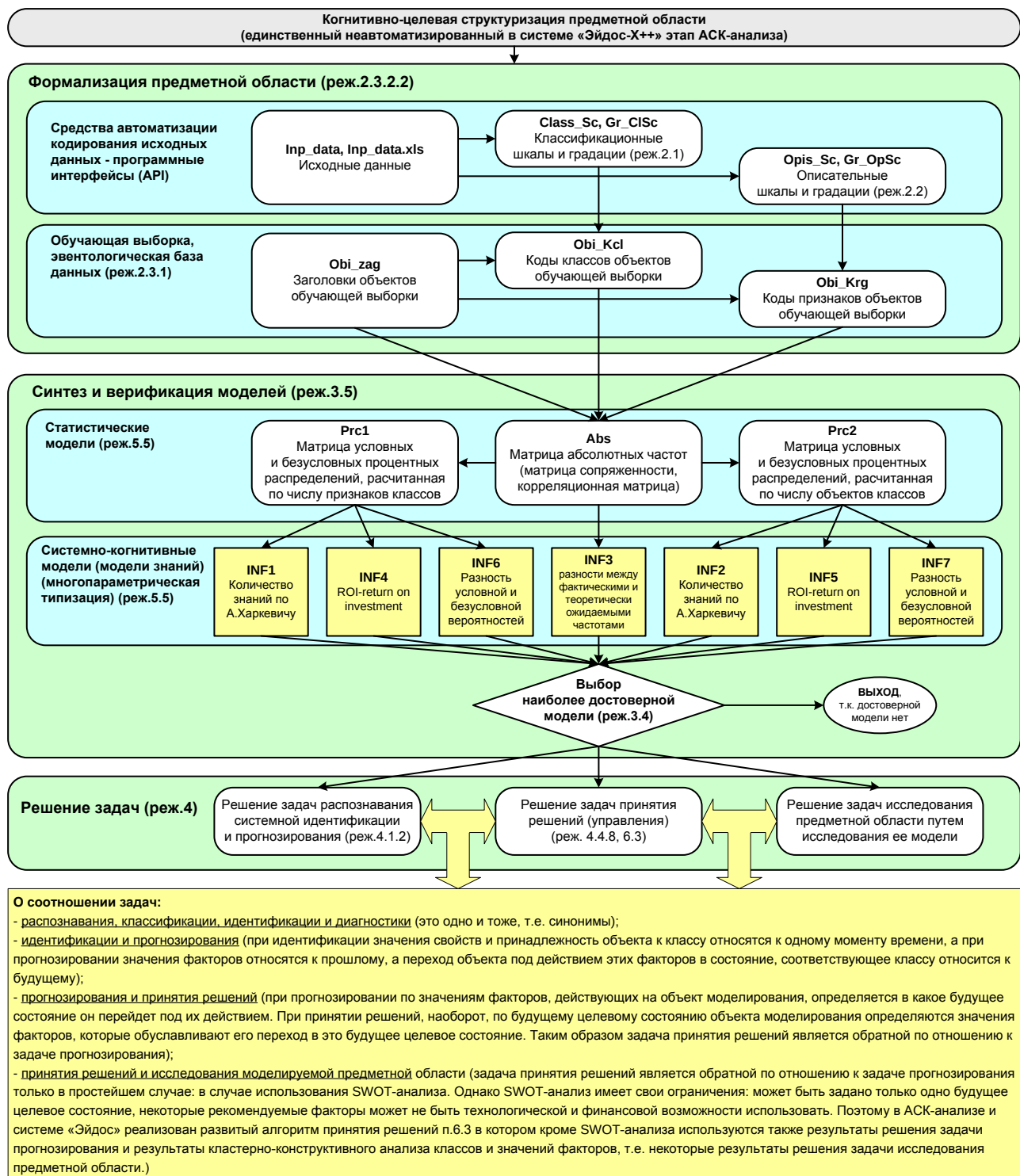


Рис. 2. Логика синтеза модели и решения задач в системе «Эйдос»

АСК-анализ и система «Эйдос» обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и

в различных единицах измерения (т.е. не предъявляет жестких требований к данным, которые невозможно выполнить, а обрабатывает те данные, которые есть).

Далее рассмотрим реальный численный пример применения АСК-анализа и системы «Эйдос» для поиска золотых сечений.

Поиск золотых сечений путем применения АСК-анализа и системы «Эйдос»

АСК-анализ имеет следующие этапы [35-52]:

1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области.
2. Формализация предметной области (конструирование классификационных и описательных шкал и градаций и подготовка обучающей выборки).
3. Синтез моделей предметной области¹.
4. Оценка достоверности (верификация) системы моделей предметной области.
5. Повышение достоверности системы моделей, в т. ч. адаптация и пересинтез этих моделей.
6. Решение задач идентификации, прогнозирования и поддержки принятия решений.
7. Исследование объекта моделирования (процесса, явления) путем исследования его моделей: кластерно-конструктивный анализ классов и факторов; содержательное сравнение классов факторов; изучение системы детерминации состояний моделируемого объекта, нелокальные нейроны и интерпретируемые нейронные сети прямого счета; построение классических когнитивных моделей (когнитивных карт); построение интегральных когнитивных моделей (интегральных когнитивных карт), когнитивные функции.

Рассмотрим подробнее выполнение этапов АСК-анализа.

На этапе когнитивно-целевой структуризации предметной области разработчик интеллектуального приложения решает, что он собирается прогнозировать и на основе каких данных. В задаче, решаемой в данной статье, на основе значений большого количества гармонических колебаний разных плавно изменяющихся частот необходимо идентифицировать значение исходного гармонического колебания с частотой 1.

На этапе формализации предметной области сначала должны быть сконструированы классификационные и описательные шкалы и градации, а затем с их использованием должны быть закодированы исходные данные, в результате чего будут получены база событий и обучающая (тренировочная)

¹ В настоящее время система «Эйдос» обеспечивает поддержку 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей.

выборка. Эти базы, по сути, представляют собой нормализованные базы исходных данных.

Таблица 1 – исходные данные (фрагмент)

Градусы	W-1,00	W-1,01	W-1,02	W-1,03	W-1,04	W-1,05	W-1,06	W-1,07	W-1,08	W-1,09	W-1,10	W-1,11	W-1,12	W-1,13	W-1,14	W-1,15	W-1,16	W-1,17
0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
1,00	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02
2,00	0,03	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04	0,04
3,00	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,05	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06	0,06
4,00	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,07	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08	0,08
5,00	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,09	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10
6,00	0,10	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,11	0,12	0,12	0,12	0,12	0,12	0,12	0,12
7,00	0,12	0,12	0,12	0,13	0,13	0,13	0,13	0,13	0,13	0,13	0,13	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14
8,00	0,14	0,14	0,14	0,14	0,14	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,15	0,16	0,16	0,16	0,16	0,16	0,16
9,00	0,16	0,16	0,16	0,16	0,16	0,16	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	0,18	0,18	0,18	0,18	0,18	0,18
10,00	0,17	0,18	0,18	0,18	0,18	0,18	0,18	0,19	0,19	0,19	0,19	0,19	0,19	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20
11,00	0,19	0,19	0,19	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20	0,21	0,21	0,21	0,21	0,21	0,22	0,22	0,22	0,22	0,22
12,00	0,21	0,21	0,21	0,21	0,22	0,22	0,22	0,22	0,22	0,23	0,23	0,23	0,23	0,23	0,24	0,24	0,24	0,24
13,00	0,22	0,23	0,23	0,23	0,23	0,24	0,24	0,24	0,24	0,24	0,25	0,25	0,25	0,25	0,26	0,26	0,26	0,26
14,00	0,24	0,24	0,25	0,25	0,25	0,25	0,26	0,26	0,26	0,26	0,27	0,27	0,27	0,27	0,27	0,28	0,28	0,28
15,00	0,26	0,26	0,26	0,27	0,27	0,27	0,27	0,28	0,28	0,28	0,28	0,29	0,29	0,29	0,29	0,30	0,30	0,30
16,00	0,28	0,28	0,28	0,28	0,29	0,29	0,29	0,29	0,30	0,30	0,30	0,31	0,31	0,31	0,31	0,32	0,32	0,32
17,00	0,29	0,30	0,30	0,30	0,30	0,31	0,31	0,31	0,31	0,32	0,32	0,32	0,33	0,33	0,33	0,33	0,34	0,34
18,00	0,31	0,31	0,31	0,32	0,32	0,32	0,33	0,33	0,33	0,34	0,34	0,34	0,34	0,35	0,35	0,35	0,36	0,36
19,00	0,33	0,33	0,33	0,33	0,34	0,34	0,34	0,35	0,35	0,35	0,36	0,36	0,36	0,37	0,37	0,37	0,38	0,38
20,00	0,34	0,35	0,35	0,35	0,36	0,36	0,36	0,36	0,37	0,37	0,37	0,38	0,38	0,38	0,39	0,39	0,39	0,40
21,00	0,36	0,36	0,37	0,37	0,37	0,38	0,38	0,38	0,39	0,39	0,39	0,40	0,40	0,40	0,41	0,41	0,41	0,42
22,00	0,37	0,38	0,38	0,39	0,39	0,39	0,40	0,40	0,40	0,41	0,41	0,41	0,42	0,42	0,42	0,43	0,43	0,43
23,00	0,39	0,39	0,40	0,40	0,41	0,41	0,41	0,42	0,42	0,42	0,43	0,43	0,43	0,44	0,44	0,45	0,45	0,45
24,00	0,41	0,41	0,41	0,42	0,42	0,43	0,43	0,43	0,44	0,44	0,44	0,45	0,45	0,46	0,46	0,46	0,47	0,47
25,00	0,42	0,43	0,43	0,43	0,44	0,44	0,45	0,45	0,45	0,46	0,46	0,47	0,47	0,47	0,48	0,48	0,48	0,49
26,00	0,44	0,44	0,45	0,45	0,45	0,46	0,46	0,47	0,47	0,47	0,48	0,48	0,49	0,49	0,49	0,50	0,50	0,51
27,00	0,45	0,46	0,46	0,47	0,47	0,47	0,48	0,48	0,49	0,49	0,50	0,50	0,50	0,51	0,51	0,52	0,52	0,52
28,00	0,47	0,47	0,48	0,48	0,49	0,49	0,50	0,50	0,50	0,51	0,51	0,52	0,52	0,52	0,53	0,53	0,54	0,54
29,00	0,48	0,49	0,49	0,50	0,50	0,51	0,51	0,52	0,52	0,52	0,53	0,53	0,54	0,54	0,55	0,55	0,55	0,56
30,00	0,50	0,50	0,51	0,51	0,52	0,52	0,53	0,53	0,54	0,54	0,54	0,55	0,55	0,56	0,56	0,57	0,57	0,58
31,00	0,52	0,52	0,52	0,53	0,53	0,54	0,54	0,55	0,55	0,56	0,56	0,57	0,57	0,57	0,58	0,58	0,59	0,59
32,00	0,53	0,53	0,54	0,54	0,55	0,55	0,56	0,56	0,57	0,57	0,58	0,58	0,59	0,59	0,59	0,60	0,60	0,61
33,00	0,54	0,55	0,55	0,56	0,56	0,57	0,57	0,58	0,58	0,59	0,59	0,60	0,60	0,61	0,61	0,61	0,62	0,62
34,00	0,56	0,56	0,57	0,57	0,58	0,58	0,59	0,59	0,60	0,60	0,61	0,61	0,62	0,62	0,63	0,63	0,64	0,64
35,00	0,57	0,58	0,58	0,59	0,59	0,60	0,60	0,61	0,61	0,62	0,62	0,63	0,63	0,64	0,64	0,65	0,65	0,66
36,00	0,59	0,59	0,60	0,60	0,61	0,61	0,62	0,62	0,63	0,63	0,64	0,64	0,65	0,65	0,66	0,66	0,67	0,67
37,00	0,60	0,61	0,61	0,62	0,62	0,63	0,63	0,64	0,64	0,65	0,65	0,66	0,66	0,67	0,67	0,68	0,68	0,69
38,00	0,62	0,62	0,63	0,63	0,64	0,64	0,65	0,65	0,66	0,66	0,67	0,67	0,68	0,68	0,69	0,69	0,70	0,70
39,00	0,63	0,63	0,64	0,65	0,65	0,66	0,66	0,67	0,67	0,68	0,68	0,69	0,69	0,70	0,70	0,71	0,71	0,71
40,00	0,64	0,65	0,65	0,66	0,66	0,67	0,67	0,68	0,68	0,69	0,69	0,70	0,70	0,71	0,71	0,72	0,72	0,73
41,00	0,66	0,66	0,67	0,67	0,68	0,68	0,69	0,69	0,70	0,70	0,71	0,71	0,72	0,72	0,73	0,73	0,74	0,74
42,00	0,67	0,67	0,68	0,69	0,69	0,70	0,70	0,71	0,71	0,72	0,72	0,73	0,73	0,74	0,74	0,75	0,75	0,76
43,00	0,68	0,69	0,69	0,70	0,70	0,71	0,71	0,72	0,72	0,73	0,73	0,74	0,75	0,75	0,75	0,76	0,76	0,77
44,00	0,69	0,70	0,71	0,71	0,72	0,72	0,73	0,73	0,74	0,74	0,75	0,75	0,76	0,76	0,77	0,77	0,78	0,78
45,00	0,71	0,71	0,72	0,72	0,73	0,73	0,74	0,74	0,75	0,76	0,76	0,77	0,77	0,78	0,78	0,79	0,79	0,79
46,00	0,72	0,72	0,73	0,74	0,74	0,75	0,75	0,76	0,76	0,77	0,77	0,78	0,78	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81
47,00	0,73	0,74	0,74	0,75	0,75	0,76	0,76	0,77	0,77	0,78	0,78	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81	0,81	0,82
48,00	0,74	0,75	0,75	0,76	0,77	0,77	0,78	0,78	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81	0,81	0,82	0,82	0,83	0,83
49,00	0,75	0,76	0,77	0,77	0,78	0,78	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81	0,81	0,82	0,82	0,83	0,83	0,84	0,84
50,00	0,77	0,77	0,78	0,78	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81	0,81	0,82	0,82	0,83	0,83	0,84	0,84	0,85	0,85
51,00	0,78	0,78	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81	0,81	0,82	0,83	0,83	0,83	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,86
52,00	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81	0,82	0,82	0,83	0,83	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87	0,87	0,87
53,00	0,80	0,80	0,81	0,82	0,82	0,83	0,83	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87	0,87	0,88	0,88	0,88
54,00	0,81	0,81	0,82	0,83	0,83	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87	0,87	0,88	0,88	0,89	0,89	0,89
55,00	0,82	0,82	0,83	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87	0,87	0,88	0,88	0,88	0,89	0,89	0,90	0,90
56,00	0,83	0,83	0,84	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87	0,87	0,87	0,88	0,88	0,89	0,89	0,90	0,90	0,91	0,91
57,00	0,84	0,84	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87	0,87	0,88	0,88	0,89	0,89	0,90	0,90	0,91	0,91	0,91	0,92
58,00	0,85	0,85	0,86	0,86	0,87	0,87	0,88	0,88	0,89	0,89	0,90	0,90	0,91	0,91	0,91	0,92	0,92	0,93
59,00	0,86	0,86	0,87	0,87	0,88	0,88	0,89	0,89	0,90	0,90	0,91	0,91	0,91	0,92	0,92	0,93	0,93	0,93

