

УДК 004.8

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

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)

Луценко Евгений Вениаминович
д.э.н., к.т.н., профессор
Web of Science ResearcherID S-8667-2018
Scopus Author ID: 57188763047
РИНЦ SPIN-код: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>
https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko
Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

По своей сути замечательная теорема А.Н. Колмогорова (1957) (точнее один ее частный случай), является теоретической основой всей математической теории разложения функций в ряды, т.е. так называемой теории рядов. В математике разработано много различных конкретных вариантов разложений функций в ряды. Однако, к сожалению, определение вида базисных функций и весовых коэффициентов для данной конкретной функции представляет собой математическую проблему, для которой пока не найдено общего математически строго решения. При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций, таких решений найдено довольно много. В данной работе предлагается рассматривать математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним произвольной функции состояния идентифицируемого объекта. Прослеживается сопоставление смысла понятий АСК-анализа и теоремы А.Н.Колмогорова. Приводятся численные примеры технического, фундаментального и техно-фундаментального сценарного АСК-анализа. В этих численных примерах на основе анализа ретроспективных исходных данных выявляются фактически наблюдавшиеся прошлые и будущие сценарии развития событий. Путем их обобщения формируются образы будущих сценариев развития событий, которые рассматриваются как базисные функции классов. Будущие сценарии обуславливаются прошлыми сценариями развития событий (значениями факторов). При прогнозировании текущая ситуация сравнивается с этими обобщенными образами и разлагается в ряд по ним (прямое преобразование, объектный анализ).

UDC 004.8

05.13.18 - Mathematical modeling, numerical methods and program complexes (technical sciences)

SCRIPT ASC-ANALYSIS AS A METHOD FOR DEVELOPING GENERALIZED BASIC FUNCTIONS AND WEIGHT COEFFICIENTS FOR THE DECOMPOSITION OF A STATE FUNCTION OF AN ARBITRARY CONCRETE OBJECT OR SITUATION IN THE THEOREM BY A. N. KOLMOGOROV (1957)

Lutsenko Evgeny Veniaminovich
Doctor of Economics, Cand.Tech.Sci., Professor
Web of Science ResearcherID S-8667-2018
Scopus Author ID: 57188763047
RSCI SPIN code: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>
https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

In its essence, the remarkable theorem of A. N. Kolmogorov (1957) (more precisely, one of its special cases) is the theoretical basis of the entire mathematical theory of function expansion into series, i.e. the so-called series theory. In mathematics, there are many different specific variants of function series decompositions. However, unfortunately, determining the type of basic functions and weight coefficients for this particular function is a mathematical problem for which no general mathematically rigorous solution has yet been found. In this case, for special cases, i.e. there are quite a lot of specific types of basic functions and such solutions have been found. In this work, we propose to consider the mathematical model of ask analysis as a variant of a general and universal practical solution to the problem of developing basic functions and weight coefficients for the expansion of an arbitrary function of the state of the identified object in a series of them. The article traces comparison of the meaning of the concepts of the ASC-analysis and A. N. Kolmogorov's theorem. We have also given numerical examples of technical, fundamental, and techno-fundamental script ASC-analysis. In these numerical examples, based on the analysis of retrospective source data, actual observed past and future scenarios are identified. By generalizing them, we form images of future scenarios, which are considered as basic functions of classes. Future scenarios are determined by past scenarios (values of factors). When forecasting, the current situation is compared with these generalized images and decomposed into a series based on them (direct transformation, object analysis). The weighted average forecast is formed by inverting the images of classes with their weights, i.e. as their weighted superposition. At the same time, generalized images of predicted scenarios of what will happen and what will not happen

Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования образов классов с их весами, т.е. как их взвешенная суперпозиция. При этом в качестве базисных функций используются обобщенные образы прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами, в качестве которых используется достоверность прогноза

with their weights are used as basic functions, which use the reliability of the forecast

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, СЦЕНАРНЫЙ МЕТОД АСК-АНАЛИЗА, СИСТЕМА «ЭЙДОС», ТЕХНИЧЕСКИЙ И ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ, ФУРЬЕ-АНАЛИЗ, ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ, ФОНДОВЫЙ РЫНОК

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, SCRIPT METHOD OF ASC ANALYSIS, EIDOS SYSTEM, TECHNICAL AND FUNDAMENTAL ANALYSIS, FOURIER ANALYSIS, TIME SERIES, STOCK MARKET

DOI: <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-161-009>

СОДЕРЖАНИЕ

1. ОБЪЕКТ, ПРЕДМЕТ, ПРОБЛЕМА, ЦЕЛЬ, МЕТОД И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	3
2. ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ ИССЛЕДОВАНИЯ	7
2.1. СУТЬ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ КЛАССИЧЕСКОГО АСК-АНАЛИЗА.....	7
2.1.1. Способ формализации предметной области в АСК-анализе, классификационные и описательные шкалы и градации и обучающая выборка.....	7
2.1.2. Синтез системно-когнитивных моделей как разработка обобщенных базисных функций классов путем многопараметрической типизации функций состояний конкретных объектов или ситуаций моделирования.....	9
2.1.3. Прогнозирование и системная идентификация как разложение функции ситуации (объекта) в ряд по функциям классов (объектный анализ).....	15
2.1.4. Математические определения основных понятий АСК-анализа, связанных с теоремой А.Н.Колмогорова.....	17
2.1.5. Математическая формулировка теоремы А.Н.Колмогорова для классического АСК-анализа.....	19
2.1.6. Объекты математической модели АСК-анализа как алгебраические структуры в рамках высшей алгебры.....	22
2.1.7. Значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность модели.....	23
2.1.8. Абсолютная и относительная сходимость прогнозного ряда. Ортонормирование системы функций классов: в какой степени оно действительно необходимо?.....	24
2.2. СУТЬ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ СЦЕНАРНОГО АСК-АНАЛИЗА	27
2.2.1. Идея и концепция сценарного АСК-анализа.....	27
2.2.1. Математическая формулировка теоремы А.Н.Колмогорова для сценарного АСК-анализа...	29
2.2.2. Постановка задачи прогнозирования сценариев будущих событий (классов) на основе сценариев прошлых событий (значений факторов).....	30
2.2.3. Алгоритм выявления сценариев изменения значений факторов и сценариев поведения объекта моделирования.....	31
2.2.4. Разработка частных положительных и отрицательных прогнозов и оценка их достоверности как разложение функции ситуации в ряд по функциям классов.....	32
2.2.5. Формирование средневзвешенных положительных (что будет) и отрицательных (чего не будет) прогнозов как преобразование, обратное разложению функции ситуации в ряд по функциям классов.....	33
2.2.6. Технический и фундаментальный подходы и их синтез в сценарном АСК-анализе.....	33
2.3. РАЗВИТЫЙ АЛГОРИТМ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ АСК-АНАЛИЗА	34
3. ПРАКТИЧЕСКОЕ РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ ПУТЕМ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ (НА ПРИМЕРЕ ФОНДОВОГО РЫНКА)	38

3.1. КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ МЕТОДА ИССЛЕДОВАНИЯ	38
3.2. КРАТКАЯ ИСТОРИЯ РАЗРАБОТКИ И РЕАЛИЗАЦИИ В СИСТЕМЕ «ЭЙДОС» СЦЕНАРНОГО МЕТОДА АСК-АНАЛИЗА	40
3.2.1. Теоретические аспекты разработки сценарного метода АСК-анализа	40
3.2.2. Этапы реализации в системе Эйдос сценарного метода АСК-анализа	44
3.3. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ИССЛЕДОВАНИЯ	47
3.4. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ-1. КОГНИТИВНАЯ СТРУКТУРИЗАЦИЯ И ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	49
3.5. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ-2. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ	61
3.5.1. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей (многопараметрическая типизация), частные критерии знаний	61
3.5.2. Верификация моделей	64
3.5.2.1. Критерии достоверности моделей	64
3.5.2.2. Рассмотрение частотных распределений истинных и ложных положительных и отрицательных решений в различных моделях	67
3.6. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ-3. СИСТЕМНАЯ ИДЕНТИФИКАЦИЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, ИНТЕГРАЛЬНЫЕ КРИТЕРИИ	68
3.7. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ-4. ПРИНЯТИЕ РЕШЕНИЙ (РЕЗУЛЬТАТЫ МНОГОПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ТИПИЗАЦИИ КЛАССОВ)	74
3.8. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ-5. ИССЛЕДОВАНИЕ МОДЕЛИРУЕМОЙ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ	77
3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений факторов (семантические потенциалы прошлых сценариев)	77
3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов	78
3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений факторов	81
3.8.4. Нелокальные нейроны	88
3.8.5. Нелокальная нейронная сеть	90
3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты	92
3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов	94
3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов	96
3.8.9. Когнитивные функции	98
3.8.10. Значимость факторов и их значений	102
3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал	107
4. ВНЕДРЕНИЕ СЦЕНАРНОГО МЕТОДА АСК-АНАЛИЗА И ОЦЕНКА ЕГО ЭФФЕКТИВНОСТИ	109
5. ВЫВОДЫ.....	109
ЛИТЕРАТУРА.....	111

1. Объект, предмет, проблема, цель, метод и задачи исследования

Объектом исследования в данной работе является фундаментальная теорема А.Н.Колмогорова (1957) [1]:

«Т е о р е м а. При любом целом $n \geq 2$ существуют такие определенные на единичном отрезке $E^1 = [0; 1]$ непрерывные действительные функции $\psi^{pq}(x)$, что каждая определенная на n -мерном единичном кубе E^n непрерывная действительная функция $f(x_1, \dots, x_n)$ представима в виде:

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{q=1}^{q=2n+1} \left(\chi_q \left[\sum_{p=1}^n \psi^{pq}(x_p) \right] \right), \quad (1)$$

где функции $\chi_q(y)$ действительны и непрерывны.» [1].

Эта замечательная фундаментальная теорема означает, что для реализации функций многих переменных достаточно операций взвешенного суммирования (суперпозиции) функций одной переменной.

Последствия этого очень важны и многочисленны и относятся не только к математике, где теорема А.Н.Колмогорова связана, например, с решением 13-й проблемы Гильберта, но и ко многим другим направлениям науки, например, к интеллектуальным технологиям [2].

Но в данной работе для нас важнее, что теорема А.Н.Колмогорова [1], по мнению автора, фактически является теоретическим фундаментом всей математической теории разложения функций в ряды, т.е. так называемой теории рядов [3].

Чтобы убедиться в этом предлагается рассмотреть *частный* случай теоремы А.Н.Колмогорова, который получается из (1) путем замены функции $\chi_q(y)$ на *частный* случай этой функции, когда она равна собственному аргументу, умноженному на некоторую константу g_q (2).

$$\chi_q \left[\sum_{p=1}^n \psi^{pq}(x_p) \right] \Rightarrow g_q \sum_{p=1}^n \psi^{pq}(x_p) \quad (2)$$

Отметим, что подобный подход не раз применялся для исследования различных вариантов теоремы А.Н.Колмогорова *для конкретных видов функций* [4, 5, 6] и в нем ничего необычного.

С учетом (2) выражение (1) примет вид:

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{q=1}^{\infty} \left(g_q \sum_{p=1}^n \psi^{pq}(x_p) \right) \quad (3)$$

Кроме того, в выражении (3) как принято в теории рядов верхний предел суммирования в первой сумме заменен на бесконечность.

Выражение (3) является частным случаем выражения (1), которое строго математически доказано, поэтому выражение (3) тоже можно считать строго математически доказанным.

В терминологии теории рядов константу g_q в выражении (3) естественно интерпретировать как весовые коэффициенты ряда, а функции $\psi^{pq}(x_p)$ – как базисные функции, по которым производится разложение в ряд функции $f(x_1, \dots, x_n)$.

Однако, определение вида базисных функций $\psi^{pq}(x_p)$ и весовых коэффициентов g_q для данной конкретной функции $f(x_1, \dots, x_n)$ представляет собой *математическую проблему*, для которой пока не найдено общего математически строго решения. При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций и весовых коэффициентов, таких решений найдено довольно много.

Предметом исследования является математическая модель автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа), которая рассматривается как один из возможных вариантов *общего и универсального практического решения проблемы* разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним произвольной функции. В этом контексте функция $f(x_1, \dots, x_n)$ интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации, функции $\psi^{pq}(x_p)$ – как обобщенные образы классов, а функция g_q – как меры сходства конкретного образа объекта или ситуации с обобщенным образом q -го класса.

Предлагаемый путь решения проблемы. На взгляд автора *источником или причиной существования* поставленной **проблемы** является то, что в математической теории рядов считается, что для разложения функций в ряд должна использоваться полная ортогональная система базисных функций.

Справка: «ПОЛНАЯ СИСТЕМА ФУНКЦИЙ в некотором линейном пространстве функций L — система функций $\{\varphi(x)\}$ такая, что в L не существует ненулевой функции, ортогональной всем функциям семейства (см. Ортогональные функции) в смысле определенного в L скалярного произведения. Если в L существует *полная ортонормированная система функций*, то любую функцию из L можно разложить в ряд по функциям этой системы.»¹

О смысловой связи теоремы А.Н.Колмогорова и АСК-анализа.

Прежде всего необходимо отметить, что теорема А.Н.Колмогорова является фундаментальной математической теоремой, безусловно строго доказанной математически для *действительных и непрерывных функций*. Эта теорема имеет очень высокий статус в математике и играет большую роль в перспективных исследованиях, «*поскольку она, как путеводная звезда, указывает путь*» (профессор А.Н.Орлов²).

Математическая модель АСК-анализа (Е.В.Луценко, 1979) является дискретной (численной) моделью. Говоря строго математически она ниоткуда строго не выведена, но имеет эвристический правдоподобный характер [8]. В тоже время обоснованию и описанию применений этой модели посвящено много работ автора с соавторами [9-38].

Но, по мнению автора, между математической моделью АСК-анализа и теоремой А.Н.Колмогорова (по крайней мере с ее частным случаем (3)) существует определенная смысловая связь, хотя и недоказанная строго математически. И данная работа посвящена не доказательству этой смысловой взаимосвязи, а ее использованию для развития сценарного

¹ См., например: <http://dict.scask.ru/index.php?id=1259>

² <http://orlovs.pp.ru>, <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=2744>

АСК-анализа и решения с его применением новых задач, интересных для науки и для практики.