60,00	0,87	0,87	0,88	0,88	0,89	0,89	0,90	0,90	0,90	0,91	0,91	0,92	0,92	0,93	0,93	0,93	0,94	0,94
-------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------	------

Отметим, что сама формализация предметной области в системе «Эйдос» полностью автоматизирована и выполняется универсальным программным интерфейсом импорта данных из внешних источников данных (API) в специальном режиме, что является важным достоинством системы «Эйдос» (рис. 3).

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-X++"

Автоматическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☐ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла

☒ XLSX- MS Excel-2007(2010) Стандарт XLSX-файла

☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла

☐ CSV - CSV => DBF конвертер Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных

☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных

☐ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?

Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:

Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:

Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")

☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

☐ Равные интервалы с разным числом наблюдений

☒ Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

☒ Не применять сценарный метод АСК-анализа

☐ Применить сценарный метод АСК-анализа

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

Значения полей текстовых классификационных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

☒ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")

☐ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok Cancel

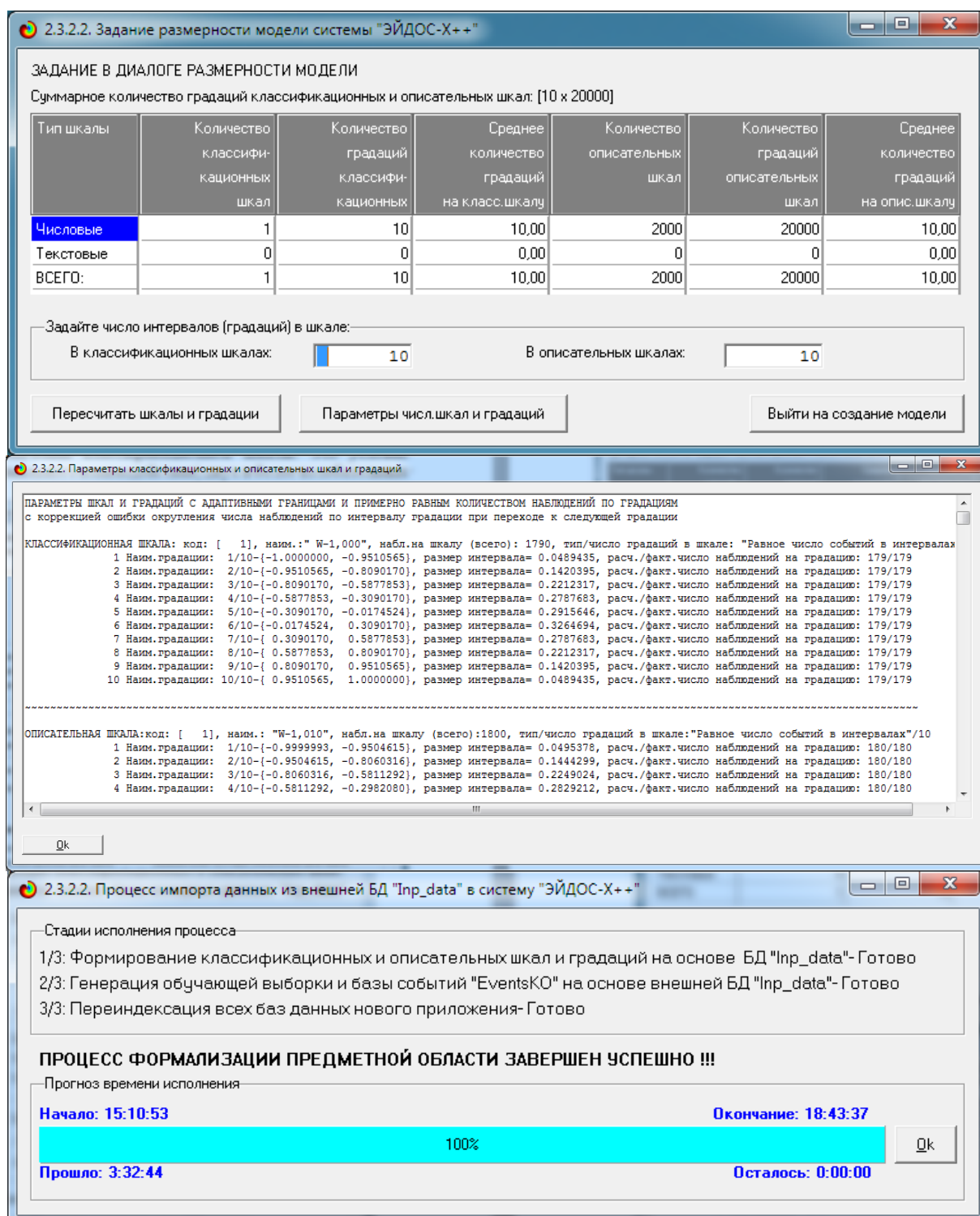


Рис. 3. Экранные формы универсального программного интерфейса импорта данных из внешних источников данных (API) (режим 2.3.2.2) в системе «Эйдос»

Из-за ограниченности объема данной работы в таблице 1 приведен лишь небольшой фрагмент исходных данных. В полном объеме исходные данные размещены на ftp-сервере системы «Эйдос» по адресу: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/Applications-000271/Inp_data.xlsx.

Отметим, что экранные формы, приведенные в данной работе, получены на расширенном варианте исходных данных, которые не могут быть размещены в Эйдос-облаке из-за ограничений хостинга.

Желтым фоном в таблице 1 выделена классификационная шкала с градациями по классам, обобщенные образы которых формируются в модели.

Формализация предметной области включает разработку классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 2 и 3) и кодирование с их помощью исходных данных, в результате чего формируется обучающая выборка (таблица 4, рис. 4).

Таблица 2 – Классификационные шкалы и градации

Код	Наименование
1	W-1,000-1/10-{-1.0000000, -0.9510565}
2	W-1,000-2/10-{-0.9510565, -0.8090170}
3	W-1,000-3/10-{-0.8090170, -0.5877853}
4	W-1,000-4/10-{-0.5877853, -0.3090170}
5	W-1,000-5/10-{-0.3090170, -0.0174524}
6	W-1,000-6/10-{-0.0174524, 0.3090170}
7	W-1,000-7/10-{0.3090170, 0.5877853}
8	W-1,000-8/10-{0.5877853, 0.8090170}
9	W-1,000-9/10-{0.8090170, 0.9510565}
10	W-1,000-10/10-{0.9510565, 1.0000000}

Таблица 3 – Описательные шкалы и градации (фрагмент)

KOD_ATR	NAME_ATR
1	W-1,010-1/10-{-0.9999993, -0.9504615}
2	W-1,010-2/10-{-0.9504615, -0.8060316}
3	W-1,010-3/10-{-0.8060316, -0.5811292}
4	W-1,010-4/10-{-0.5811292, -0.2982080}
5	W-1,010-5/10-{-0.2982080, 0.0144857}
6	W-1,010-6/10-{0.0144857, 0.2973749}
7	W-1,010-7/10-{0.2973749, 0.5798501}
8	W-1,010-8/10-{0.5798501, 0.8051009}
9	W-1,010-9/10-{0.8051009, 0.9499721}
10	W-1,010-10/10-{0.9499721, 0.9999999}
11	W-1,020-1/10-{-0.9999863, -0.9507324}
12	W-1,020-2/10-{-0.9507324, -0.8046866}
13	W-1,020-3/10-{-0.8046866, -0.5767175}
14	W-1,020-4/10-{-0.5767175, -0.2900341}
15	W-1,020-5/10-{-0.2900341, 0.0251301}
16	W-1,020-6/10-{0.0251301, 0.3169736}
17	W-1,020-7/10-{0.3169736, 0.5732905}
18	W-1,020-8/10-{0.5732905, 0.8015670}
19	W-1,020-9/10-{0.8015670, 0.9490961}
20	W-1,020-10/10-{0.9490961, 1.0000000}
21	W-1,030-1/10-{-0.9999970, -0.9488760}
22	W-1,030-2/10-{-0.9488760, -0.7992653}
23	W-1,030-3/10-{-0.7992653, -0.5666939}
24	W-1,030-4/10-{-0.5666939, -0.2753018}
25	W-1,030-5/10-{-0.2753018, 0.0436194}
26	W-1,030-6/10-{0.0436194, 0.3313379}
27	W-1,030-7/10-{0.3313379, 0.5884910}
28	W-1,030-8/10-{0.5884910, 0.7986355}
29	W-1,030-9/10-{0.7986355, 0.9476570}
30	W-1,030-10/10-{0.9476570, 0.9999990}
31	W-1,040-1/10-{-0.9999990, -0.9475455}
32	W-1,040-2/10-{-0.9475455, -0.7948385}
33	W-1,040-3/10-{-0.7948385, -0.5580348}
34	W-1,040-4/10-{-0.5580348, -0.2621892}
35	W-1,040-5/10-{-0.2621892, 0.0586095}
36	W-1,040-6/10-{0.0586095, 0.3472630}
37	W-1,040-7/10-{0.3472630, 0.6057107}
38	W-1,040-8/10-{0.6057107, 0.8122872}
39	W-1,040-9/10-{0.8122872, 0.9470983}
40	W-1,040-10/10-{0.9470983, 1.0000000}
41	W-1,050-1/10-{-1.0000000, -0.9469301}

42	W-1,050-2/10-{-0.9469301, -0.7917569}
43	W-1,050-3/10-{-0.7917569, -0.5512091}
44	W-1,050-4/10-{-0.5512091, -0.2512248}
45	W-1,050-5/10-{-0.2512248, 0.0732382}
46	W-1,050-6/10-{0.0732382, 0.3632512}
47	W-1,050-7/10-{0.3632512, 0.6211478}
48	W-1,050-8/10-{0.6211478, 0.8256062}
49	W-1,050-9/10-{0.8256062, 0.9550199}
50	W-1,050-10/10-{0.9550199, 1.0000000}
***	***
19991	W-21,000-1/10-{-1.0000000, -0.9510565}
19992	W-21,000-2/10-{-0.9510565, -0.8090170}
19993	W-21,000-3/10-{-0.8090170, -0.5877853}
19994	W-21,000-4/10-{-0.5877853, -0.3090170}
19995	W-21,000-5/10-{-0.3090170, -0.0000001}
19996	W-21,000-6/10-{-0.0000001, 0.3090170}
19997	W-21,000-7/10-{0.3090170, 0.5877853}
19998	W-21,000-8/10-{0.5877853, 0.8090170}
19999	W-21,000-9/10-{0.8090170, 0.9510565}
20000	W-21,000-10/10-{0.9510565, 1.0000000}

Таблица 4 – Обучающая выборка (фрагмент)

NAME	OBJ	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19
0		6	5	15	25	35	45	55	65	75	85	95	105	115	125	135	145	155	165
1		6	6	15	25	35	45	55	65	75	85	95	105	115	125	135	145	155	165
2		6	6	16	25	35	45	55	65	75	85	95	105	115	125	135	145	155	166
3		6	6	16	26	35	45	55	65	75	85	95	105	115	125	135	145	156	166
4		6	6	16	26	36	45	55	65	75	85	95	105	115	125	136	146	156	166
5		6	6	16	26	36	46	56	65	75	85	95	105	115	126	136	146	156	166
6		6	6	16	26	36	46	56	66	75	85	95	105	116	126	136	146	156	166
7		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
8		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
9		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
10		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
11		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
12		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
13		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
14		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
15		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
16		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	166
17		6	6	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	156	167
18		6	7	16	26	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	136	146	157	167
19		7	7	17	27	36	46	56	66	76	86	96	106	116	126	137	147	157	167
20		7	7	17	27	37	46	56	66	76	86	96	106	116	127	137	147	157	167
21		7	7	17	27	37	47	56	66	76	86	96	106	117	127	137	147	157	167
22		7	7	17	27	37	47	57	67	76	86	97	107	117	127	137	147	157	167
23		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
24		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
25		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
26		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
27		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
28		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
29		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
30		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
31		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	167
32		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	157	168
33		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	137	147	158	168
34		7	7	17	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	127	138	148	158	168
35		7	7	18	27	37	47	57	67	77	87	97	107	117	128	138	148	158	168
36		7	8	18	28	38	47	57	67	77	87	97	107	118	128	138	148	158	168
37		8	8	18	28	38	48	57	67	77	87	98	108	118	128	138	148	158	168
38		8	8	18	28	38	48	58	67	77	88	98	108	118	128	138	148	158	168
39		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
40		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
41		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
42		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
43		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
44		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
45		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
46		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	168
47		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	158	169
48		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	138	148	159	169
49		8	8	18	28	38	48	58	68	78	88	98	108	118	128	139	149	159	169

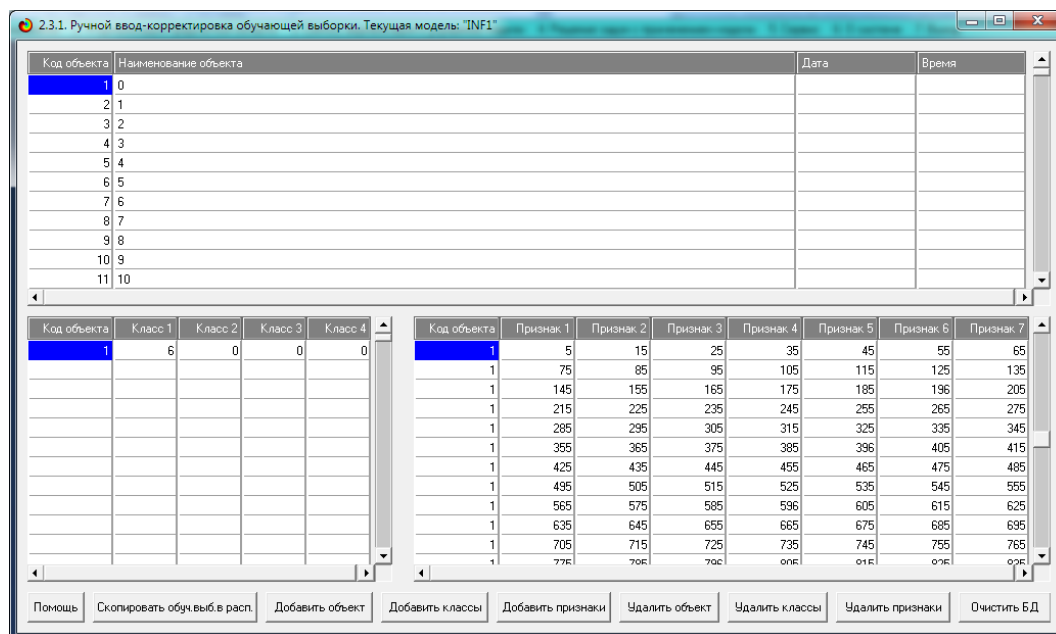
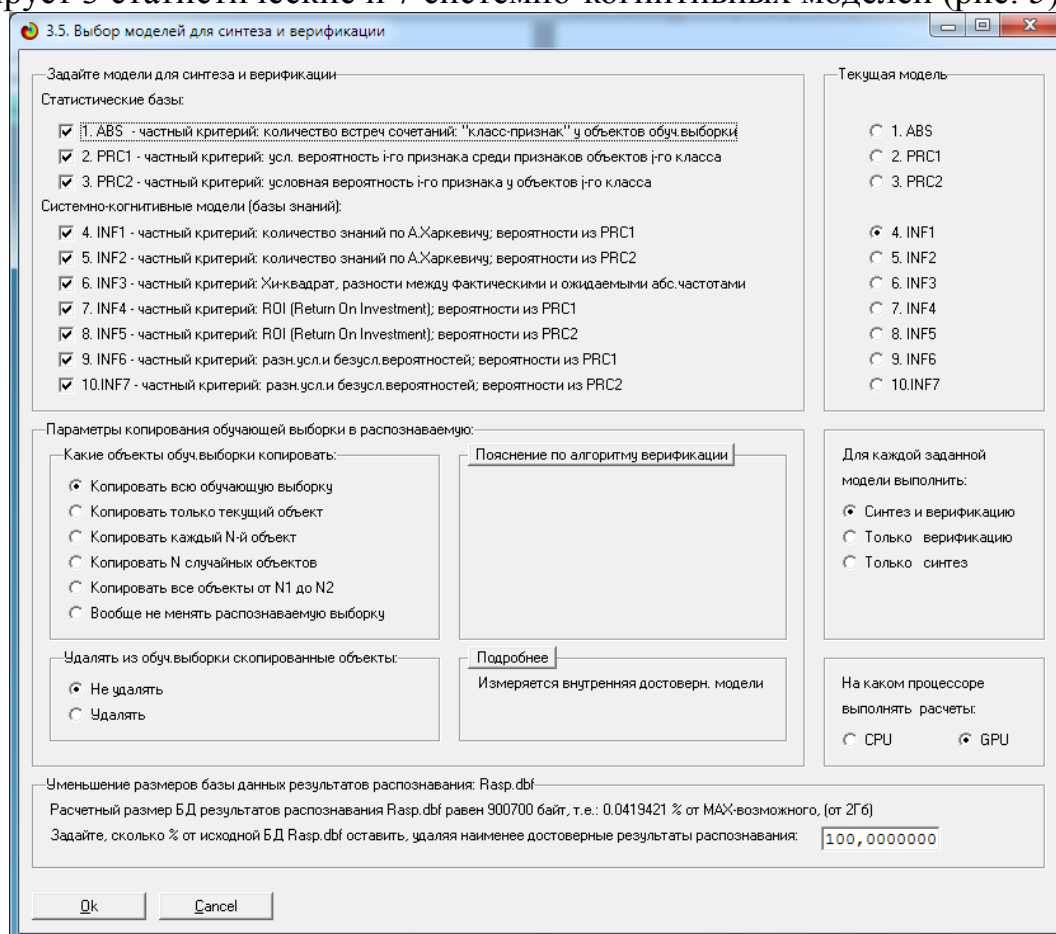


Рис. 4. Обучающая выборка в системе «Эйдос» (фрагмент)

Результаты формализации предметной области создают все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: этапа синтеза и верификации моделей.