По этому поводу профессор А.И.Орлов в частной переписке по поводу данной работы пишет: «Реальные расчеты в АСК-анализе проводятся по формулам, которые на сегодня не выведены из теоремы А.Н.Колмогорова, поскольку соответствующие предельные теоремы пока не получены (и получить их, возможно, трудно). Связь между этими результатами идейная, но не математическая. Тем не менее полезно отметить эту связь. Я думаю, что Ваши подходы и алгоритмы переходят в подходы А.Н.Колмогорова при соответствующем предельном переходе (при переходе от дискретности к непрерывности при уменьшении разностей между ближайшими значениями переменных). Математически строгих формулировок и тем более доказательств этого на сегодня нет, и получить их, видимо, весьма сложно. Таким образом выявились новые математические проблемы – есть чем заняться будущим поколениям исследователей». Сказано исчерпывающе.

Система обобщенных образов классов в АСК-анализе в общем случае не является полной ортогональной системой функций. Тем не менее предлагается использовать эту систему функций для разложения в ряд функции, описывающей состояние объекта или ситуации. Это обеспечивает *практическое* решение поставленной проблемы, а также решение на этой основе ряда задач, представляющих большой научный и практический интерес.

В частности, предлагается интерпретировать операцию разложения функции, описывающей состояние объекта или ситуации в ряд по функциям обобщенных образов классов как решение задачи идентификации или прогнозирования. При прогнозировании текущая ситуация сравнивается с этими обобщенными образами и разлагается в ряд по ним (прямое преобразование, объектный анализ). Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования образов классов с их весами, т.е. как их взвешенная суперпозиция. При этом в качестве базисных функций используются обобщенные образы прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами, в качестве которых используется достоверность прогноза.

Кроме того, созданную модель можно использовать для решения и других задач, таких как принятие решений (обратная задача прогнозирования) и исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

АСК-анализ предоставляет математический метод формирования системы базисных функций обобщенных образов классов и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации на основе непосредственно эмпирических данных.

Более того, АСК-анализ имеет свой программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система «Эйдос» (открытое программное обеспечение), которая реализует этот математический метод.

Целью данной работы является решение поставленной проблемы путем обобщения теории рядов с применением теории информации и разработки реализующего этот подход программного инструментария.

Рассмотрим теоретическое решение поставленной проблемы на уровне математической модели, а затем подробный численный пример практического решения проблемы с применением специально разработанного для этой цели программного инструментария.

В качестве *примеров* применения предлагаемых подходов рассматриваются технический, фундаментальный и техно-фундаментальный сценарный АСК-анализ. В этих примерах на основе анализа ретроспективных исходных данных выявляются фактически наблюдавшиеся прошлые и будущие сценарии развития событий. Путем их обобщения формируются образы будущих сценариев развития событий, которые рассматриваются как базисные функции классов. Будущие сценарии обуславливаются прошлыми сценариями развития событий (значениями факторов).

2. Теоретическое решение проблемы исследования

2.1. Суть математической модели классического АСК-анализа

2.1.1. Способ формализации предметной области в АСК-анализе, классификационные и описательные шкалы и градации и обучающая выборка

Формализация предметной области – это такое ее описание, которое пригодно для обработки на компьютере. Этот процесс состоит в том, что создаются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем с их помощью кодируются исходные данные и таким образом формируется обучающая (тренировочная) выборка. По сути формализация предметной области повышает степень формализации ее описания путем нормализации исходных данных, до уровня, достаточного для обработки на компьютере.

В АСК-анализе и системе «Эйдос» для формализации предметной области используются различные автоматизированные программные интерфейсы (API), которых довольно много. Это различные интерфейсы с текстовыми, табличными и графическими данными. В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, которые могут быть различных типов [11]: числовыми и текстовыми, причем текстовые могут быть номинальными и порядковыми.

В АСК-анализе используется 3 способа **интерпретации смысла классификационных и описательных шкал и градаций**:

– 1-й статическая интерпретация, когда градации классификационных шкал, т.е. классы, соответствуют обобщенным категориям объектов, а градации описательных шкал рассматриваются как признаки объектов, т.е. наличие или степень выраженности у них определенных физических, социальных и других свойств;

– 2-динамическая интерпретация, когда градации классификационных шкал, т.е. классы, соответствуют будущим состояниям объекта моделирования в которые он переходит под действием различных факторов, а градации описательных шкал рассматриваются как значения факторов, влияющих на поведение объекта моделирования;

– 3-универсальная интерпретация, когда не уточняется статическая или динамическая интерпретация используется, а используются термины: «Классификационная шкала», «Градация классификационной шкалы (класс)» «Описательная шкала», «Градация описательной шкалы» .

В нашем случае больше подходит динамическая интерпретация, поэтому и будем пользоваться преимущественно соответствующей терминологией, иногда для уточнения смысла используя термины из других интерпретаций.

Рассмотрим **принцип формирования описательных шкал и градаций** (факторы и их значения). Каждому фактору (описательной шкале) соответствует свой диапазон изменения значений аргумента. Каждому значению аргумента соответствует градация шкалы. У разных шкал может быть различное количество градаций.

Описательные шкалы (факторы)	Градации описательных шкал (значения факторов)
1-й фактор	$X_{1min}=1 \leq X_1 \leq X_{1max}$
2-й фактор	$X_{2min}= X_{1max} \leq X_2 \leq X_{2max}$
...	...
<i>i-й фактор</i>	$X_{imin} \leq X_i \leq X_{imax}$
...	...
<i>n-й фактор</i>	$X_{nmin} \leq X_n \leq X_{nmax}=M$

Если шкала числовая, то ее градации представляют собой числовые диапазоны. У каждого числового диапазона есть границы (наименьшее и наибольшее значения) и среднее значение.

Если шкала текстовая, то ее градациями являются уникальные текстовые значения, соответствующие этой шкале.

Если текстовая шкала порядковая, то при сортировке по алфавиту ее градации располагаются в правильном смысловом порядке от минимального значения до максимального, например:

- 1/5-минимальное значение;
- 2/5 малое значение;
- 3/5-среднее значение;

4/5-большое значение;
5/5-максимальное значение.

Если такого осмысленного прядка градаций текстовой шкалы при их сортировке по алфавиту не получается, то значит это текстовая шкала номинального типа.

Совершенно аналогично строятся и классификационные шкалы, и градации. Поэтому это нет особого смысла подробно описывать. Но если градация описательной шкалы является значением фактора, то градация классификационной шкалы представляет собой класс. Обычно классы соответствуют либо обобщенным категориям объектов, либо результатам действия факторов, т.е. описывают результирующие состояния системы, в которые она переходит под действием факторов.

Если исходные данные представлены в табличном виде, то каждой шкале обычно соответствует колонка или строка этой таблицы (чаще колонка).

Отметим, что каждый фактор (описательную шкалу) можно рассматривать как ось в некотором многомерном пространстве. Понятно, что в общем случае это пространство неортонормированное, т.е. факторы зависят друг от друга. Остается также открытым вопрос о метрике и топологии этого пространства, т.е. о том, имеет ли оно кривизну, какую меру расстояния на нем корректно использовать, к какому классу топологических структур относится топология этого пространства. Все эти вопросы требуют дополнительных исследований. Автор на всякий случай использует в системно-когнитивных моделях информационную меру расстояния между двумя векторами (межсекторное расстояние), корректное для неортонормированных пространств.

2.1.2. Синтез системно-когнитивных моделей как разработка обобщенных базисных функций классов путем многопараметрической типизации функций состояний конкретных объектов или ситуаций моделирования

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [9, 10, 11] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения [11].

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем. Непосредственно на основе эмпирических данных, после их формализации, как описано в предыдущем разделе, рассчитывается матрица абсолютных частот (матрица сопряженности) (таблица 1).

А этой таблице строки соответствуют градациям описательных шкал (значениям факторов), а колонки соответствуют классам, т.е. градациям

классификационных шкал. На их пересечении находится число случаев **наблюдения** определенного значения признака у объектов определенного класса. Наблюдение определенного признака у объекта определенного класса является **фактом**. Также фактом является наблюдении перехода объекта моделирования в определенное будущее состояние, если на него действовало определенное значение некоторого фактора. Это означает, что для установления факта необходимо получить информацию о признаках объекта, создать на ее основе конкретный образ объекта и идентифицировать этот конкретный образ, т.е. сравнить его с обобщенными образами и определить степень их сходства, т.е. выполнить довольно много достаточно сложных, даже интеллектуальных операций.

Таким образом понятие факта не является таким уж простым и элементарным, скорее наоборот. Подробнее о сложности установления фактов можно почитать в работе [34].

Таблица 1– Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

	Описательные шкалы (факторы)	Градации описательных шкал (значения факторов)	Классы				Сумма	
			<i>l</i>	...	<i>j</i>	...		<i>w</i>
Описательные шкалы и градации (факторы и их значения)	1-й фактор	$X_{1min}=1$	N_{11}		N_{1j}		N_{1w}	
		...						
	2-й фактор	X_{1max}						
		X_{2min}						
		X_{2max}						
						
	i-й фактор	X_{imin}						
		...						
		X_i	N_{i1}		N_{ij}		N_{iw}	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^w N_{ij}$
	...	X_{imax}						
						
	n-й фактор	X_{nmin}						
		$X_{nmax}=M$	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					$N_{\Sigma j}$		$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^w N_{\Sigma j}$	

На основе таблицы 1 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2).

Таблица 2 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

	Описательные шкалы (факторы)	Градации описательных шкал (значения факторов)	Классы				Безусловная вероятность признака	
			<i>l</i>	...	<i>j</i>	...		<i>w</i>
Описательные шкалы и градации (факторы и их значения)	1-й фактор	$X_{1min}=1$	P_{11}		P_{1j}		P_{1w}	
		...						
	2-й фактор	X_{1max}						
		X_{2min}						
		...						
	...	X_{2max}						
		...						
		X_{imin}						
	i-й фактор	X_i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iw}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
		...						
		X_{imax}						
						
		X_{nmin}						
		...						
	n-й фактор	$X_{nmax}=M$	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$				

Здесь необходимо дать пояснение по поводу того, чем являются значения в таблице 2: относительными частотами, процентами или вероятностями. Вообще-то они являются относительными частотами, но выраженными в процентах. Причем за 100% принимается либо «Суммарное количество признаков по классу», либо «Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу» из таблицы 1. В результате и получается две модели: PRC1 и PRC2, которые отличаются только этим. Проценты используются исключительно для удобства восприятия результатов и более эффективного использования разрядной сетке при отображении результатов. Понятно, что вероятность есть *предел*, к которому *асимптотически*, т.е. никогда его не достигая, стремится относительная частота при *бесконечном* (неограниченном) увеличении объема выборки. Поэтому, конечно, строго говоря в таблице 2 приведены

не вероятности. Но при увеличении объема выборки относительные частоты, в приведенные в таблице 2, все меньше и меньше отличаются от вероятностей. Таким образом называя их вероятностями мы допускаем некоторую неточность или погрешность в наших высказываниях. Но автор считает, что для практических целей это допустимо, учитывая, что при больших выборках эта погрешность и неточность очень мала. Тем более, что мы довольно редко изрекаем абсолютные истины и чаще всего в наших высказываниях есть неточности и погрешности. Допуская эту небольшую вольность мы поступаем точно так же, т.е. следуя той же *традиции*, что и ученые, которые используют на практике другие математические абстракции, типа математической и материальной точки, бесконечно малых, линий, окружностей и треугольников и т.д. и т.п. [10]. *А так поступают абсолютно все ученые и не ученые*, хотя мнение последних для нас сейчас и не так важно. Например, когда ученый говорит, что у автомобиля колесо круглое, то он конечно не имеет в виду, что оно абсолютно точно соответствует математическому понятию: «Круг» или «Окружность». Совершенно ясно, что колесо соответствует этим строгим математическим понятиям весьма приблизительно, а часто и вообще не очень соответствует, поэтому его и отдают на балансировку.

Затем на основе таблицы 2 или непосредственно таблицы 1 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 3, рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 4).

Таблица 3 – 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	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу. Вероятность того, что если у объекта j -го класса обнаружен признак, то это i -й признак	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_i N_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_i N_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения к таблице 4:

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 (Е.В.Луценко, 2002), 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 4 – Матрица системно-когнитивной модели (СК-модель)

	Описательные шкалы (факторы)	Градации описательных шкал (значения факторов)	Классы				Значимость значений факторов	
			1	...	j	...		W
Описательные шкалы и градации (факторы и их значения)	1-й фактор	$X_{1min}=1$	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
		...						
	2-й фактор	X_{1max}						
		X_{2min}						
						
		X_{2max}						
	i -й фактор	...						
		X_{imin}						
		X_i	I_{i1}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
		...						
	...	X_{imax}						
		...						
n -й фактор	X_{nmin}							
	$X_{nmax}=M$	I_{M1}		I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$	
Степень редукции класса			$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt{\frac{1}{(W \cdot M - 1) \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}}$

Отметим, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений (таблица 2):

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.

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» есть модели, аналогичные PRC1, INF1, INF5 и INF6, в которых относительные частоты рассчитываются по тем же формулам, как в этих моделях, но не 1-м, а 2-м способом. Это модели: PRC2, INF2, INF4 и INF7 соответственно.

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [11].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 4 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 3), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели. В качестве развернутого *методически детально проработанного* примера полного исследования с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» можно рассматривать главу 4 в работе [21]. По этому методическому образцу оформлена и 3-я часть данной работы.

Таким образом в *классическом АСК-анализе*:

1. В качестве прошлых значений факторов, влияющих на поведение объекта моделирования, рассматриваются сценарии изменения значений этих факторов. В качестве результата влияния факторов рассматривается сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих факторов.

2. На основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся сценарии изменения значений факторов, влияющих на объект моделирования, и сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих значений факторов.

3. Путем обобщения (многопараметрической типизации) конкретных сценариев поведения объекта моделирования формируются обобщенные образы сценариев развития событий (классы) под влиянием сценариев изменения значений факторов.

Математической моделью класса является вектор частных критериев, соответствующий колонке из таблицы 4. Сами частные критерии, используемые в текущей версии системы «Эйдос», приведены в таблице 3.

2.1.3. Прогнозирование и системная идентификация как разложение функции ситуации (объекта) в ряд по функциям классов (объектный анализ)

Как влияет на поведение объекта моделирования одно значение фактора, отражено в системно-когнитивных моделях. Как влияет система значений факторов, определяется с помощью интегральных критериев. В интегральном критерии используется система частных критериев и их значения сводятся к одному значению интегрального критерия. Поэтому вычисление значений интегрального критерия сходства объекта распознаваемой (ее еще называют тестовой) выборки с обобщенными образами всех классов называется **системной идентификацией**.