На этапе синтеза системы моделей предметной области система «Эйдос» генерирует 3 статистические и 7 системно-когнитивных моделей (рис. 5).



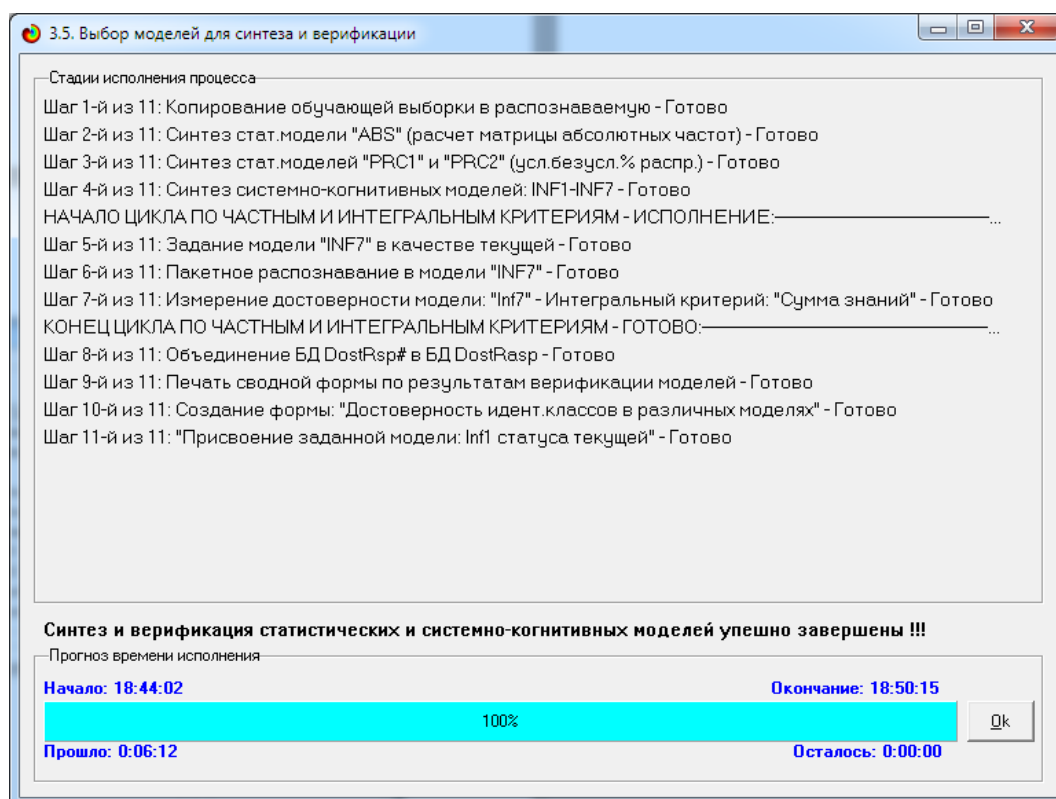


Рис. 5. Экранные формы режима синтеза и верификации моделей

При выполнении этого режима непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (табл. 5), на основе которой формируются матрицы условных и безусловных процентных распределений (табл. 6).

Таблица 5 – Матрица абсолютных частот

		Классы					Сумма
		1	...	j	...	w	
Значения факторов	1	N_{11}		N_{1j}		N_{1w}	
	...						
	i	N_{i1}		N_{ij}		N_{iw}	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^w N_{ij}$
	...						
	m	N_{m1}		N_{mj}		N_{mw}	
Суммарное количество Признаков по классу				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^M N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^w N_{\Sigma j}$

Таблица 6 – Матрица условных и безусловных процентных распределений

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	j	...	w	
Значения факторов	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1w}	
	...						
	i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iw}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	m	P_{m1}		P_{mj}		P_{mw}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Уточним, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений:

1-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу;

2-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

На основе табл. 5 или 6 с использованием частных критериев, приведенных в табл. 7 рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (табл. 8).

Таблица 7 – Различные аналитические формы частных критериев знаний

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот	---	N_{ij}
PRC1 , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
PRC2 , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$

признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак		
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{N_{ij}N}{N_iN_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_iN_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_iN_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_iN_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

N_{ij} – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра;

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

N_i – количество встреч i -м значения прошлого параметра по всей выборке;

N_j – количество встреч j -го значения будущего параметра по всей выборке;

N – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра по всей выборке.

I_{ij} – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j -му значению будущего параметра;

Ψ – нормировочный коэффициент [39], преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

P_i – безусловная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;

P_{ij} – условная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра при j -м значении будущего параметра.

Таблица 8 – Матрица системно-когнитивной модели системы «Эйдос»

		Классы					Значимость фактора
		1	...	j	...	W	
Значения факторов	1	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
	...						
	i	I_{i1}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
	...						
Значения факторов	M	I_{M1}		I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
	...						
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

В табл. 9, 10 и 11 приведены примеры некоторых созданных моделей.

Матрица абсолютных частот ABS (фрагмент)

Матрица условных и безусловных процентных распределений PRC2 (фрагмент)

Матрица системно-когнитивной модели INF1 (фрагмент)

Матрица системно-когнитивной модели INF3 (фрагмент)

Следующий этап: Оценка достоверности (верификация) моделей предметной области осуществляется путем решения задачи идентификации объектов обучающей выборки с использованием двух интегральных критериев: 1) сумма знаний; 2) семантический резонанс знаний.

1-й интегральный критерий «Сумма знаний» представляет собой суммарное количество знаний, содержащееся в системе значений факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний:

$$I_j = (\vec{I}_{ij}, \vec{L}_i). \quad (1)$$

В выражении (1) круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i, \quad (2)$$

где M – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j -го класса;

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта (массив–локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где: } n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n , если он присутствует у объекта с интенсивностью n , т.е. представлен n раз.

2-й интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой нормированное суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний и имеет вид:

$$I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j) (L_i - \bar{L}), \quad (3)$$

где M – количество градаций описательных шкал (признаков);

$\bar{I}_j$ – средняя информативность по вектору класса;

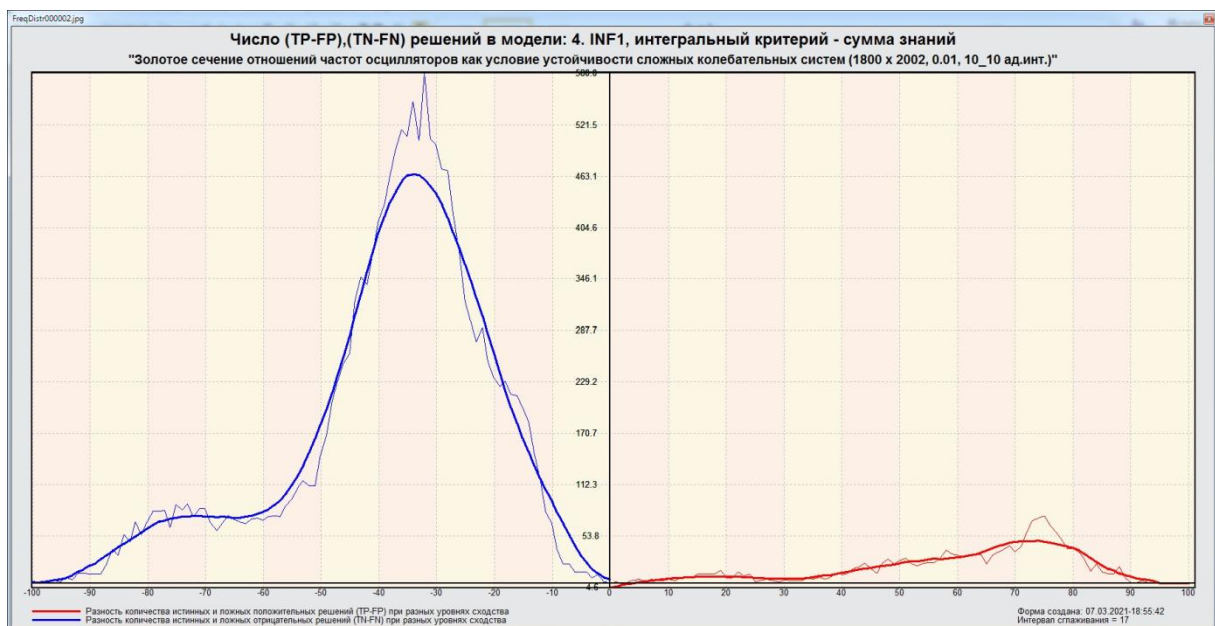
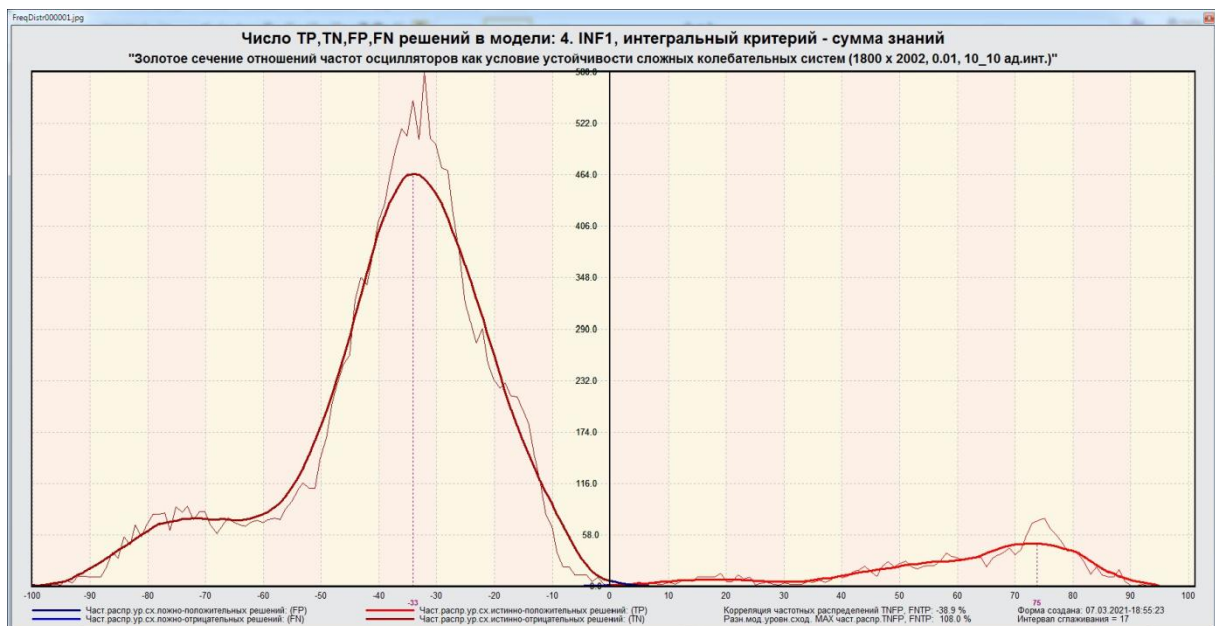
$\bar{L}$ – среднее по вектору объекта;

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

Результаты оценки достоверности моделей в F-метрике Ван Ризбергена и ее нечетких мультиклассовых обобщениях, инвариантных относительно объема выборки [40] приводятся на рис. 8, 9 и 10 соответственно:

3.4. Обобщенная форма по доводам моделей при разн. инт. крит. Текущая модель: "INF1"													
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	о ложноположительных (FP)	Число ложноположительных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фигура Бая Рубергена	Средняя над-уровневая со- истинно поло- ренная (ST)	Средняя над-уровневая со- истинно отри- ренная (ST)	Средняя над-уровневая со- ложнополо- ренная (SFP)	Средняя над-уровневая со- ложно-отри- ренная (SF)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1 мера пров. Е. В. Лиденко
1. ABS - частный критерий: количество встреч счетчиков: "клас...	Корреляция абс. частот с обр...	2339		0.435	1.000	0.606	1445.534	1388.772	44.017		0.970	1.000	0.985
1. ABS - частный критерий: количество встреч счетчиков: "клас...	Средняя абс. частот по призна...	16209		0.100	1.000	0.192	1678.933		13810.790		0.108	1.000	0.196
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Корреляция усл.отм частот с о...	2341		0.435	1.000	0.606	1445.583	1388.818	44.018		0.970	1.000	0.985
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Средняя усл.отм частот по при...	16209		0.100	1.000	0.192	1756.536		14462.130		0.108	1.000	0.195
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отм частот с о...	2343		0.435	1.000	0.606	1445.489	1388.730	44.015		0.970	1.000	0.985
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Средняя усл.отм частот по при...	16209		0.100	1.000	0.192	1756.550		14462.247		0.108	1.000	0.195
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Ухоркину в...	Семантический резонанс зна...	4314		0.295	1.000	0.455	1343.451	1505.019	159.267		0.994	1.000	0.944
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Ухоркину в...	Средняя знания	5	3	0.997	0.999	0.998	1094.192	6146.357	0.163	0.411	1.000	1.000	1.000
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Ухоркину в...	Семантический резонанс зна...	4314		0.295	1.000	0.455	1343.304	1504.849	159.250		0.994	1.000	0.944
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Ухоркину в...	Средняя знания	5	3	0.997	0.999	0.998	1094.196	6146.372	0.163	0.411	1.000	1.000	1.000
6. INF3 - частный критерий: Умножитель: разности между фактн...	Семантический резонанс зна...	1775		0.504	1.000	0.670	1443.608	1473.041	29.447		0.980	1.000	0.990
6. INF3 - частный критерий: Умножитель: разности между фактн...	Средняя знания	1775		0.504	1.000	0.670	1404.598	1432.768	28.169	0.990	1.000	0.990	0.990
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	2876	1	0.385	0.999	0.556	1381.955	1458.935	72.986	0.032	0.950	1.000	0.974
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Средняя знания	13501		0.118	1.000	0.211	1350.965	274.109	1338.467		0.502	1.000	0.469
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	2876	1	0.385	0.999	0.556	1381.955	1458.935	72.986	0.032	0.950	1.000	0.974
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Средняя знания	13501		0.118	1.000	0.211	1350.965	274.109	1338.467		0.502	1.000	0.469
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	2896	1	0.383	0.999	0.554	1382.594	1456.008	73.902	0.021	0.949	1.000	0.974
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, вер...	Средняя знания	13502		0.118	1.000	0.211	1350.845	274.520	1338.440		0.502	1.000	0.469
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	2896	1	0.383	0.999	0.554	1382.591	1455.996	73.902	0.021	0.949	1.000	0.974
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, ве...	Средняя знания	13502		0.118	1.000	0.211	1350.843	274.520	1338.439		0.502	1.000	0.469



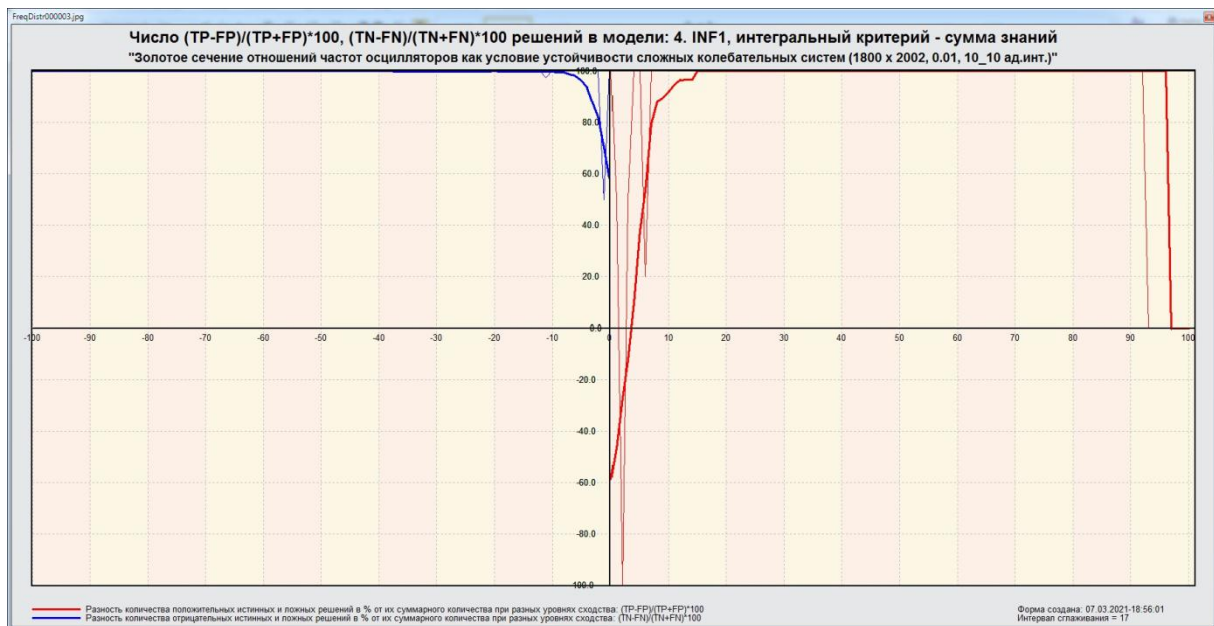


Рис.8. Результаты оценки достоверности моделей в F-метрике Ван Ризбергена

Из рис. 10 видно, что системно-когнитивная модель INF3 обладает по L2-критерию очень высокой достоверностью 0,983. Поэтому в соответствии с логикой преобразования данных в информацию, а ее в знания, приведенной на рис. 3, задачи идентификации, принятия решений и исследования предметной области будем решать в этой модели. Для этого в режиме 5.6 системы «Эйдос» сделаем ее текущей.

Этап повышения достоверности модели, в т. ч. адаптация и пересинтез этих моделей, не представляется возможным подробно рассмотреть в формате научной статьи, что в системе «Эйдос» для этого реализовано довольно много возможностей. Прежде всего, есть возможность задавать различные параметры формализации предметной области на экранной форме, приведенной на рис. 5 и последующих формах режима 2.3.3.3. Среди этих параметров наиболее важными являются число интервалов в числовых шкалах и их тип (равные они с разным числом наблюдений или адаптивные интервалы с равным числом наблюдений). Кроме того есть целая подсистема 3.7, включающая несколько режимов, предназначенных для повышения достоверности модели (рис. 11).

- 3.7.1. Поиск и удаление артефактов (робастная процедура)
- 3.7.2. Значимость классификационных шкал
- 3.7.3. Значимость градаций классификационных шкал (классов)
- 3.7.4. Значимость описательных шкал
- 3.7.5. Значимость градаций описательных шкал (признаков)
- 3.7.6. Разделение классов на типичную и нетипичную части
- 3.7.7. Генерация подсистем классов и докод.об.и расп.выб.
- 3.7.8. Генерация подсистем признаков и докод.об.и расп.выб.

Рис. 11. Некоторые режимы системы «Эйдос» для повышения достоверности модели

Из этих режимов наиболее эффективными являются 3.7.6 и 3.7.8.

Рассмотрим этап решения задач идентификации, прогнозирования и поддержки принятия решений.

Для *решения задачи идентификации* проведем пакетное распознавание в режиме 4.1.2. Результаты приведены на рис. 12 и 13.