В настоящее время в системе «Эйдос» используется два **аддитивных** интегральных критерия:

- сумма знаний;
- 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:

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

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

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$$

где: M – количество градаций описательных шкал (признаков);

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

$\vec{L}_i = \{L_i\}$ – функция состояния (вектор) распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (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» 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 (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

Если представить информацию распознаваемой выборки в виде матрицы, в которой каждая строка будет описывать один объект распознаваемой выборки, то *операцию распознавания этой выборки с помощью 1-го интегрального критерия можно представить себе как операцию умножения матрицы распознаваемой выборки на матрицу статистической или системно-когнитивной модели*. Результатом является матрица произведения, в которой каждый элемент является суммой произведений элементов соответствующих строки распознаваемой матрицы и столбца модели.

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:

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

где:

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

Свое наименование интегральный критерий сходства «Семантический резонанс знаний» получил потому, что по своей математической форме является корреляцией двух векторов: состояния j -го класса и состояния распознаваемого объекта.

По своему смыслу интегральные критерии количественно отражают степень сходства идентифицируемого состояния объекта моделирования с обобщенными образами классов, т.е. по сути степень «присутствия» обобщенного образа класса в этом идентифицируемом состоянии объекта.

Все это позволяет обоснованно рассматривать функцию описания идентифицируемых объектов как взвешенную суперпозицию обобщенных образов классов различного типа с различными амплитудами. По сути это позволяет рассматривать процесс идентификации или

прогнозирования состояния объекта как разложение его конкретного образа (функции, описывающей его состояние) в ряд по обобщенным образам классов [12, 13].

Таким образом, в предложенной семантической информационной модели при идентификации и прогнозировании, по сути, осуществляется разложение векторов идентифицируемых объектов по векторам классов распознавания, т.е. осуществляется "**объектный анализ**" (по аналогии с спектральным, гармоническим или **Фурье-анализом**), **что позволяет рассматривать идентифицируемые объекты как взвешенную суперпозицию обобщенных образов классов различного типа с различными амплитудами** [12]. При этом вектора обобщенных образов классов, с математической точки зрения, представляют собой произвольные функции и не обязательно образуют полную (необходимую и достаточную) и не избыточную (ортонормированную) систему функций.

Впервые эта мысль была высказана автором в 1999 году³ работе [12]⁴ в разделе 5.7. Распознавание как объектный анализ (разложение в ряд по профилям образов), а затем развита в ряде работ, в частности в [13].

Таким образом в данной работе предлагается рассматривать предлагаемую математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним функции состояния идентифицируемого объекта.

В этом контексте функция $f(x_1, \dots, x_n)$ интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта, функция $\psi^{pq}(x_p)$ – обобщенный образ q -го класса, а функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом класса.

Отметим также, что между мультипликативными и аддитивными интегральными критериями сходства нет принципиального различия, т.к. логарифм от мультипликативного интегрального критерия представляет собой аддитивный интегральный критерий, в котором логарифмы сомножителей мультипликативного интегрального критерия представляют собой слагаемые аддитивного интегрального критерия.

2.1.4. Математические определения основных понятий АСК-анализа, связанных с теоремой А.Н.Колмогорова

Дадим более строгие математические определения базовым понятиям АСК-анализа, которые были использованы выше на интуитивном уровне понимания. Это следующие понятия: **конкретный образ состояния идентифицируемого объекта, функция $\psi^{pq}(x_p)$ – обобщенный образ**

³ Фактически реализована в математической модели эта мысль была еще в 1979 году, а в системе «Эйдос» изначально, например

⁴ См., например: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos99/index.htm>

q-го класса, а функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом класса.

Конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации – в АСК-анализе это массив (вектор, функция) $\vec{L}_i = \{L_i\}$ – функция состояния (вектор) распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (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» 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 (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

В теореме А.Н.Колмогорова (3) этому соответствует функция:

$$f(x_1, \dots, x_n).$$

Обобщенный образ j-го класса – это $\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j-го класса; представляет собой колонку таблицы 4, соответствующую j-му классу. В теореме А.Н.Колмогорова (3) этому соответствует функция: $\psi^{pq}(x_p)$.

Функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом q-го класса – это один из *аддитивных* интегральных критериев сходства, используемых в настоящее время в АСК-анализе и системе «Эйдос» (приведены в предыдущем разделе):

– сумма знаний:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$$

– резонанс знаний:

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

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков);

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

В теореме А.Н.Колмогорова (3) интегральным критериям АСК-анализа соответствует весовой коэффициент (функция): g_q .

В итоге получаем следующую таблицу соответствий основных понятий АСК-анализа и теоремы А.Н.Колмогорова:

№	Наименование	Теорема А.Н.Колмогорова	АСК-анализ
1	Конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации	$f(x_1, \dots, x_n)$	$\vec{L}_i = \{L_i\}$
2	Обобщенный образ j -го или q -го класса	$\psi^{pq}(x_p)$	$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$
3	Функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом q -го класса	g_q	$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$ $I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)(L_i - \bar{L}),$
4	Строка матрицы системно-когнитивной модели - значение фактора (таблица 4)	p	i
5	Колонка матрицы системно-когнитивной модели – класс (таблица 4)	q	j

2.1.5. Математическая формулировка теоремы А.Н.Колмогорова для классического АСК-анализа

Учитывая, что M – это число строк, соответствующих значениям факторов в матрице модели (таблица 4), а W – число колонок, соответствующих классам, в этой матрице, теорема А.Н.Колмогорова, в интерпретации, принятой в данной работе (3) примет вид (4):

$$f(x_1, \dots, x_n) = \sum_{q=1}^W \left(g_q \sum_{p=1}^M \psi^{pq}(x_p) \right) \quad (4)$$

В терминологии теории рядов константу g_q в выражении (3) естественно интерпретировать как весовые коэффициенты ряда, а функции $\psi^{pq}(x_p)$ – как базисные функции, по которым производится разложение в ряд функции $f(x_1, \dots, x_n)$. Эта теорема означает, что для реализации функций многих переменных достаточно операций взвешенного суммирования (суперпозиции) функций одной переменной.

Удивительно, что в этом представлении лишь функции весовых коэффициентов g_q зависят от представляемой функции $f(x_1, \dots, x_n)$, а функции $\psi^{pq}(x_p)$ универсальны.

Однако, определение вида базисных функций $\psi^{pq}(x_p)$ и весовых коэффициентов g_q для данной конкретной функции $f(x_1, \dots, x_n)$ представляет

собой *математическую проблему*, для которой пока не найдено общего математически строго решения.

При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций и весовых коэффициентов, таких решений найдено довольно много. В математике разработано довольно много различных *конкретных* вариантов разложений функций в ряды, обычно, но не всегда, названных в честь разработавших их математиков: это бином Ньютона, ряд Тейлора (разложение в ряд по степенным функциям), ряд Маклорена, ряд Фурье, ряд Лагранжа и Бюрмана-Лагранжа, полиномы Чебышева, ряд Лорана, разложение в ряд по экспонентам, разложение по специальным функциям⁵, таким как полиномы Лежандра, полиномы Лагерра, полиномы Эрмита, функции Бесселя и т.д. [7]. Благодаря наличию рекуррентных соотношений для большинства рядов их численный расчет не является проблемой.

В данной работе предлагается рассматривать предлагаемую математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния идентифицируемого объекта или ситуации. В этом контексте функция $f(x_1, \dots, x_n)$ интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации, функция $\psi^{pq}(x_p)$ – как обобщенный образ q -го класса, а функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта или ситуации с обобщенным образом класса.

Что же конкретно имеется в виду? В разделе 2.1.1 мы привели следующую таблицу:

Описательные шкалы (факторы)	Градации описательных шкал (значения факторов)
1-й фактор	$X_{1min} = I \leq X_1 \leq X_{1max}$
2-й фактор	$X_{2min} = X_{1max} \leq X_2 \leq X_{2max}$
...	...
<i>i-й фактор</i>	<i>$X_{imin} \leq X_i \leq X_{imax}$</i>
...	...
n-й фактор	$X_{nmin} \leq X_n \leq X_{nmax} = M$

Из выражения (3) мы видим, что базисная функция $\psi^{pq}(x_p)$ для разложения функции $f(x_1, \dots, x_n)$ в ряд, представляет собой функцию от аргумента x_i , диапазон изменения которого соответствует одному фактору или одной описательной шкале. Иначе говоря, это часть колонки таблицы 4, соответствующая q -му классу и p -му фактору.

Возникает естественный вопрос о том, что же в АСК-анализе соответствует сумме этих функций: $\sum_{p=1}^n \psi^{pq}(x_p)$? Поскольку индекс p – это индекс по всем строкам матрицы системно-когнитивной модели, всем диапа-

⁵ См., например: <http://eqworld.ipmnet.ru/ru/library/mathematics/special.htm>

зонам изменения аргумента x_i , то на взгляд автора ответ вполне очевиден: ***это вся колонка таблицы 4, соответствующая q -му классу, т.е. это обобщенный образ q -го класса (3) по всем факторам:***

$$\psi^q(x) = \sum_{p=1}^M \psi^{pq}(x_p), \quad (4)$$

где: $X_{Imin}=1 \leq X_p \leq X_{nmax}=M$

Таким образом выражение для теоремы А.Н.Колмогорова (3) с учетом (4) примет вид (5):

$$f(x) = \sum_{q=1}^W (g_q \psi^q(x)) \quad (5)$$

Выражение (5) – это классическое выражение для разложения функции $f(x)$ в ряд по базисным функциям $\psi^q(x)$, т.е. это взвешенная суперпозиция функций $\psi^q(x)$ с весами: g_q .

Функции $\psi^q(x)$ в АСК-анализе формируются в процессе синтеза моделей и представляют собой обобщенные образы классов, функция $f(x)$ описывает идентифицируемый объект или прогнозируемую ситуацию, а весовые коэффициенты разложения в ряд g_q представляют собой интегральные критерии сходства функции состояния объекта или ситуации с обобщенными образами классов и вычисляются при распознавании, идентификации или прогнозировании.

Графики базисных функций $\psi^q(x)$ построить не сложно: для этого в MS Excel надо отобразить в виде графика q -ю колонку матрицы соответствующей статистической или системно-когнитивной модели (СК-модель).

Отметим ***принципиальную важность выражения (5) для проектирования структуры баз знаний в АСК-анализе и системе «Эйдос»***. Для этого сравним модели представления знаний системы «Эйдос» (Луценко Е.В., 1979) и фреймовую модель Марвина Мински (1975). В модели Мински каждому обобщенному образу класса (фрейма-прототипа) соответствует много слотов (описательных шкал) со своими шпациями (градациями) и в каждом фрейме они в общем случае разные. Поэтому при увеличении количества фреймов-прототипов (классов) в модели Мински количество таблиц и отношений между ними расчет как снежный ком. Напрашивается идея как-то упростить фреймовую модель представления знаний. В 1979 году Е.В.Луценко (в то время старший инженер-программист вычислительного центра Краснодарского медицинского института) предложил следующее решение: описывать все фреймы-прототипы в одной общей системе слотов и шпаций (описательных шкал и градаций), т.е. по сути в одной таблице вида таблиц 1-4. Справочники классификационных и описа-

тельных шкал и градаций составляли еще 6 таблиц, обучающей выборки – еще 3, тестовой выборки – еще 3. Это решение приводило к независимости количества таблиц и отношений между ними в базах знаний системы «Эйдос»⁶ от числа классификационных и описательных шкал и градаций (т.е. от числа фреймов-прототипов, слотов и шпаций). **Корректность** этого решения обосновывалось именно теоремой А.Н.Колмогорова, а именно выражением (5), т.е. тем, что весовые коэффициенты, соответствующие разным слотам и шпациям (т.е. разным описательным шкалам и градациям), соответствующих разным фреймам-прототипам (классам), можно просто складывать.

2.1.6. Объекты математической модели АСК-анализа как алгебраические структуры в рамках высшей алгебры

*Важно отметить, что в АСК-анализе и классификационные, и описательные шкалы могут быть как **числовыми**, так и **текстовыми**, а текстовые могут быть либо **номинальными**, либо **порядковыми**.*

Таким образом классификационные и описательные шкалы в АСК-анализе можно рассматривать как **алгебраические структуры** (группы, кольца и поля), на которых определены те или иные операции над их градациями:

- текстовые шкалы: номинальные: операция эквивалентности;
- текстовые шкалы: порядковые: операции эквивалентности и больше/меньше;
- числовые шкалы: операции эквивалентности, больше/меньше, сложения, вычитания, умножения и деления.

Поэтому и все остальные объекты математической модели АСК-анализа, такие как описания объектов обучающей и распознаваемой выборки, матрица абсолютных частот, матрицы условных и безусловных процентных распределений, матрица информативностей и других системно-когнитивных моделей (см. таблицу 3), а также матрицы сходства, базы агломеративной древовидной классификации, SWOT-анализа и другие, также можно рассматривать как алгебраические структуры в рамках высшей алгебры. В частности, матрица информативностей по своей математической структуре является тензором, описывающим метрику многомерного неевклидова неортонормированного когнитивного пространства, отражающего предметную область в системно-когнитивной модели. Однако более подробное рассмотрение этих вопросов не входит в задачи данной статьи, тем более что этому вопросу посвящено довольно много работ автора [9-38]⁷.

⁶ Именно в 1979 году была разработана математическая модель системы «Эйдос», точнее суть этой модели. Тогда же она положительно прошла экспертизу на уровне докторов физ.-мат. Наук, профессоров, занимающихся интеллектуальными технологиями.

⁷ Более полный список этих работ можно посмотреть, например здесь: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm

2.1.7. Значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность модели

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 4).

Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с **мощностью сигнала**, в частности мощностью информации, а в АСК-анализе все модели рассматриваются в как **источник информации об объекте моделирования**.

Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 5).

Термины каждой строки по сути являются синонимами. Исследование погрешности (дисперсии) для этих выражений – это предмет дальнейшего исследования. Отметим, что впервые количественное выражение для корня информационной мощности модели предложено проф. Е.В.Луценко в работе [9] еще в 2002 году.⁸ Для синтеза 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей используется режим 3.5 системы «Эйдос», описанный ниже.

Таблица 5 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

⁸ <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909> формула (3.81) на стр.290

2.1.8. Абсолютная и относительная сходимость прогнозного ряда. Ортонормирование системы функций классов: в какой степени оно действительно необходимо?