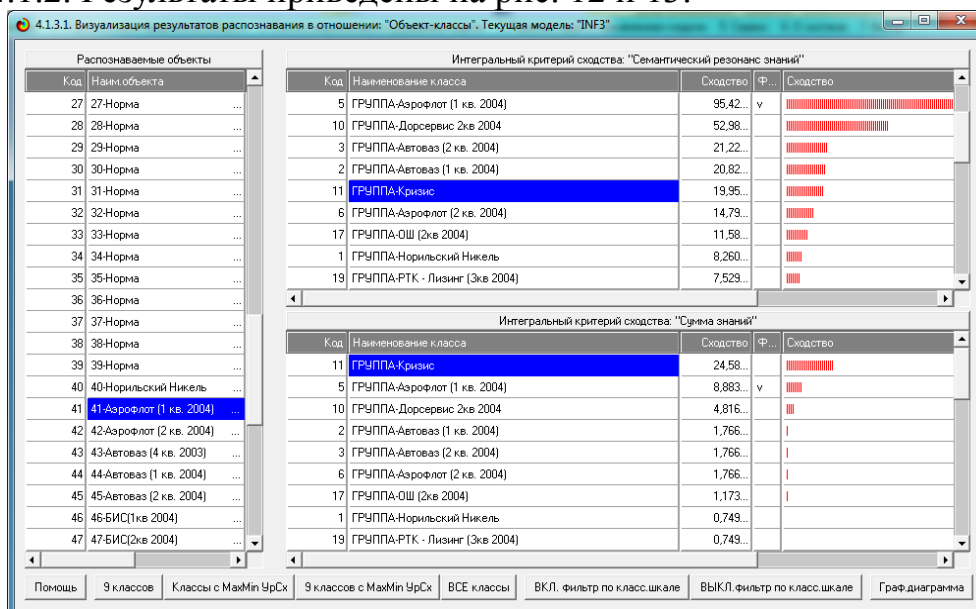


Рис. 12. Результаты идентификации предприятия:
41-Аэрофлот (1 кв. 2004) с классами

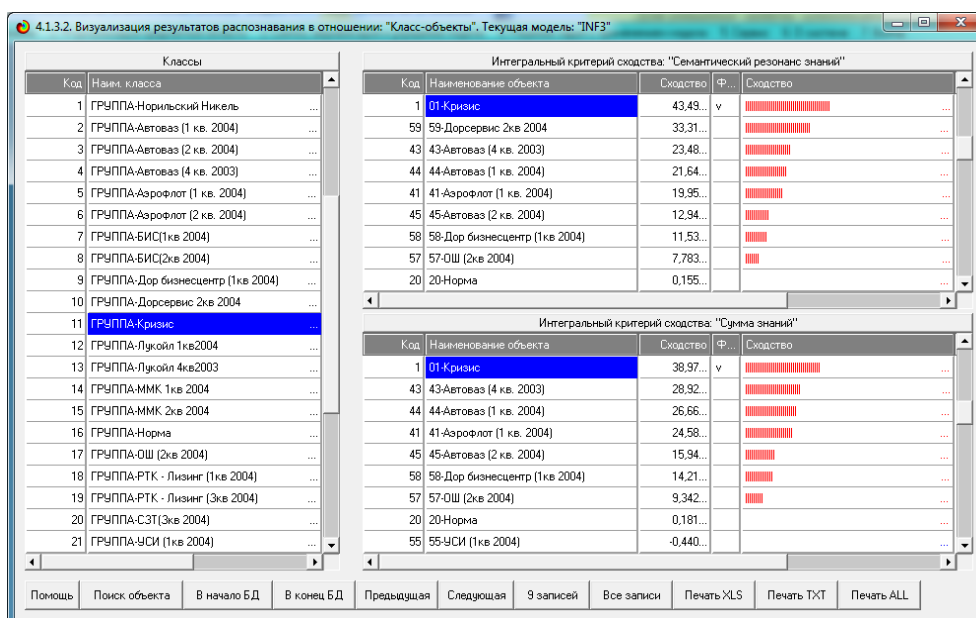


Рис. 13. Результаты идентификации класса: 11-Кризис с предприятиями

На рис. 12 и 13 следует смотреть на результаты идентификации с применением интегрального критерия «Сумма знаний», т.к. из формы на рис. 10

мы видим, что наивысшая достоверность наблюдается в системно-когнитивной модели INF3 именно при этом интегральном критерии.

Задача поддержки принятия решений является обратной задачей по отношению к задаче идентификации: если при идентификации мы по значениям финансово-экономических показателей предприятия относим его к обобщенным образам классов, то при принятии решений наоборот: по целевому («16-Норма») или нежелательному («11-Кризис») будущему состоянию предприятия определяется рейтинг значений финансово-экономических показателей в порядке убывания силы и направления влияния на переход предприятия в это состояние.

Задача поддержки принятия решений решается в режиме 4.4.8 (рис. 14).

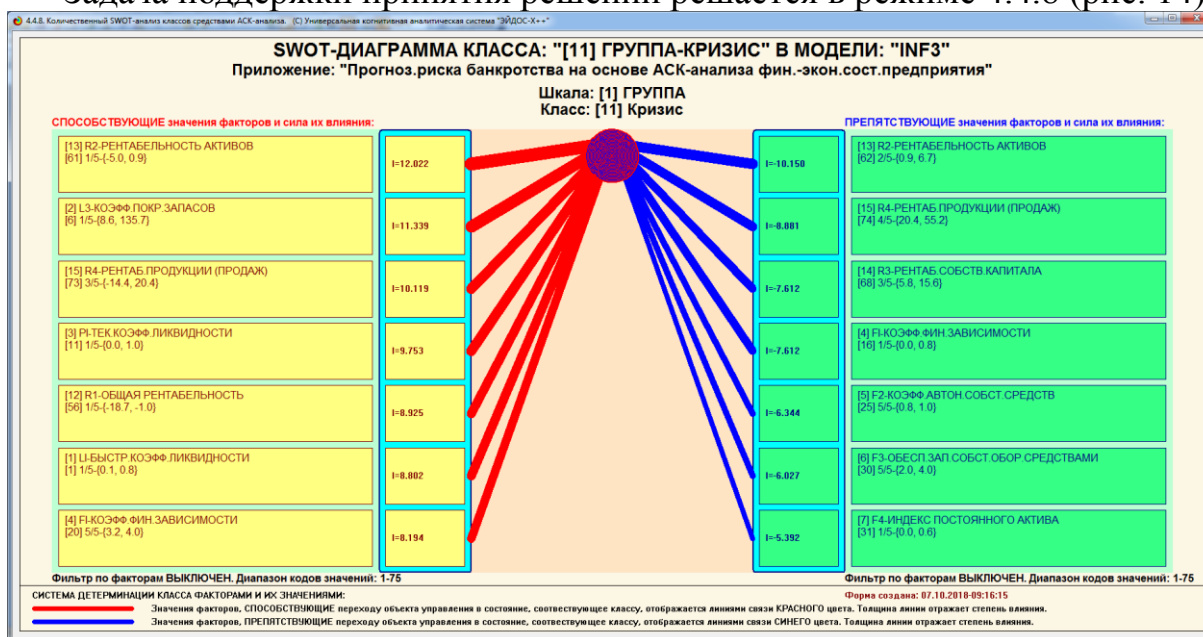


Рис. 14. Результаты решения задачи поддержки принятия решений в наиболее достоверной системно-когнитивной модели INF3

Слева представлены значения финансово-экономических показателей предприятия, в порядке убывания силы влияния на его переход в кризисное состояние, а справа – препятствующие этому.

Этап исследования объекта моделирования (процесса, явления) путем исследования его моделей: кластерно-конструктивный анализ классов и факторов; содержательное сравнение классов факторов; изучение системы детерминации состояний моделируемого объекта, нелокальные нейроны и интерпретируемые нейронные сети прямого счета; построение классических когнитивных моделей (когнитивных карт); построение интегральных когнитивных моделей (интегральных когнитивных карт), когнитивные функции. Рассмотрим некоторые из этих задач.

Задача: «Кластерно-конструктивный анализ классов» решается в режиме 4.2 и содержит несколько выходных форм, из которых из-за ограничений на объем статьи мы приведем лишь две: Когнитивную диаграмму классов (рис. 15) и дендрограмму агломеративной когнитивной кластеризации классов с графиком межкластерных расстояний (рис. 16, 17).

Задача: «Кластерно-конструктивный анализ значений финансово-экономических показателей предприятия» решается в режиме 4.3 и позволяет получить когнитивную диаграмму значений финансово-экономических показателей предприятия (рис. 18) и дендрограмму агломеративной когнитивной кластеризации этих показателей (рис. 19).

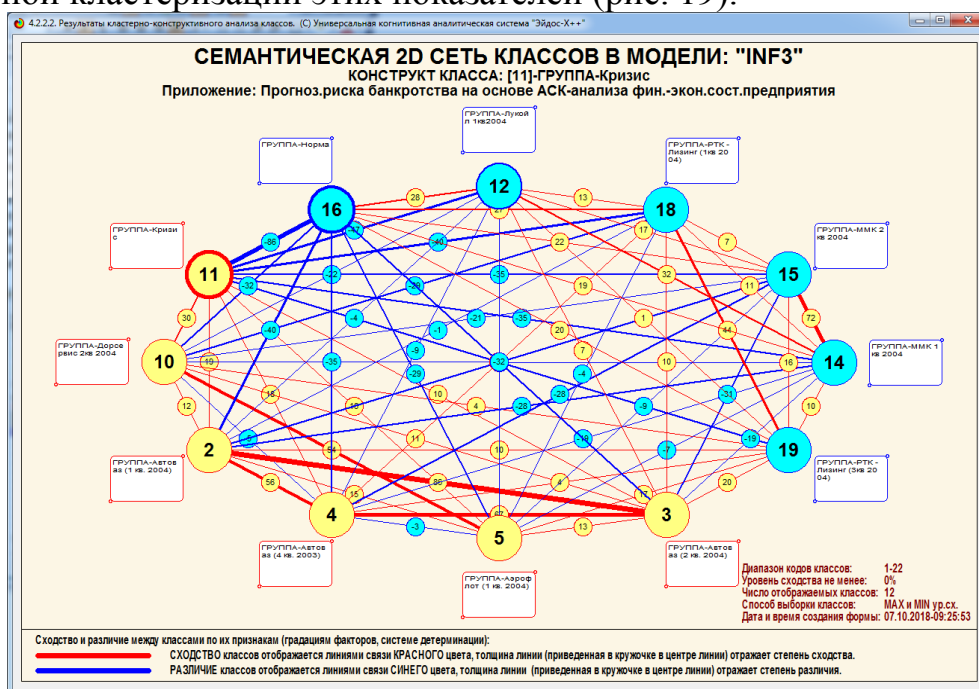


Рис. 15. Когнитивная диаграмма классов с конструктом: «Кризис-Норма» в наиболее достоверной системно-когнитивной модели INF3