При дальнейшем развитии аналогии между распознаванием и разложением функции ситуации по обобщенным функциям классов естественно возникают вопросы: о полноте, избыточности и ортонормированности системы векторов классов как функций, по которым проводится разложение вектора объекта; о сходимости, т.е. вообще возможности и корректности такого разложения.

В общем случае вектор объекта совершенно не обязательно должен разлагаться в ряд по векторам классов таким образом, что сумма ряда во всех точках точно совпадала со значениями исходной функции. Это означает, что система векторов классов может быть *неполна* по отношению к профилю распознаваемого объекта, и, тем более, всех возможных объектов.

Предлагается считать не разлагаемые в ряд, т.е. плохо распознаваемые объекты, суперпозицией хорошо распознаваемых объектов ("похожих" на те, которые использовались для формирования обобщенных образов классов), и объектов, которые и не должны распознаваться, так как объекты этого типа не встречались в обучающей выборке и не использовались для формирования обобщенных образов классов, а также не относятся к представляемой обучающей выборкой генеральной совокупности.

Нераспознаваемую компоненту можно рассматривать либо как шум, либо считать ее полезным сигналом, несущим ценную информацию о неисследованных объектах интересующей нас предметной области (в зависимости от целей и тезауруса исследователей).

Первый вариант не приводит к осложнениям, так как примененный в математической модели алгоритм сравнения векторов объектов и классов, основанный на вычислении нормированной корреляции Пирсона (сумма произведений), является *весьма устойчивым к наличию белого шума* в идентифицируемом сигнале.

Во втором варианте необходимо дообучить систему распознаванию объектов, несущих такую компоненту (в этой возможности и заключается адаптивность модели). Технически этот вопрос решается просто копированием описаний плохо распознанных объектов из распознаваемой выборки в обучающую, их идентификацией экспертами и дообучением системы.

Кроме того, может быть целесообразным дополнить справочник классификационных шкал и градаций новыми классами, соответствующими этим объектам, а справочник описательных шкал и градаций – новыми признаками, необходимыми для описания этих объектов.

Однако на практике гораздо чаще наблюдается противоположная ситуация (можно даже сказать, что она типична), когда система векторов *из-*

быточна, т.е. в системе классов распознавания есть очень похожие классы (между которыми имеет место высокая корреляция, наблюдаемая в режиме: "кластерно-конструктивный анализ"). Практически это означает, что в системе сформировано несколько практически одинаковых образов с разными наименованиями. Для исследователя это само по себе является очень ценной информацией. Однако если исходить только из потребности разложения распознаваемого объекта в ряд по векторам классов (чтобы определить суперпозицией каких образов он является, т.е. "разложить его на компоненты"), то наличие сильно коррелирующих друг с другом векторов представляется неоправданным, так как просто увеличивает размерности данных, внося в них мало нового по существу. Поэтому возникает задача *исключения избыточности системы классов распознавания*, т.е. выбора из всей системы классов распознавания такого минимального их набора, в котором профили классов минимально коррелируют друг с другом, т.е. *ортogonalны в фазовом пространстве признаков*. Это условие в теории рядов называется "ортонормируемостью" системы базовых функций, а в факторном анализе связано с идеей выделения "главных компонент".

В предлагаемой математической модели реализованы два варианта выхода из данной ситуации:

- 1) исключение неформирующихся, расплывчатых классов;
- 2) объединение почти идентичных по содержанию (дублирующих друг друга) классов.

Однако выбрать нужный вариант и реализовать его, используя соответствующие режимы, пользователь технологии АСК-анализа должен сам. Возможно в будущем эти процессы будут автоматизированы. Вся необходимая и достаточная информация для принятия соответствующих решений предоставляется пользователю инструментария АСК-анализа, в качестве которого в настоящее время выступает система «Эйдос».

Если считать, что функции образов составляют формально-логическую систему, к которой применима теорема Геделя, то можно сформулировать эту **теорему** для данного случая следующим образом:

Для любой системы базисных функций $\{\varphi(x)\}$ в некотором линейном пространстве функций L всегда существует по крайней мере одна такая **ненулевая** функция, что она **не может** быть разложена в ряд по данной системе базисных функций, т.е. **функция, которая является ортогональной ко всей системе базисных функций в целом**". **Этим утверждается, что ЛЮБАЯ система базисных функций принципиально неполна.** Добавление этой новой функции в систему базисных функций $\{\varphi(x)\}$ приводит к **повышению размерности** линейного пространства функций L . Принципиально размерность этого пространства ничем не ограничена.

Строгое математическое доказательство этой теоремы не входит в задачи данной статьи и является делом будущего. Сейчас же уместно от-

метить лишь, что на взгляд автора математическое представление об обязательной ортогональности и полноте базисных функций для разложения в ряд является скорее абстрактным математическим требованием, имеющим мало относящимся к реальности, примерно как реально невыполнимые требования факторного анализа об абсолютной точности исходных данных, полной независимости друг от друга факторов и аддитивности их действия на объект моделирования (что эквивалентно требованию его абсолютной линейности).

Очевидно, не взаимосвязанными друг с другом могут быть только четко оформленные, детерминистские образы, т.е. образы с высокой степенью редукции ("степень сформированности конструкта"). Поэтому в процессе выявления взаимно-ортогональных базисных образов, в первую очередь, будут выброшены аморфные "расплывчатые" образы, которые связаны практически со всеми остальными образами.

В некоторых случаях результат такого процесса представляет интерес, и это делает оправданным его реализацию. Однако можно предположить, что наличие расплывчатых образов в системе является оправданным, так как в этом случае система образов не будет формальной и подчиняющейся теореме Геделя. Следовательно, система распознавания будет более полна в том смысле, что увеличится вероятность идентификации *любого объекта*, предъявленного ей на распознавание. Конечно, уровень сходства с аморфным образом не может быть столь высоким, как с четко оформленным. Поэтому в этом случае более уместно применить термин "ассоциация" или нечеткая, расплывчатая идентификация, чем "однозначная идентификация".

Итак, можно сделать следующий вывод: допустимость в математической модели АСК-анализа не только четко оформленных (детерминистских) образов, но и образов аморфных, нечетких, расплывчатых не только не является недостатком, но наоборот, является важным достоинством данной модели. Это обусловлено тем, что данная модель распознавания обеспечивает корректные результаты анализа, идентификации и прогнозирования даже в тех случаях, когда модели идентификации и информационно-поисковые системы детерминистского типа традиционных АСУ практически неработоспособны. В этих условиях данная модель АСК-анализа работает как система *ассоциативной (нечеткой) идентификации*.

Таким образом можно обоснованно сделать общий вывод о том, что если в чисто математической теории разложения функций в ряды требование ортонормированности базисных функций является вполне обоснованным, то для практических приложений это не играет принципиальной роли, более того, в практических приложениях использование для разложения в ряд неортонормированной системы базисных функций представляет большой интерес, т.к. открывает новые широкие перспективы исследований взаимосвязей между факто-

рами, а также между факторами и поведением объекта моделирования. Кроме того это может эффективно использоваться при принятии решений (см. раздел:2.4).

Совершенно аналогичная ситуация наблюдается с другими строго математическими понятиями и является обычной устоявшейся практикой. Например строго математические понятия материальной и математической точки, бесконечно малых и т.п. на практике, например в физике и в численных расчетах на компьютерах, т.е. в численных методах и дискретной математике, заменяются на элементы малых, но конечных размеров, например на конечные разности. При этом интегралы заменяются на суммы.

Более того, использование неортонормированной системы базисных функций не только вполне корректно для практических приложений, но и представляет особый большой интерес, т.к. при этом появляется возможность *изучения сходства/различия базисных функций по их смыслу*, т.е. по влиянию на вид функций состояний объектов и ситуаций, разлагаемые в ряд по ним. Для этого могут использоваться, например, когнитивные диаграммы и дендрограммы агломеративной кластеризации. С одной стороны, это позволяет исследовать *нелинейные* системы, для которых не выполняется большая предельная теорема о действии большого количества *независимых* друг от друга факторов, а значит не выполняется нормальное распределение и *неприменимы методы параметрической статистики*.

2.2. Суть математической модели сценарного АСК-анализа

2.2.1. Идея и концепция сценарного АСК-анализа

Идея сценарного АСК-анализа очень проста: к базовым шкалам, созданным точно как в классическом АСК-анализе, добавить шкалы сценариев, отражающие динамику изменения показателей, отраженных базовыми шкалами.

Концепция сценарного АСК-анализа:

1. К каждой классификационной шкале модели, отражающей точечные значения будущих показателей объекта моделирования, добавить классификационную шкалу, градации которой (новые классы), будут отражать динамику изменений этих точечных показателей в будущем, т.е. будущие сценарии изменения показателя, отраженного базовой шкалой.

2. К каждой описательной шкале модели, отражающей точечные значения прошлых показателей объекта моделирования, добавить описательную шкалу, градации которой (новые значения факторов), будут отражать динамику изменений этих точечных показателей в прошлом, т.е. прошлые сценарии изменения показателя, отраженного базовой шкалой.

На рисунке 1 ниже показано, как на основе одной базовой описательной шкалы и одной базовой классификационной шкалы с их градациями (выделены желтым фоном) образованы соответствующие им классификационные и описательные сценарные шкалы, и градации (выделены зеленым фоном).

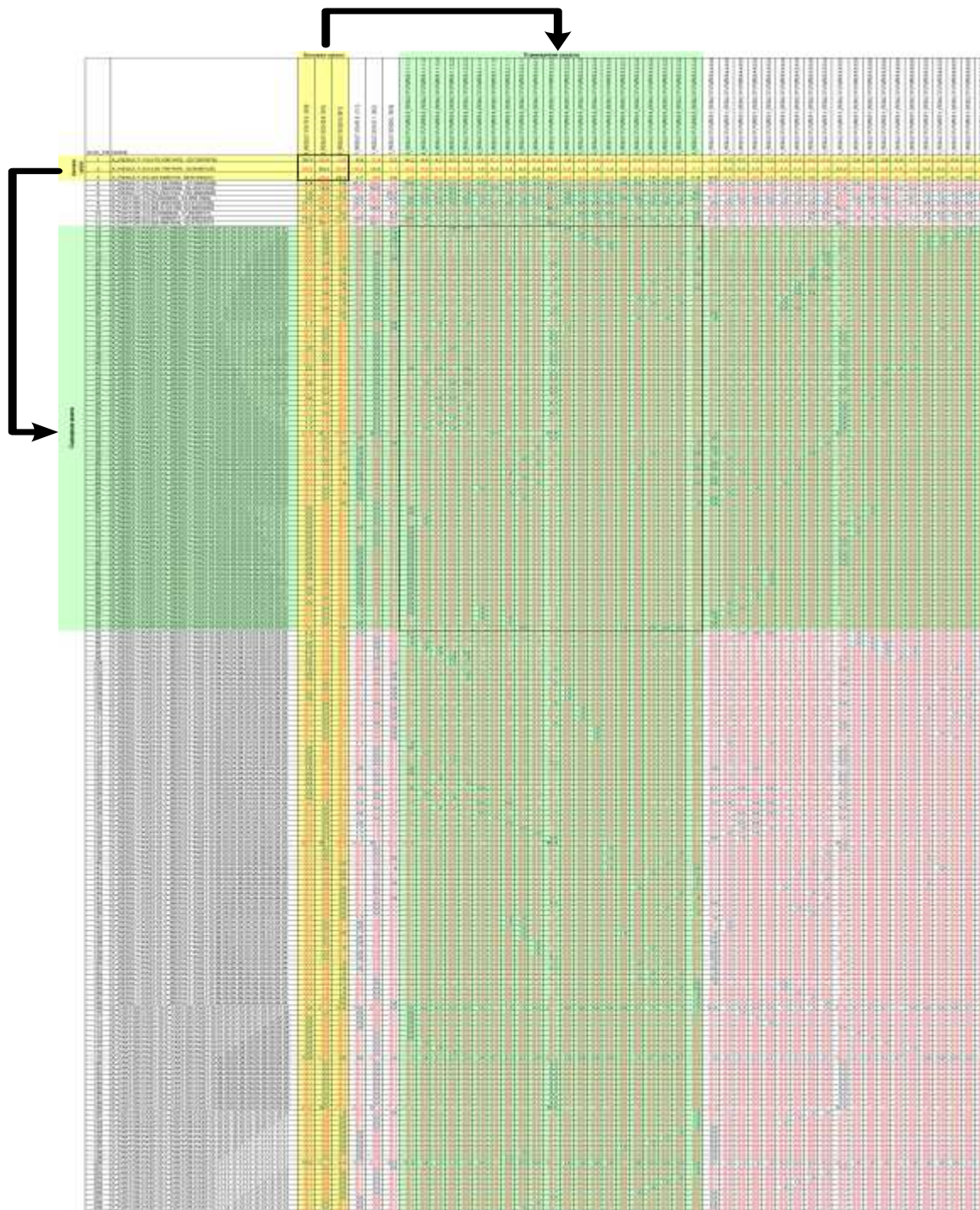


Рисунок 1

При этом глубина предыстории составляет 10 точечных значений показателя базовой шкалы, а горизонт прогнозирования – 5 точек.

Эти возможности реализованы в автоматизированном программном интерфейсе импорта данных из внешних источников данных (API) системы «Эйдос».

В результате в модели кроме тех шкал и градаций, которые были и в классическом АСК-анализе, добавляются новые классификационные и описательные шкалы и градации, отражающие прошлые и будущие сценарии изменения показателей соответствующих базовых шкал.

Эти новые шкалы и градации обрабатываются в сценарном АСК-анализе абсолютно также, как в классическом АСК-анализе, но кроме этого дополнительно только в сценарном АСК-анализе реализуются интересные новые возможности, подробнее описанные ниже в данном разделе.

2.2.1. Математическая формулировка теоремы А.Н.Колмогорова для сценарного АСК-анализа

В сценарном АСК-анализе:

1. В качестве прошлых значений факторов, влияющих на поведение объекта моделирования, рассматриваются сценарии изменения значений этих факторов. В качестве результата влияния факторов рассматривается сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих факторов.

2. На основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся сценарии изменения значений факторов, влияющих на объект моделирования, и сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих значений факторов.

3. Путем обобщения (многопараметрической типизации) конкретных сценариев поведения объекта моделирования формируются обобщенные образы сценариев развития событий (классы) под влиянием сценариев изменения значений факторов.

Так же как в классическом АСК-анализе, в сценарном АСК-анализе математической моделью класса является вектор частных критериев, соответствующий колонке из таблицы 4. Сами частные критерии, используемые в текущей версии системы «Эйдос», приведены в таблице 3.