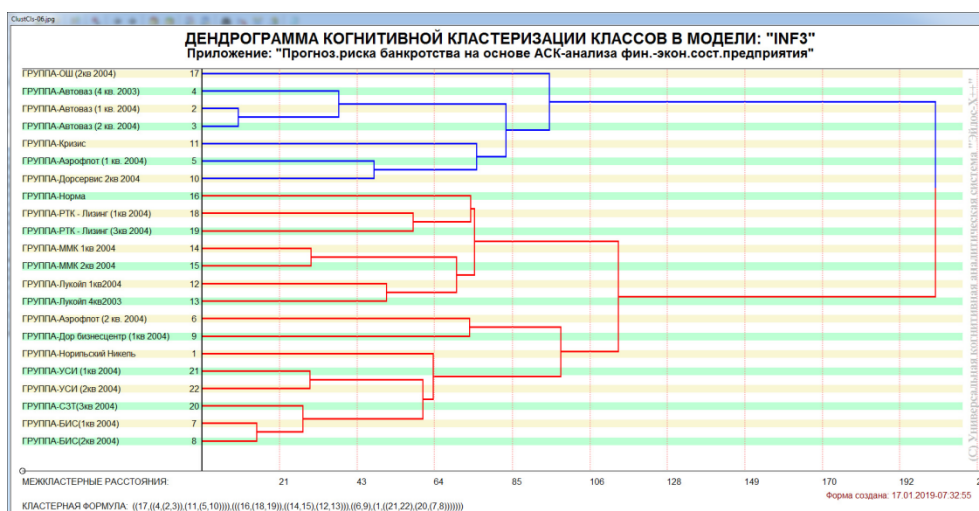


Рис. 16. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации классов



Рис. 17. График изменения межкластерных расстояний

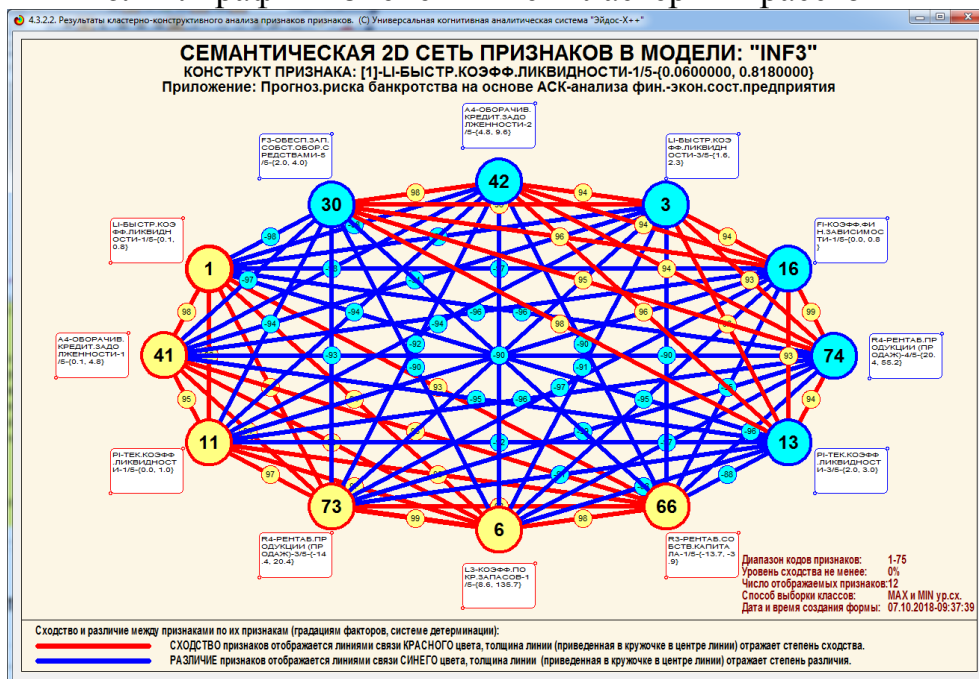


Рис. 18. Когнитивная диаграмма значений финансово-экономических показателей предприятия в наиболее достоверной СК-модели INF3

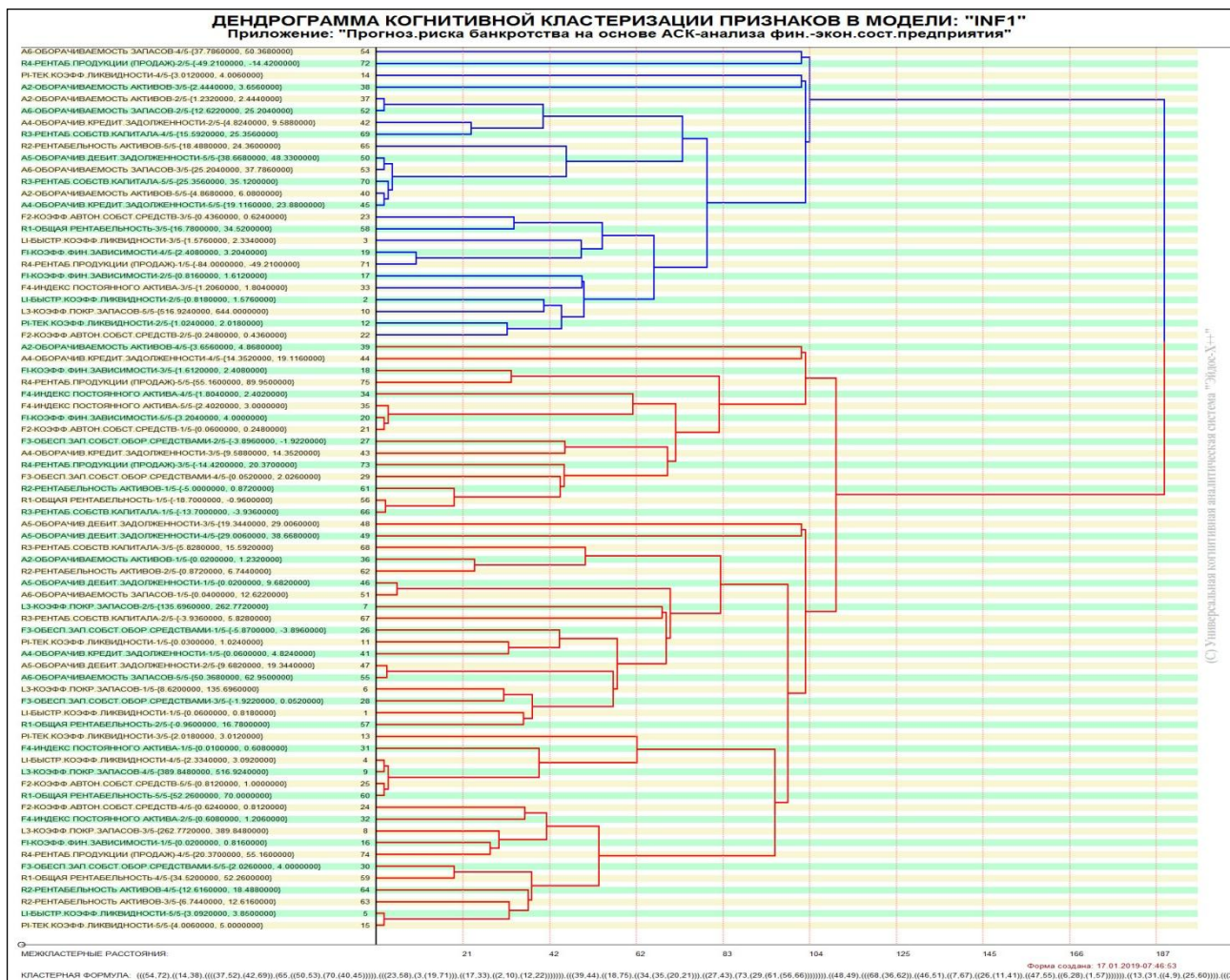
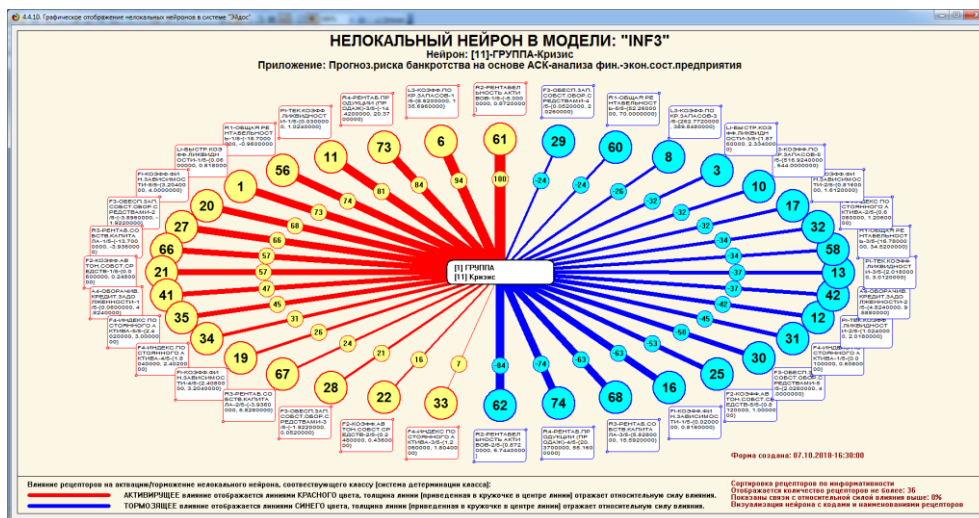


Рис. 19. Дендрограмма агломеративной когнитивной кластеризации значений финансово-экономических показателей предприятия

Нелокальные нейроны и интерпретируемые нейронные сети прямого счета [41] мы можем получить в режимах 4.4.10 и 4.4.11 системы «Эйдос» (рис. 20).



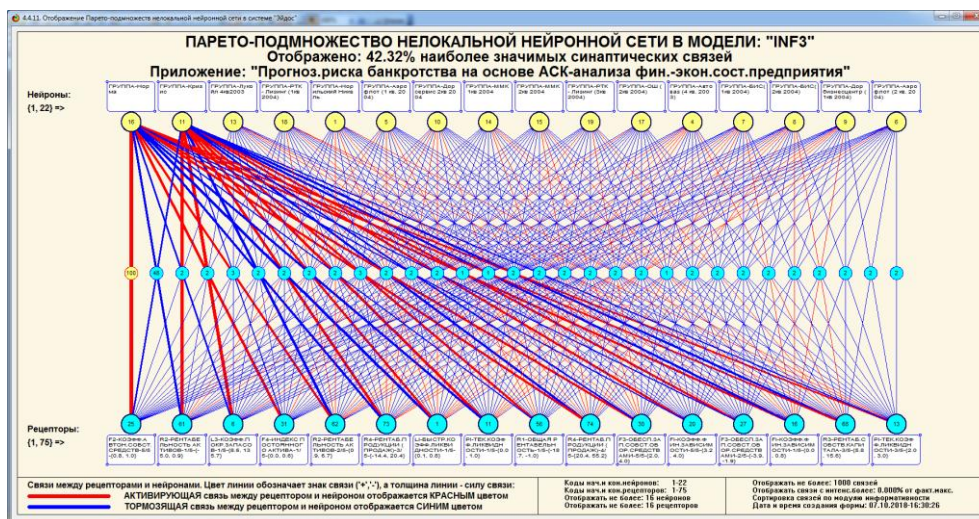


Рис. 20. Нелокальный нейрон и фрагмент одного слоя нейронные сети

Когнитивные функции визуализированы в режиме 4.5 [42] (рис. 21).