Поэтому все выводы, полученные ранее по теореме А.Н.Колмогорова для классического АСК-анализа сохраняют силу и для сценарного АСК-анализа, в частности выражение для теоремы А.Н.Колмогорова (5):

$$f(x) = \sum_{q=1}^W (g_q \psi^q(x)) \quad (5)$$

Кроме того, в сценарном АСК-анализе сами классы в сценарных классификационных шкалах являются сценариями, т.е. **функциями будущих прогнозных сценариев: $s(t)$, отражающими динамику точечных показателей соответствующей базовой шкалы.**

Поэтому выражение для теоремы А.Н.Колмогорова для сценарного АСК-анализа может быть записано в виде (5):

$$f(t) = \sum_{j=1}^W (g_j s_j(t)), \quad (5)$$

где:

t – время;

$f(t)$ – средневзвешенный прогнозируемый будущий сценарий;

$s(t)$ – обобщенный образ сценарного класса (функция будущего сценария);

g_j – уровень сходства функции прогнозируемой ситуации $\vec{L}_i = \{L_i\}$ с обобщенным образом сценарного класса (функцией будущего сценария $s(t)$).

При решении задачи идентификации и прогнозирования эти сценарные классы, т.е. будущие сценарии, также прогнозируются с различной достоверностью (с различными уровнями сходства). При значениях интегрального критерия сходства больше нуля это прогнозы того, что будет (положительные прогнозы), а при значениях меньше нуля – того, чего не будет (отрицательные прогнозы).

2.2.2. Постановка задачи прогнозирования сценариев будущих событий (классов) на основе сценариев прошлых событий (значений факторов)

В сценарном методе АСК-анализа сценарии развития событий в прошлом рассматриваются как значения факторов, обуславливающие сценарии развития событий в будущем.

На основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся сценарии и на основе их обобщения формируются обобщенные образы сценариев развития событий, т.е. классов.

При синтезе системно-когнитивных моделей вычисляется количество информации, которое содержится в конкретных прошлых сценариях о наступлении или не наступлении конкретных будущих сценариев.

Например, фондовый рынок описывается временными рядами курсов ценных бумаг и валют, а также временными рядами, описывающих различные внутренние и внешние факторы, влияющие на фондовый рынок. Среди **внутренних факторов** фондового рынка можно отметить саму динамику взаимных курсов различных ценных бумаг и валют, динамику числа банков, участвующих в торгах, динамику спрос и предложение на различные ценные бумаги и валюты. Среди **внешних факторов** можно выделить общую политическую ситуацию, уровень информационного и вооруженного противостояния в горячих точках и на основных (стратегических) транспортных и энергетических магистралях, уровень мировой экономической активности, наличие различных глобальных заболеваний,

типа пандемии Covid-19, а также выступления и заявления ведущих политических лидеров мира, лидеров наиболее мощных экономик мира, террористические акты, особенно такие масштабные как 11 сентября в США, а также такие казалось бы курьезные случаи, как падение президента США Дж.Буша с трапа военного вертолета при прибытии его в Японию. Наблюдения за ситуацией на фондовом рынке образуют базу данных, в которой строки соответствуют различным наблюдениям, привязанным ко времени, а столбцы отражают факторы и результаты их влияния.

В программном инструментарии АСК-анализа системе «Эйдос» есть развитые программные интерфейсы, позволяющие ввести подобные данные в систему «Эйдос», создать на их основе модели и применить эти модели для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Для этого выполняются следующие этапы АСК-анализа:

1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области.
2. Формализация предметной области (автоматическая разработка классификационных и описательных шкал и градаций, кодирование исходных с их помощью и генерация обучающей выборки).
3. Синтез и верификация моделей.
4. Решение задач идентификации и прогнозирования.
5. Решение задач поддержки принятия решений.
6. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Ниже мы подробнее рассмотрим содержание и выполнение этих этапов на численном примере.

2.2.3. Алгоритм выявления сценариев изменения значений факторов и сценариев поведения объекта моделирования

Рассмотрим алгоритм выявления сценариев изменения значений факторов и сценариев поведения объекта моделирования (п.2) в случае, когда исходные данные представляют собой *временные ряды*.

Шаг 1-й. Базовые шкалы и значения шкал формируются как обычно при формализации предметной области. При этом в качестве значений градаций числовых шкал рассматриваются числовые диапазоны, а в качестве значений текстовых шкал (номинальных и порядковых) рассматриваются уникальные текстовые значения. Числовые диапазоны могут быть либо равными с разным числом наблюдений, либо разными (адаптивными) с примерно одинаковым числом наблюдений.

Шаг 2-й: Организуется цикл по текущей записи базы исходных данных от 1-й записи до последней.

Шаг 3-й. Организуется цикл по всем измерительным шкалам, как классификационным, так и описательным. Классификационные шкалы и градации используются для формального описания и кодирования будущих состояний объекта моделирования, а описательные, – как для

формального описания и кодирования прошлых состояний самого объекта моделирования (его предыстории), так и для описания различных факторов, действующих на объект моделирования. Эти факторы могут быть классифицированы как зависящие от нашей воли (факторы управления, применение различных технологий), так и не зависящие от нее – это факторы окружающей среды. Факторы окружающей среды могут быть классифицированы в соответствии с иерархическими уровнями организации внешней среды: природной, технологической, организационной, экономической и политической и т.д.

Шаг 4-й. Относительно текущей записи базы исходных данных *по каждой шкале* определяются коды градаций базовых классификационных и описательных шкал на заданную глубину предыстории в прошлое и на заданный горизонт прогнозирования в будущее. На основе этой информации формируются и добавляются в справочники шкалы прошлых и будущих сценариев. Будущие сценарии образуются на основе базовых классификационных шкал, а прошлые – на основе базовых описательных шкал. Название шкалы-сценария образуется из названия базовой шкалы, но основе которой она образована, слова "Будущее" или "Прошлое" (FUTURE or PAST) и КОДОВ градаций базовой шкалы сценария.

Шаг 5-й. Конец цикла по шкалам.

Шаг 6-й. Конец цикла по записям базы исходных данных.

В сценарном АСК-анализе вектора классов (таблица 4) рассматриваются как базисные функции для разложения в ряд сценария идентифицируемой ситуации. При этом в качестве весовых коэффициентов разложения в ряд используются значения интегральных критериев сходства идентифицируемой ситуации с соответствующими классами [8, 9].

2.2.4. Разработка частных положительных и отрицательных прогнозов и оценка их достоверности как разложение функции ситуации в ряд по функциям классов

При прогнозировании текущая ситуация, описанная прошлыми сценариями, сравнивается с обобщенными образами классов, т.е. с будущими сценариями, и разлагается в спектр по ним аналогично прямому преобразованию Фурье.

По сути в обозначениях теоремы А.Н.Колмогорова (1957) для сценарного АСК-анализа:

$$f(t) = \sum_{j=1}^w (g_j s_j(t)), \quad (5)$$

распознавание (разложение функции ситуации в ряд по базисным функциям классов) сводится к нахождению весовых коэффициентов g_j , при этом в качестве базисных функций $s(t)$ используются обобщенные образы классов, т.е. будущих сценариев.

Весовые коэффициенты g_j представляют собой интегральные критерии сходства идентифицируемой ситуации с обобщенными образами классов, используемые в настоящее время в АСК-анализе: сумма знаний и резонанс знаний, рассмотренных выше.

При этом оказывается, что текущая ситуация имеет положительное сходство разной степени с одними конкретными будущими сценариями, и отрицательное сходство с другими будущими сценариями.

Если уровень сходства текущей ситуации с будущим сценарием больше нуля, то такой прогноз называется положительным. Положительный прогноз описывает прогноз того, «что будет».

Если уровень сходства текущей ситуации с будущим сценарием меньше нуля, т.е. по сути это уровень различия, то такой прогноз называется отрицательным. Отрицательный прогноз описывает прогноз того, «чего не будет».

Модуль уровня сходства/различия описания текущей ситуации с прогнозами отражает оценку системой «Эйдос» уровня достоверности этих прогнозов.

Таким образом при прогнозировании описание текущей ситуации по сути разлагается в ряд по обобщенным образам классов, соответствующих будущим сценариям развития событий. Коэффициентами этого ряда являются урени сходства/различия описания текущей ситуации с обобщенными образами классов.

2.2.5. Формирование средневзвешенных положительных (что будет) и отрицательных (чего не будет) прогнозов как преобразование, обратное разложению функции ситуации в ряд по функциям классов

Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования, аналогичного обратному преобразованию Фурье, в котором в качестве базисных функций используются обобщенные образы классов прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами.

По сути средневзвешенный прогноз является взвешенной суперпозицией обобщенных образов классов с весами, равными сходству/различию описания текущей ситуации с этими обобщенными образами классов. Отметим, что каждый обобщенный образ класса соответствует определенному сценарию развития событий, который реально наблюдался в эмпирических данных.

2.2.6. Технический и фундаментальный подходы и их синтез в сценарном АСК-анализе

Технический анализ предполагает прогнозирование хода временных рядов на основе данных из тех же временных рядов за прошлый период. В терминологии АСК-анализа это просто означает, что одни и те же временные ряды используются и в качестве классификационных шкал, и в качестве описательных шкал. Классификационные шкалы позволяют формаль-

но описать будущие события, которые необходимо прогнозировать. Описательные шкалы позволяют формально описать прошлые события, которые рассматриваются в качестве факторов (причин), обуславливающих будущие события.

Фундаментальный анализ предполагает прогнозирование хода временных рядов на основе данных из других временных рядов за прошлый период, отражающих динамику различных внутренних и внешних факторов. В терминологии АСК-анализа это означает, что одни временные ряды используются и в качестве классификационных шкал, описывающих будущие события, а другие используются в качестве описательных шкал, описывающих факторы (причины), обуславливающие эти будущие события. В сценарном АСК-анализе нет никаких проблем использовать для прогнозирования хода временных рядов *одновременно* и данные из тех же временных рядов за прошлый период (как в техническом анализе), так и данные из других временных рядов за прошлый период, отражающих динамику различных внутренних внешних факторов, действующих на ситуацию (как в фундаментальном анализе).

Таким образом сценарный АСК-анализ позволяет легко объединить в одном приложении и технический, и фундаментальный анализ, что и отражено в названии этого синтетического подхода: «техно-фундаментальный сценарный АСК-анализ».

2.3. Развитый алгоритм принятия решений АСК-анализа

Традиционно, управляющие решения принимаются путем многократного решения задачи прогнозирования при различных значениях управляющих факторов и выбора такого их сочетания, которое обеспечивает перевод объекта управления в целевое состояние. Однако на реальные объекты управления действуют сотни и тысячи управляющих факторов, каждый из которых может иметь десятки значений. Полный перебор всех возможных сочетаний значений управляющих факторов приводит к необходимости решения задачи прогнозирования десятки и сотни тысяч и даже миллионы раз для принятия одного решения, и это является совершенно неприемлемым на практике. Поэтому необходим метод принятия решений не требующий значительных вычислительных ресурсов. Таким образом, налицо противоречие между фактическими и желаемым, в чем и состоит проблема, решаемая в работе. В данной работе предлагается развитый алгоритм принятия решений путем однократного решения обратной задачи прогнозирования (автоматизированный SWOT-анализ), использующий результаты кластерно-конструктивного анализа целевых состояний объекта управления и значений факторов и однократного решения задачи прогнозирования. Этим и обуславливается актуальность темы работы. Цель работы состоит в решении поставленной проблемы. Путем декомпозиции цели сформулированы следующие задачи, являющиеся этапами достижения цели. Когнитивно-целевая структуризация предметной области; формализа-

ция предметной области (разработка классификационных и описательных шкал и градаций и формирование обучающей выборки); синтез, верификация и повышение достоверности модели объекта управления; прогнозирование, принятие решений и исследование объекта управления путем исследования его модели. В качестве метода решения поставленных задач применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». В результате работы предложен развитый алгоритм принятия решений, применимый в интеллектуальных системах управления. Основным выводом по результатам работы состоит в том, что предлагаемый подход позволил успешно решить поставленную проблему [18].

Предлагается следующий развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» (рисунок 2). Необходимо отметить, что система «Эйдос» обеспечивает решение всех задач, решение которых необходимо для реализации предлагаемого алгоритма: обратной задачи прогнозирования (автоматизированный SWOT-анализ) [19]; кластерно-конструктивный анализ целевых состояний объекта управления и значений факторов [20]; задачи прогнозирования [9-38].

Развитый алгоритм принятия решений АСК-анализа при его применении в интеллектуальных системах управления

Шаг 1-й. Ставим цели управления, т.е. определяем одно или несколько целевых состояний объекта управления. В натуральном выражении целевые состояния - это обычно количество и качество продукции, а в стоимостном выражении - прибыль и рентабельность ее производства и продажи.

Шаг 2-й. Проводим когнитивно-целевую структуризацию и формализацию предметной области, синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко.

Шаг 3-й. Если целевое состояние одно, то переходим на шаг 6.

Шаг 4-й. Иначе оцениваем корректность поставленных целей путем сравнения системы детерминации целевых состояний методом когнитивной кластеризации или просто на основе матрицы сходства, т.е. определяем, являются ли целевые состояния совместимыми, т.е. достижимыми одновременно, по обуславливающим их значениями факторов, или они являются взаимоисключающими (альтернативными) по системе детерминации и одновременно достигнуты быть не могут.

Шаг 5-й. Поставленные цели управления корректны, совместимы, достижимы одновременно?

Шаг 6-й. Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем автоматизированного когнитивного SWOT-анализа целевых состояний.

Шаг 7-й. Оцениваем технологические и финансовые возможности применения на практике рекомендованных на шаге 6 значений факторов.

Шаг 8-й. Если такая возможность имеется для всех значений факторов, то принимаем их для реализации на практике и выходим из алгоритма принятий решений

Шаг 9-й. Если же такой возможности нет, то исключаем из системы значений факторов, рекомендованных на шаге 6, те из них, которые по каким-либо причинам нет возможности применить на практике и переходим на следующий шаг.

Шаг 10-й. Прогнозируем результаты применения на практике сокращенной системы значений факторов в которой есть только те, которые есть реальная возможность применить на практике.

Шаг 11-й. Сокращенная система значений факторов приводит к достижению целевых состояний?

Шаг 12-й. Заменяем рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но такими, которые есть возможность использовать. Эти значения факторов для замены выбираются с использованием результатов когнитивного кластерно-конструктивного анализа значений факторов или просто матрицы сходства.

Шаг 13-й. Прогнозирование результатов применения на практике системы значений факторов, сформированной на шаге 12.

Шаг 14-й. Сформированная система значений факторов приводит к достижению целевых состояний? Если прогнозируемый результат применения на практике системы значений факторов, сформированной на шаге 12, по результатам прогнозирования приводит к переходу объекта управления в целевые состояния, то принимаем данную систему значений факторов для реализации на практике и выходим из алгоритма принятия решений. Если же прогноз показывает, что целевое состояние при использовании этой системы значений факторов не достигается, то задача управления не имеет решения в данной модели и осуществляется переход на шаг 2 для качественного изменения модели с новыми исходными данными и расширенной системой значений факторов.

После выхода из алгоритма и реализации управляющих решений цикл управления, представленный на рисунке 2, повторяется. При этом результаты управления в любом случае, т.е. как при успешном достижении целевых состояний, так и в противном случае, учитываются в исходных данных для создания модели и осуществляется пересинтез модели. Поэтому непосредственно в процессе управления происходит постоянное улучшение качества интеллектуальной модели принятия решений путем ее самообучения с учетом фактических результатов управления. Это обеспечивается тем, что интеллектуальная система «Эйдос» является одновременно инструментом для синтеза и верификации моделей объекта управления, инструментом применения этих моделей для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путём исследования ее модели. Достоверность созданных моделей оценивается с помощью F-меры Ван Ризбергера и ее мультиклассовых, нечетких обобщений, инвариантных относительно объема выборки (Луценко 2017). Система «Эйдос» не только обеспечивает решение этих задач, но и на данный момент, по-видимому, является единственной в мире системой, обеспечивающей решение всех этих задач на единой математической и технологической основе. При этом решение некоторых из этих задач по отдельности на данный момент автоматизировано только в системе «Эйдос», например автоматизированный когнитивный SWOT-анализ, когнитивный кластерно-конструктивный анализ, построение когнитивных диаграмм и когнитивных функций (Луценко 2017). Таким образом, развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и реализуемый в системе «Эйдос», соответствует известному принципу дуального управления, предложенному в 50-х годах XX века в теории самонастраивающихся и самообучающихся систем замечательным советским ученым Александром Ароновичем Фельдбаумом.

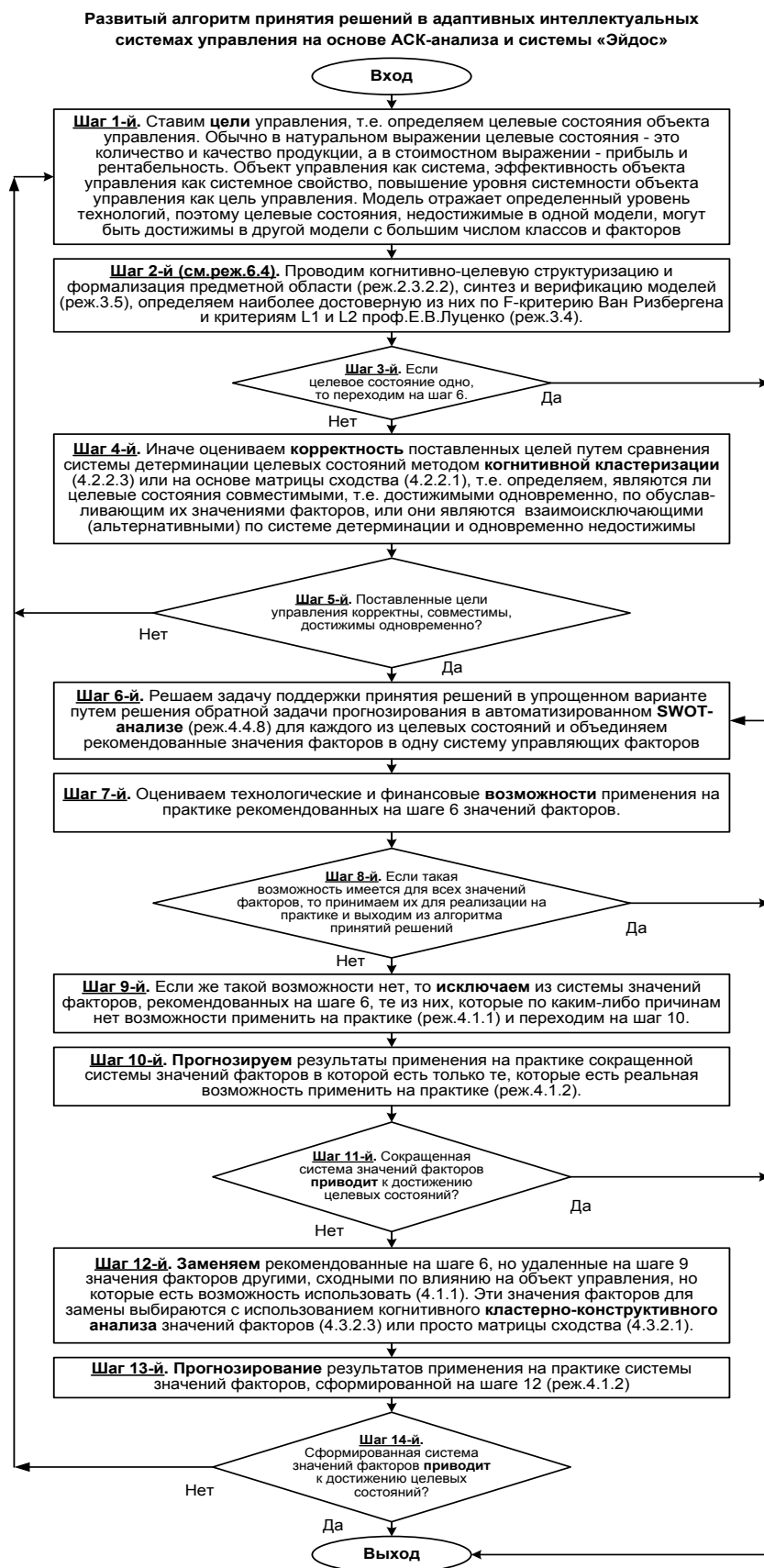


Рисунок выполнен автором

Рисунок 2. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

3. Практическое решение проблемы путем решения задач (на примере фондового рынка)

3.1. Краткое описание метода исследования

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели предлагается применить новый новационный⁹ метод искусственного интеллекта: Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ).

Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый и доступный *программный инструментарий*, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос».

Существует много систем искусственного интеллекта, но система «Эйдос» отличается от них следующими параметрами:

- разработана в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Поэтому она является универсальной и может быть применена во многих предметных областях (<http://lc.kubagro.ru/aidos/index.htm>);

- находится в полном открытом бесплатном доступе (http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm), причем с актуальными исходными текстами (http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt);

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

- 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);

- содержит большое количество локальных (поставляемых с инсталляцией) и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 208, соответственно) (http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf);

⁹ Инновационный – готовый к внедрению, новационный – успешно внедренный в эксплуатацию.

- обеспечивает мультиязычную поддержку интерфейса на русском языке и еще 50 языках. Языковые базы входят в инсталляцию и могут пополняться в автоматическом режиме;

- поддерживает on-line среду накопления знаний и широко используется во всем мире (<http://aidos.byethost5.com/map5.php>) (рисунок 3);

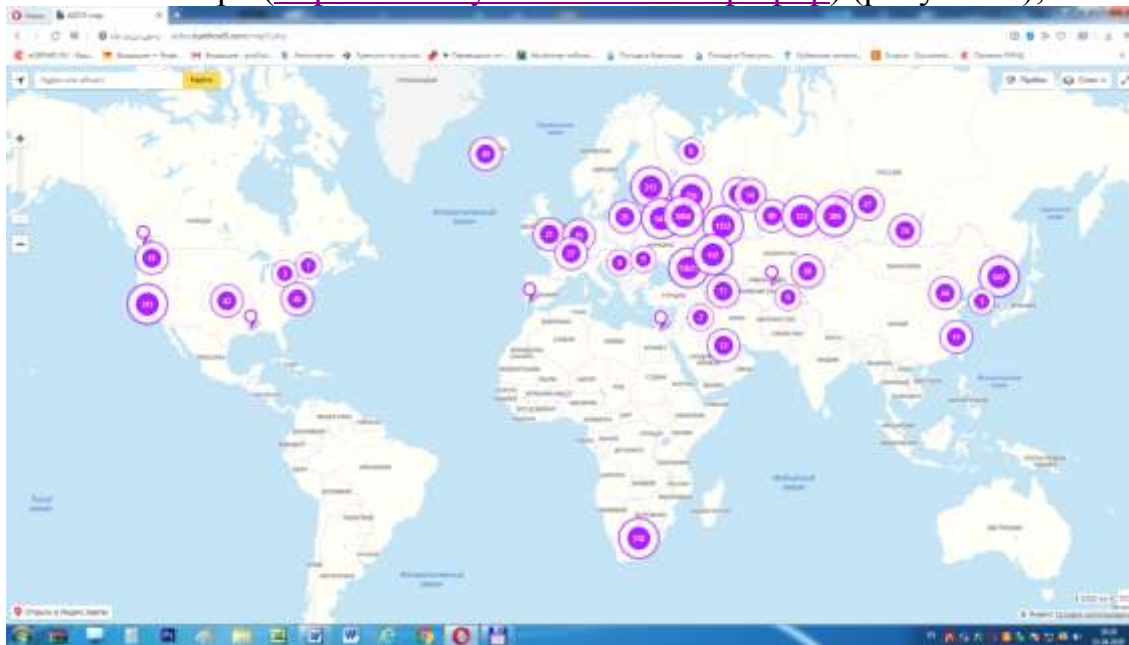


Рисунок 3

- 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;

- 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 предметно 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, т.е. они не отражают механизмов детерминации, а только сам факт и характер детерминации [34].

Система «Эйдос» обеспечивает преобразование исходных данных в информацию, а ее в знания и позволяет решать на основе этих знаний задачи идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели (рисунок 4):



Рисунок 4

3.2. Краткая история разработки и реализации в системе «Эйдос» сценарного метода АСК-анализа

3.2.1. Теоретические аспекты разработки сценарного метода АСК-анализа

Впервые Сценарный метод АСК-анализа был реализован автором в системе «Эйдос» в 1994 году, но кратко описан автором в работах [15, 16] в 1999 и 2002 годах и более подробно в работе [12, 9] в 2008 году. В 1994 году на базовую систему «Эйдос» и систему окружения «Эйдос-фонд» были получены свидетельства РосПатента РФ [14-16]. Базовая система «Эйдос» и системы окружения описаны в монографии [17].

Базовая система «Эйдос» для IBM-совместимых персональных компьютеров была разработана в 1992 году [17]. В 1994 году была разработана система «Эйдос-фонд» [14-16] (рисунок 5), имевшая несколько разных версий, из которых мы кратко опишем две.

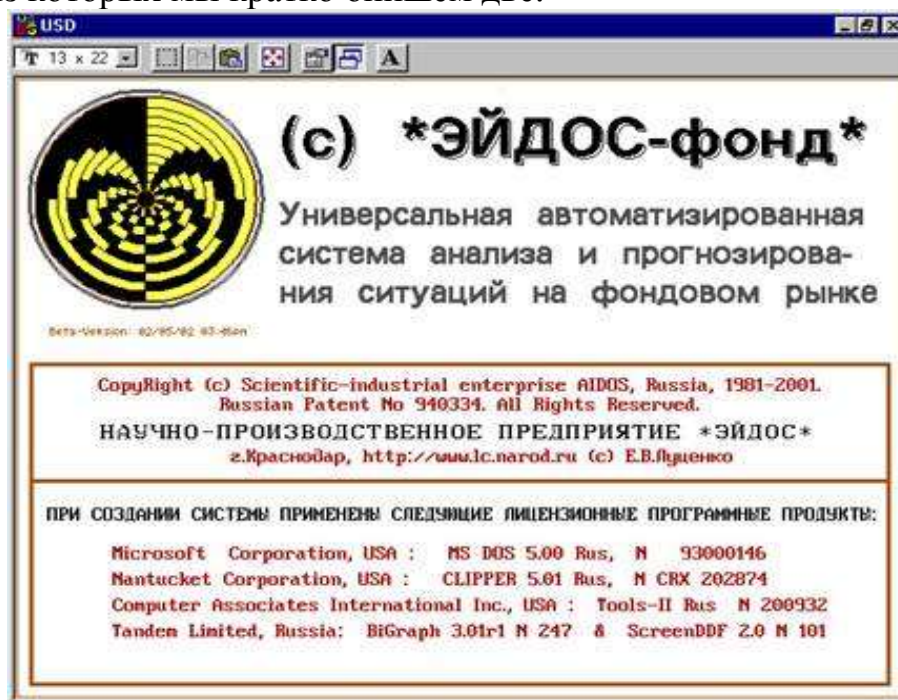


Рисунок 5

В 1-й версии прогнозировались конкретные значения и тренды курсов на 30 дней вперед, а во 2-й версии прогнозировались суточные сценарии изменения курсов на следующий день.

Во 2-й версии системы окружения «Эйдос-фонд» для классификации 256 прошлых и будущих сценариев дневного изменения курса рубля по отношению к доллару США использовалась двоичная система счисления (8 разрядов, 0-понижение, 1-повышение). В реальных временных рядах ММВБ обнаруживались фрагменты, наиболее сходные с теми или иными сценариями данной классификации. При этом прошлые сценарии развития событий рассматривались как факторы, определяющие будущие сценарии. Соответственно кодировалась обучающая выборка. Затем вычислялось количество информации в прошлых сценариях о будущих сценариях и на основе этого разрабатывались прогнозы для валютного рынка.