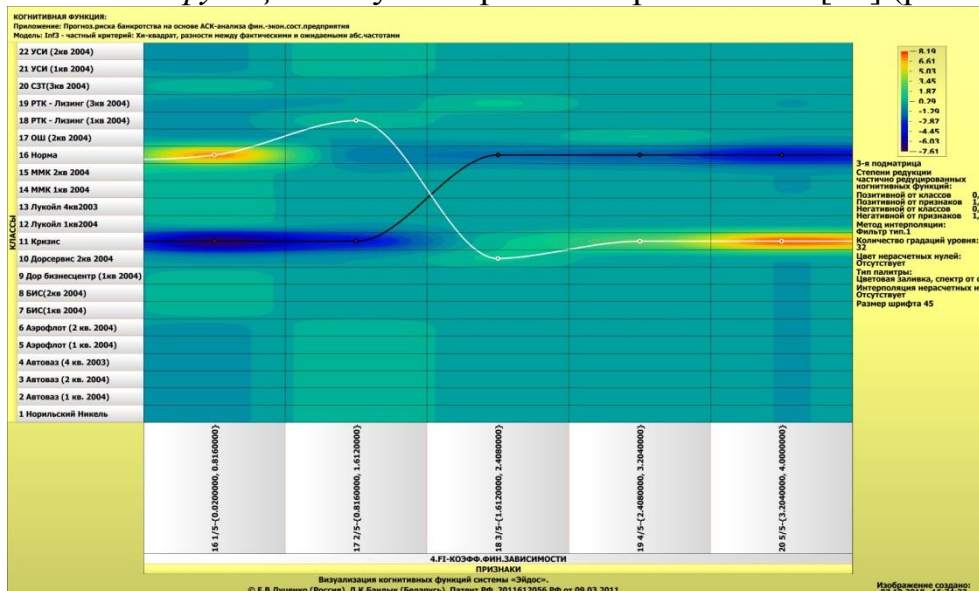


Рис. 21. Пример когнитивной функции

Проведя сравнительный анализ дендрограммы агломеративной когнитивной кластеризации классов (рис. 16) системы «Эйдос» и оценок общего финансово-экономического исследуемых предприятий, полученных с помощью программного комплекса «КОФЭС_01», было получено, что в 70% (14 случаев из 20) программы дали одинаковые результаты (табл. 12).

Отметим, что различие наблюдалось для предприятий находящихся в граничных состояниях при бинарной оценки результата. Именно для таких предприятий необходимо проведение дополнительного исследования. Кроме того, поскольку бинарная система оценки финансово-экономического состояния предприятий является ограниченной, следует провести дополнительное исследование по пенташкале, эффективность которой подтверждена во многих исследованиях [43-49]. Кроме того, система «Эйдос» позволяет не только оценить финансово-экономическое состояние предприятия, но и показывает уровни сходства при его идентификации с тем или иным классом.

Сравнительный анализ оценки общего финансово-экономического состояния предприятий с помощью системы «Эйдос» и программного комплекса «КОФЭС_01» (фрагмент)

№ п/п	Предприятие	Состояние предприятия	«КОФЭС_01»	«Эйдос»
1.	Норильский никель (3кв 2003)	norm	norm	norm
2.	Аэрофлот (1кв 2004)	norm	norm	kriz
3.	Аэрофлот (2кв 2004)	norm	norm	norm
4.	Автоваз (4кв 2003)	norm	norm	kriz
5.	Автоваз (1кв 2004)	kriz	kriz	kriz
6.	Автоваз (2кв 2004)	kriz	norm	kriz
7.	Башинформсвязь (1кв 2004)	norm	norm	norm
8.	Башинформсвязь (2кв 2004)	norm	norm	norm
9.	СЗТ(3кв 2004)	kriz	norm	norm
10.	ММК (1кв 2004)	norm	norm	norm
11.	ММК (2кв 2004)	norm	norm	norm
12.	РТК - Лизинг (1кв 2004)	norm	norm	norm
13.	РТК - Лизинг (3кв 2004)	norm	norm	norm
14.	Лукойл (4кв 2003)	norm	norm	norm
15.	Лукойл (1кв 2004)	norm	norm	norm
16.	УралСвязьИнформ (1кв 2004)	kriz	kriz	norm
17.	Урал-Связь Информ (2кв 2004)	kriz	kriz	norm
18.	Уралмаш-Ижора (2кв 2004)	kriz	kriz	kriz
19.	ДОРБИЗНЕСЦЕНТР (1кв 2004)	norm	norm	norm
20.	ДОРСЕРВИС (2кв 2004)	norm	norm	kriz

Таким образом, интеллектуальная система «Эйдос» может эксплуатироваться в адаптивном режиме, учитывающем динамику предметной области, а также может быть локализована для различных направлений и объемов деятельности предприятий и функционирующих в различных странах и регионах. Это возможно поскольку система «Эйдос» является как инструментом разработки этих приложений, так и средой их эксплуатации. Стандартные же приложения, как зарубежные, так и отечественные, являются продуктом технологий, которые не предоставляются пользователям их разработчиками, т.е. поставляются не только без инструментария их создания и адаптации, но и даже без реализующего их программного обеспечения.

Заключение

Список литературы

1. Wells, D. The Penguin Dictionary of Curious and Interesting Geometry. London: Penguin, pp. 87-88, 1991.
2. Markowsky, G. "Misconceptions About the Golden Ratio." College Math. J. 23, 2-19, 1992.

3. Livio, M. The Golden Ratio: The Story of Phi, the World's Most Astonishing Number. New York: Broadway Books, 2002.
4. Le Lionnais, F. Les nombres remarquables. Paris: Hermann, p. 40, 1983.
5. Herz-Fischler, R. A Mathematical History of the Golden Number. New York: Dover, 1998.
6. Gardner, M. "Notes on a Fringe-Watcher: The Cult of the Golden Ratio." Skeptical Inquirer 18, 243-247, 1994.
7. Gardner, M. "Phi: The Golden Ratio." Ch. 8 in The Second Scientific American Book of Mathematical Puzzles & Diversions, A New Selection. New York: Simon and Schuster, pp. 89-103, 1961.
8. Finch, S. R. "The Golden Mean." §1.2 in Mathematical Constants. Cambridge, England: Cambridge University Press, pp. 5-12, 2003.
9. Coxeter, H. S. M. "The Golden Section, Phyllotaxis, and Wythoff's Game." Scripta Mathematica 19, 135-143, 1953.
10. Doczi G. The power of limite. Proportional harmonies in nature, art and architecture.- London, 1981.
11. Fechner G. T. Vorschule der Aesthetik. Breitkopf & Huartel, Lipsia, 1876.
12. Howat R. Debussy in Proportion : A Musical Analysis
13. Воробьев Н.Н. Числа Фибоначчи.-М., 1984.
14. Гика М. Эстетика пропорций в природе и искусстве.-М., 1936.
15. Кеплер И. О шестиугольных снежинках. – М., 1982.
16. Ковалев Ф.В. Золотое сечение в живописи. Учебное пособие .- К., 1986.
17. Мессель Э. Пропорции в античности и в средние века.-М., 1936.
18. Мещеряков В.Т. Гармония и гармоническое отношение.-Л., 1976.
19. Петрович Д. Теоретика пропорций.-М., 1979.
20. Петухов С.В. Биомеханика, бионика и симметрия.-М., 1984.
21. Пидоу Д.. Геометрия и искусство. – М.: Мир, 1989.
22. Сороко Э.М. , “Структурная гармония систем”. - Минск, “Наука и техника”, 1984.
23. Стахов А.П. Коды золотой пропорции.-М., 1984.
24. Урманцев Ю.А. Симметрия природы и природа симметрии. М: Мысль, 1974.
25. Хембидж Д. Динамическая симметрия в архитектуре.-М., 1936.
26. Цветков В. Д. Сердце, золотое сечение и симметрия. - Пушино: ПНЦ РАН, 1997.
27. Цеков-Карандаш Ц. О втором золотом сечении. – София, 1983.
28. Шапаренко П.Ф. Принцип пропорциональности в соматогенезе.-Винница, 1994.
29. Шевелев И.Ш., Марутаев М.А., Шмелев И.П. Золотое сечение. Три взгляда на природу гармонии.-М., 1990
30. Шубников А. В., Копчик В. А. Симметрия в науке и искусстве. -М.: Наука, 1972.
31. https://vk.com/wall23519371_798
32. <https://astrologer.ru/article/ggstt.html.ru>
33. <https://be5.biz/ekonomika1/r2012/1379.htm>
34. <http://zhurnalko.net/=nauka-i-tehnika/tehnika-molodezhi/1978-05--num42>
35. Луценко Е.В. Системное обобщение принципа Эшби и повышение уровня системности модели объекта познания как необходимое условие адекватности процесса его познания / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №09(163). С. 100 – 134. – IDA [article ID]: 1632009009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/09/pdf/09.pdf>, 2,188 у.п.л.
36. Луценко Е.В. Эффективность объекта управления как его эмерджентное свойство и повышение уровня системности как цель управления / Луценко Е.В. // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2021. – №01(165).

- Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2021/01/pdf/09.pdf>, 1,313 у.п.л. – IDA [article ID]: 1652101009. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-165-009>
37. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 у.п.л.
38. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-X++» / 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.
39. Луценко Е.В., Подсистема агломеративной когнитивной кластеризации классов системы «Эйдос» ("Эйдос-кластер"). Пат. № 2012610135 РФ. Заяв. № 2011617962 РФ 26.10.2011. Оpubл. От 10.01.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012610135.jpg>, 3,125 у.п.л.
40. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.
41. 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.
42. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 у.п.л.
43. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.
44. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.
45. Работы проф.Е.В.Луценко & С^о по когнитивным функциям. http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

46. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка – Абельсона / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf>, 1,375 у.п.л.

47. Луценко Е.В. Сценарный АСК-анализ как метод разработки на основе эмпирических данных базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации по теореме А.Н.Колмогорова (1957) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №07(161). С. 76 – 120. – IDA [article ID]: 1612007009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/07/pdf/09.pdf>, 2,812 у.п.л.

48. Луценко Е.В. Детальный численный пример сценарного Автоматизированного системно-когнитивного анализа в интеллектуальной системе "Эйдос" / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №08(162). С. 273 – 355. – IDA [article ID]: 1622008020. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2020/08/pdf/20.pdf>, 5,188 у.п.л.

49. 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. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

50. 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>

51. 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.

52. Работы проф.Е.В.Луценко & К^о по информационным мерам сложности систем (коэффициентам эмерджентности) и системному обобщению математики: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm

ⁱ http://lc.kubagro.ru/aidos/The_Eidos_en.htm