Во 1-й версии системы окружения «Эйдос-фонд» каждые сутки прогноз разрабатывался на каждый день на 30 дней в будущее. Каждый суточный прогноз включал прогнозы по всем классам, соответствующим значениям и трендам курсов. Получается, что на завтрашний день имелось огромное количество прогнозов, сделанных вчера, позавчера и т.д. в каждый из 30 дней предыдущего периода. Каждый прогноз был со своим уровнем сходства, который мог быть и положительный (что будет) и отрицательный (чего не будет). В системе «Эйдос-фонд» эти прогнозы вектор-

но складывались, в результате чего формировались средневзвешенные прогнозы (рисунок 6):

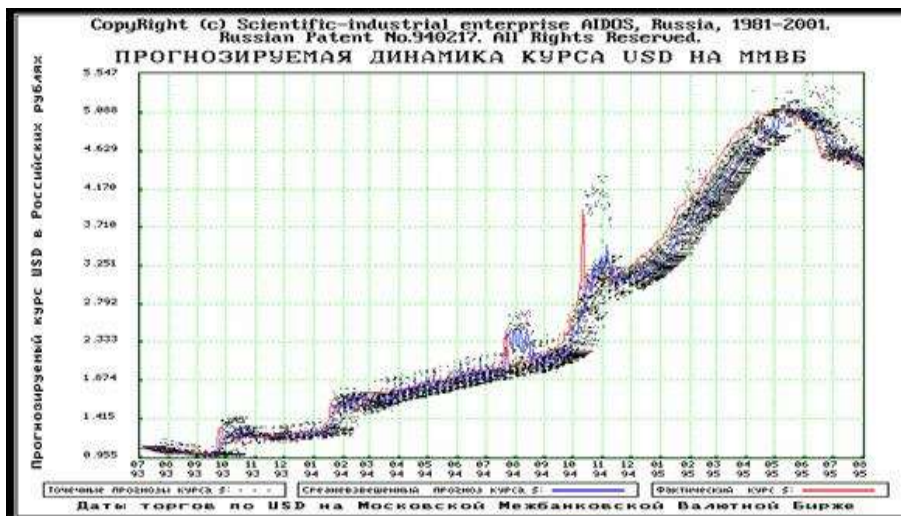


Рисунок 6

На рисунке 7 представлены разброс точечных прогнозов (их «кучность») и погрешность средневзвешенного прогноза, т.е. его отличие от факта.

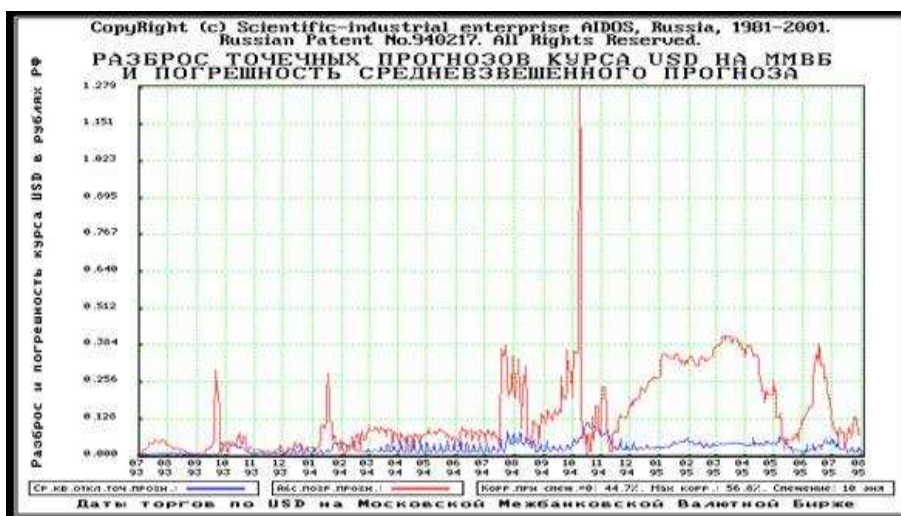


Рисунок 7

Из рисунков 6 и 7 мы видим, что *чем больше разброс точечных прогнозов, тем меньше совпадение их средневзвешенного с фактом.*

В работе [9] в 2002 автор писал: «Когда разброс точечных прогнозов незначителен (рисунок 6.6), средневзвешенному прогнозу можно доверять, т.к. система находится на детерминистском участке своего развития, на котором ее поведение хорошо прогнозируется, т.к. закономерности, управляющие этим поведением на детерминистском этапе известны и не изменяются. Если же разброс точечных прогнозов велик, то средневзвешенному прогнозу доверять нельзя, т.к. система находится в бифуркационном состоянии, на котором ее дальнейшее поведение неопределенно, т.к. зако-

номерности, управляющие этим будущим поведением только формируются, еще не определены и не отражены в модели»¹⁰.

Таким образом предлагаемая модель сценарного АСК-анализа позволяет либо достоверно прогнозировать фактический курс на детерминистских (эргодичных) периодах эволюции моделируемого объекта, либо достоверно прогнозировать наступление точки бифуркации, т.е. нарушения эргодичности, качественного изменения закономерностей в предметной области, прогнозировать факт невозможности прогнозирования конкретных значений.

Однако для описания реального фондового рынка периодов эргодичности и точек бифуркации недостаточно, т.к. еще бывает, когда на детерминистском участке траектории развития событий в ситуацию на рынке вмешивается человек с целью *манипулирования* этой ситуацией в выгодном для него направлении. Такие решения манипуляторов не являются следствием внутренних закономерностей, по которым развивается рынок, а представляют собой внешний фактор, действующий на рынок. Из этого следует, что *для предсказания развития фондового рынка изучения его собственных закономерностей (технический анализ) недостаточно, а необходима еще дополнительная модель, предсказывающая действия манипуляторов и других внешних факторов (фундаментальный анализ).*

В монографии [12]¹¹ есть раздел: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos99/5.htm>: «5.7. Распознавание как объектный анализ (разложение в ряд по профилям образов классов)». В сценарном методе АСК-анализа на основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся сценарии и на основе их обобщения формируются обобщенные образы сценариев развития событий, т.е. классов. При прогнозировании текущая ситуация сравнивается с этими обобщенными образами классов и разлагается в спектр по ним аналогично прямому преобразованию Фурье. Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования, аналогичного обратному преобразованию Фурье, в котором в качестве базисных функций используются обобщенные образы классов прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами.

В новой версии системы «Эйдос» под MS Windows, которая начала развиваться в 2012 году [17] это было сделано в 2013 году: http://lc.kubagro.ru/Sheet_changes.doc, искать: "сценар".

¹⁰ 2002, <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/7.4.htm>

¹¹ 1999, <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos99/index.htm>

3.2.2. Этапы реализации в системе Эйдос сценарного метода АСК-анализа

18.01.2013 В режиме 2.3.2.2() доделал опцию «Применить сценарный метод прогнозирования СК-анализа» для варианта: «Разные интервалы с равным числом наблюдений». Теперь сделаю сценарии для «Равных интервалов с разным числом наблюдений», а также Help и отображение взвешенных сценариев на основе результатов распознавания.

01.02.2013 В режиме 2.3.2.2() доделал опции: сценарии для «Разные интервалы с равным числом наблюдений» и сценарии для «Равных интервалов с разным числом наблюдений».

04.02.2013 В режиме 2.3.2.2() сделал все опции со сценариями и без, включая ввод распознаваемой выборки, нет только Help.

24.02.2013 В режиме 2.3.2.2() переделал опцию: «Равное число значений в интервалах со сценариями».

07.03.2013 В режиме 2.3.2.2() сделал текстовые столбцы при адаптивных интервалах и все опции, кроме импорта из CSV-файла и Help сценариев

20.05.2013 Идет работа над выводом графиков сценариев управляющих факторов и выходных параметров

30.01.2014 Сделал некоторые режимы вывода графиков сценариев в режиме 4.1.3.1

19.08.2019 В режиме 2.3.2.6 реализовал скоростные алгоритмы подготовки базы исходных данных Inp_data.dbf из текстовых файлов при анализе рядов символов и слов. Используются методы потоковой обработки данных за один проход без использования оператора TOKEN(), который чрезвычайно замедлял работу при больших тестовых файлах. Улучшены интерфейс и Help, добавлена возможность АСК-анализа сценариев во временных рядах, закодированных рядами подряд идущих символов (цифр) или рядами слов (чисел), разделанных пробелами. Это позволяет исследовать как прошлые сценарии влияют на будущие.

15.05.2020 Существенно переработал и можно сказать довел до ума режимы, обеспечивающие Технический и фундаментальный сценарный автоматизированный системно-когнитивный анализ как обобщение Фурье-анализа на основе теории информации и интеллектуальных технологий (это в режиме 2.3.2.2).

27.05.2020 В режиме 4.1.3.1 сделал графическую визуализацию частных и средневзвешенных сценариев «что будет» и «чего не будет» для заданного объекта распознаваемой выборки с разными интегральными критериями.

28.05.2020 В режиме 4.1.3.1 добавил графическую визуализацию частных сценариев «что будет» и «чего не будет» для заданного объекта распознаваемой выборки с разными интегральными критериями в виде сплайнов Безье.

06.06.2020 В режиме 4.1.3.1 доделал сплайны Безье.

07.06.2020 В режиме 3.5 сделал индикацию стадии процесса исполнения по каждому из этапов. Это имеет значение при обработке моделей большой размерности, чтобы было видно, работает ли система.

08.06.2020 Исправил иногда проявляющийся недочет в графическом отображении сценариев (режим 4.1.3.1), который обнаружил сразу же после того как уже выставил систему.

11.06.2020 Устранил мерцание при демонстрации стадии исполнения этапа в режимах 3.5 и 4.1.2. Отображение происходит только через 0.1 секунды. Более частные изменения стадии исполнения считаются, но не отображаются. Накопление до 100% может происходить за много циклов. 100% отображается всегда, в т.ч. и если с момента последней визуализации еще не прошло 0,1 секунды.

11.06.2020 В режиме 4.1.3.1 при визуализации прогнозируемых сценариев и их средневзвешенного, если среди них есть фактически реализовавшийся сценарий, то он отображается утолщенной объемной фиолетовой линией.

12.06.2020 В режиме 2.3.2.2 сделал режим ввода распознаваемой выборки со сценариями. Но нужно понимать, что если в модели глубина 33, то перед распознаваемой выборкой нужно включить хотя бы 33 записи с известными классами из обучающей выборки.

13.06.2020 В режиме 4.1.3.1 при визуализации прогнозируемых сценариев сделал визуализацию на одной диаграмме всех средневзвешенных прогнозируемых сценариев того, что будет и того, что не будет со всеми интегральными критериями.

15.06.2020 В режимах поддержки сценарного АСК-анализа 2.3.2.2 и 4.1.3.1 реализовал возможность использования не только числовых, но и текстовых шкал. Номинальные текстовые шкалы использовать нежелательно. Лучше использовать порядковые текстовые шкалы, т.е. такие, у которых при сортировке по алфавиту градации располагаются в правильном смысловом порядке от минимального интервального значения до максимального. Для этого в начале наименования градации надо писать что-то вроде: 01/15-а затем само наименование градации.

15.06.2020 Сделал, чтобы прогресс-бар 3-го типа закрывался активным окном. Остальные закрывались и раньше.

18.06.2020 В режиме 4.1.3.1 поддержки сценарного АСК-анализа в графиках частных и средневзвешенных сценариев исправил наименования градаций на шкале Y при использовании числовых и текстовых шкал.

24.06.2020 В режиме 4.1.3.1 поддержки сценарного АСК-анализа реализовал возможность выбора графиков для визуализации (из 15 вариантов).

29.06.2020 В режиме 4.1.3.1 поддержки сценарного АСК-анализа при визуализации средневзвешенных прогнозов сделал символическое отоб-

ражение «кучности» частных прогнозов, которая пропорциональна достоверности средневзвешенных прогнозов.

07.07.2020 В режимах 4.2.2.3 и 4.3.2.3 рисования агломеративных дендрограмм исправил редко проявляющуюся ошибку, связанную с нарушением неравенства треугольника (любая сторона треугольника меньше суммы двух других сторон и больше их разности) в неортономрированном неевклидовом когнитивном пространстве.

25.07.2020 В режиме 5.5 улучшил отображение в экранной форме наименований градаций описательных шкал с учетом длин этих наименований.

25.07.2020 В режиме 4.1.3.1 поддержки сценарного АСК-анализа при графической визуализации средневзвешенных прогнозов улучшил нормировку и отображение при отрицательных значениях границ и средних числовых диапазонов.

26.07.2020 В режиме 2.3.2.2 сделал ведущие нули при кодировании сценариев при вводе и распознаваемой выборки, чтобы они правильно сортировались по алфавиту.

26.07.2020 В режимах 2.1 и 2.2 сделал визуализацию будущих и прошлых сценариев в виде графиков и их запись в виде графических файлов.

29.07.2020 В режимах 2.1 и 2.2 сделал возможность выбора визуализировать ли будущие и прошлые сценарии на экране в виде графиков или только записывать их в виде графических файлов. Это позволяет записать и потом просмотреть сразу большое число файлов.

Так что технология сценарного АСК-анализа теоретически развивается и реализуется в базовой системе «Эйдос» и системах окружения уже на протяжении периода около 35 лет. Ведь первый акт внедрения системы, которая являлась далеким предшественником современной системы «Эйдос» датируется еще 1987 годом¹², а сама персональная технологическая система «Вега» разработки автора, в которой это было реализовано, датируется еще 1983 годом¹³, хотя первая статья о ней написана в 1984 году.

В системе «Эйдос» реализовано два варианта сценарного АСК-анализа:

– первый – основанный на универсальном программном интерфейсе (API) 2.3.2.2;

– второй – основанный на универсальном программном интерфейсе (API) 2.3.2.6 (рисунок 8) [35, 36].

Второй вариант является несколько упрощенным (он позволяет исследовать только один символьный ряд в одной модели), но очень быстродействующим, за счет чего он позволяет исследовать очень длинные сим-

¹² См. 2-й акт внедрения по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos02/PR-4.htm>

¹³ См.: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf> искать «Вега».

вольные, в т.ч. числовые ряды. Например в статье [36] описано применение этого режима для исследования закономерностей между десятичными знаками числа Π с миллионом знаков после запятой.

Первый вариант не имеет жестких ограничений на число символьных и числовых рядов, исследуемых в одной модели. Например в данной работе таких рядов 6. Поэтому в данной работе мы и остановимся на подробном рассмотрении первого варианта сценарного АСК-анализа.

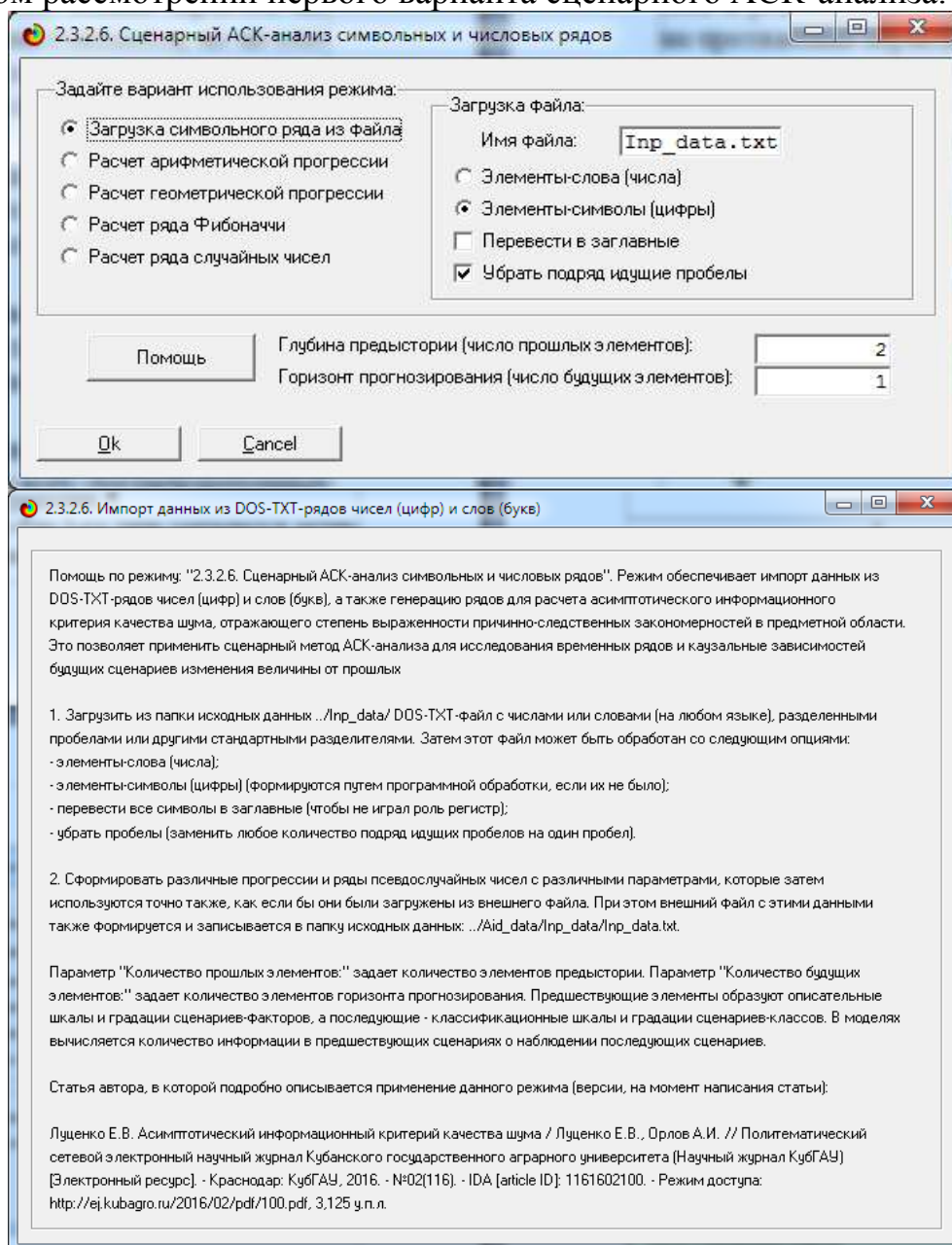


Рисунок 8

3.3. Постановка задач исследования

Путем декомпозиции поставленная цель разбивается на ряд задач, решение каждой из которых проще, чем достижение цели и являющихся этапами ее достижения:

- **задача-1:** когнитивная структуризация и формализация предметной области;
- **задача-2:** синтез и верификация моделей;
- **задача-3:** решение задачи прогнозирования (системная идентификация);
- **задача-4:** решение задачи принятия решений (многопараметрическая типизация классов, т.е. SWOT-анализ и развитый алгоритм принятия решений);
- **задача-5:** решение задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Эти задачи по сути являются этапами АСК-анализа. Рассмотрим их решение в интеллектуальной системе «Эйдос», которая в настоящее время является программным инструментарием АСК-анализа (рисунок 9).

Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос»

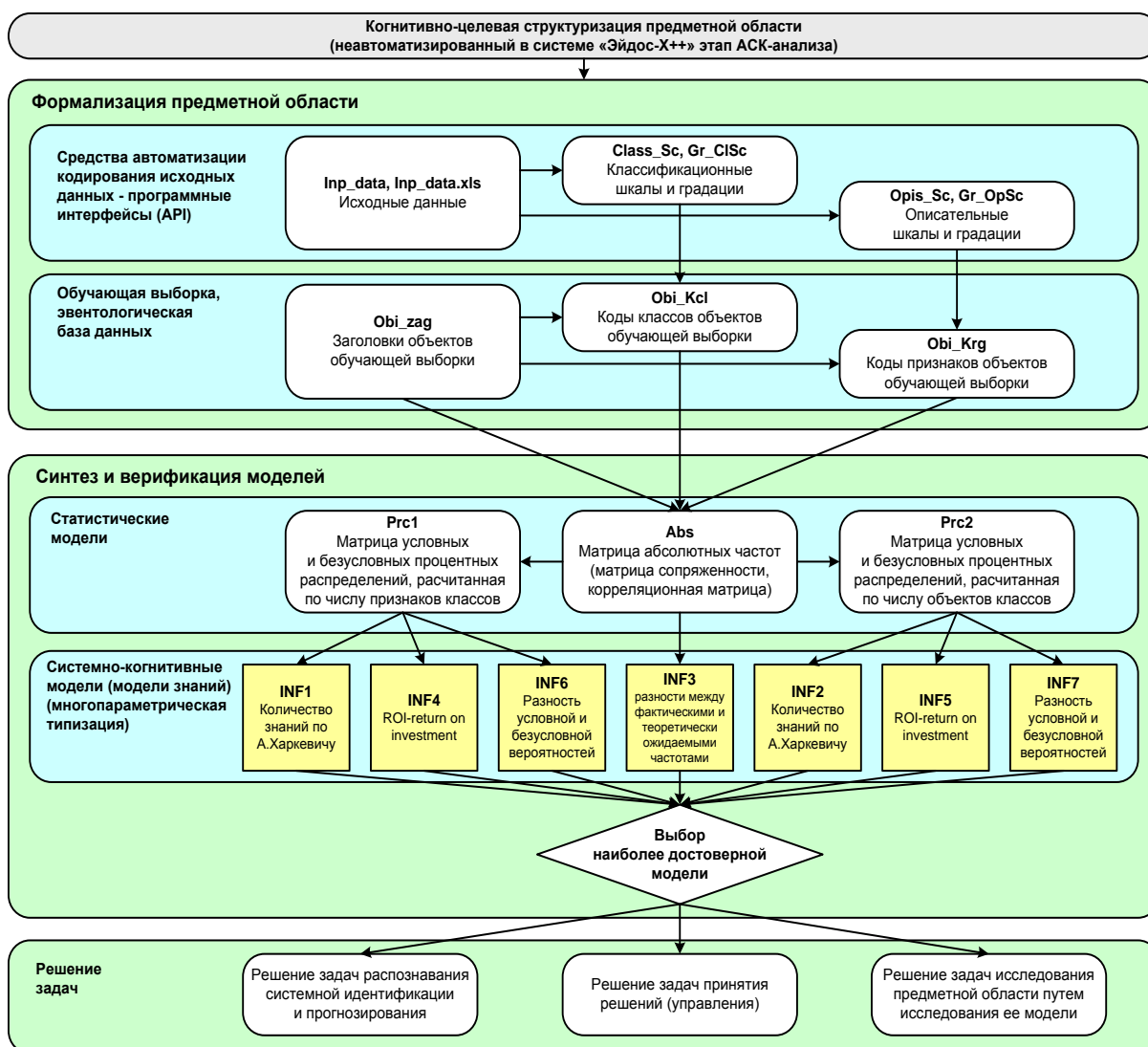


Рисунок 9

3.4. Решение задачи-1. Когнитивная структуризация и формализация предметной области

При когнитивной структуризации решается, что мы будем рассматривать как объект моделирования, что как влияющие на него факторы, и что как результаты действия этих факторов. Это единственный не автоматизированный в системе «Эйдос» этап АСК-анализа.

В данном исследовании в качестве объекта моделирования мы рассматриваем фондовый рынок, а в качестве факторов – динамику фондового рынка и действующих на него факторов.

Для ввода данных из внешних источников данных различных типов (текстовых, табличных и графических) в системе «Эйдос» имеются многочисленные автоматизированные программные интерфейсы с внешними данными (API). Эти программные интерфейсы работают с внешними данными, представленными в определенных стандартах. Один из наиболее употребительных программных интерфейсов API-2.3.2.2 работает с Excel-таблицами, вида, представленного в таблице 6.

Таблица 6 – Исходные данные (фрагмент)

x	x result	y result	x result	y result	x faktor	y faktor
0	0,00	100,00	0,00	100,00	0,00	0,00
1	3,46	98,94	3,46	98,94	5,00	5,00
2	10,82	97,42	10,82	97,42	7,07	7,92
3	20,18	94,92	20,18	94,92	8,66	10,00
4	30,61	91,07	30,61	91,07	10,00	11,61
5	41,47	85,61	41,47	85,61	11,18	12,92
6	52,24	78,36	52,24	78,36	12,25	14,04
7	62,39	69,29	62,39	69,29	13,23	15,00
8	71,45	58,44	71,45	58,44	14,14	15,85
9	78,98	45,98	78,98	45,98	15,00	16,61
10	84,58	32,15	84,58	32,15	15,81	17,30
11	87,90	17,29	87,90	17,29	16,58	17,92
12	88,67	1,84	88,67	1,84	17,32	18,50
13	86,73	-13,72	86,73	-13,72	18,03	19,04
14	82,00	-28,87	82,00	-28,87	18,71	19,53
15	74,54	-43,04	74,54	-43,04	19,36	20,00
16	64,51	-55,68	64,51	-55,68	20,00	20,44
17	52,20	-66,28	52,20	-66,28	20,62	20,85
18	38,02	-74,37	38,02	-74,37	21,21	21,24
19	22,47	-79,58	22,47	-79,58	21,79	21,61
20	6,15	-81,64	6,15	-81,64	22,36	21,96
21	-10,29	-80,40	-10,29	-80,40	22,91	22,30
22	-26,18	-75,86	-26,18	-75,86	23,45	22,62
23	-40,81	-68,17	-40,81	-68,17	23,98	22,92
24	-53,55	-57,62	-53,55	-57,62	24,49	23,22
25	-63,81	-44,65	-63,81	-44,65	25,00	23,50
26	-71,11	-29,81	-71,11	-29,81	25,50	23,77
27	-75,08	-13,78	-75,08	-13,78	25,98	24,04
28	-75,53	2,70	-75,53	2,70	26,46	24,29
29	-72,41	18,86	-72,41	18,86	26,93	24,53
30	-65,86	33,92	-65,86	33,92	27,39	24,77
31	-56,19	47,15	-56,19	47,15	27,84	25,00
32	-43,86	57,87	-43,86	57,87	28,28	25,22
33	-29,50	65,56	-29,50	65,56	28,72	25,44
34	-13,84	69,82	-13,84	69,82	29,15	25,65
35	2,33	70,43	2,33	70,43	29,58	25,85
36	18,15	67,36	18,15	67,36	30,00	26,05
37	32,80	60,79	32,80	60,79	30,41	26,24
38	45,48	51,07	45,48	51,07	30,82	26,43
39	55,54	38,73	55,54	38,73	31,22	26,61
40	62,41	24,45	62,41	24,45	31,62	26,79
41	65,75	9,04	65,75	9,04	32,02	26,96
42	65,37	-6,65	65,37	-6,65	32,40	27,13
43	61,32	-21,73	61,32	-21,73	32,79	27,30
44	53,84	-35,34	53,84	-35,34	33,17	27,46
45	43,39	-46,72	43,39	-46,72	33,54	27,62
46	30,58	-55,23	30,58	-55,23	33,91	27,77
47	16,19	-60,37	16,19	-60,37	34,28	27,92
48	1,07	-61,87	1,07	-61,87	34,64	28,07
49	-13,88	-59,67	-13,88	-59,67	35,00	28,22
50	-27,76	-53,93	-27,76	-53,93	35,36	28,36
51	-39,75	-45,01	-39,75	-45,01	35,71	28,50
52	-49,12	-33,50	-49,12	-33,50	36,06	28,64
53	-55,32	-20,11	-55,32	-20,11	36,40	28,77
54	-58,00	-5,70	-58,00	-5,70	36,74	28,91
55	-57,01	8,84	-57,01	8,84	37,08	29,04

Полностью таблица исходных данных имеет 361 строку и находится на сервере интеллектуальных облачных Эйдос-приложений по адресу: http://aidos.byethost5.com/Source_data_applications/Applications-000205/Inp_data.xls. На рисунках 10 и 11 приведены графики, построенные в MS Excel по данным таблицы 6:

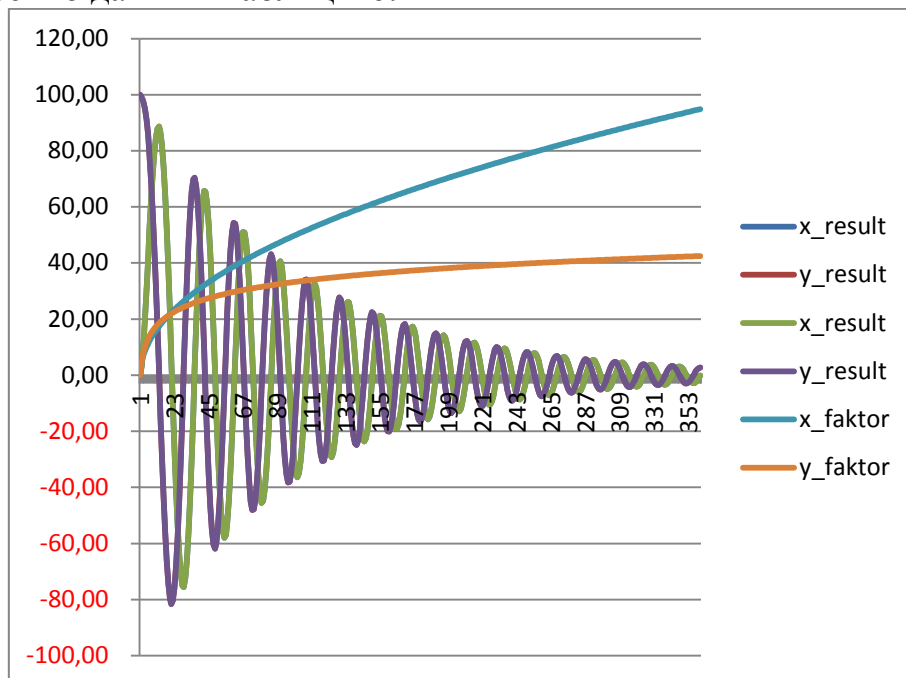


Рисунок 10

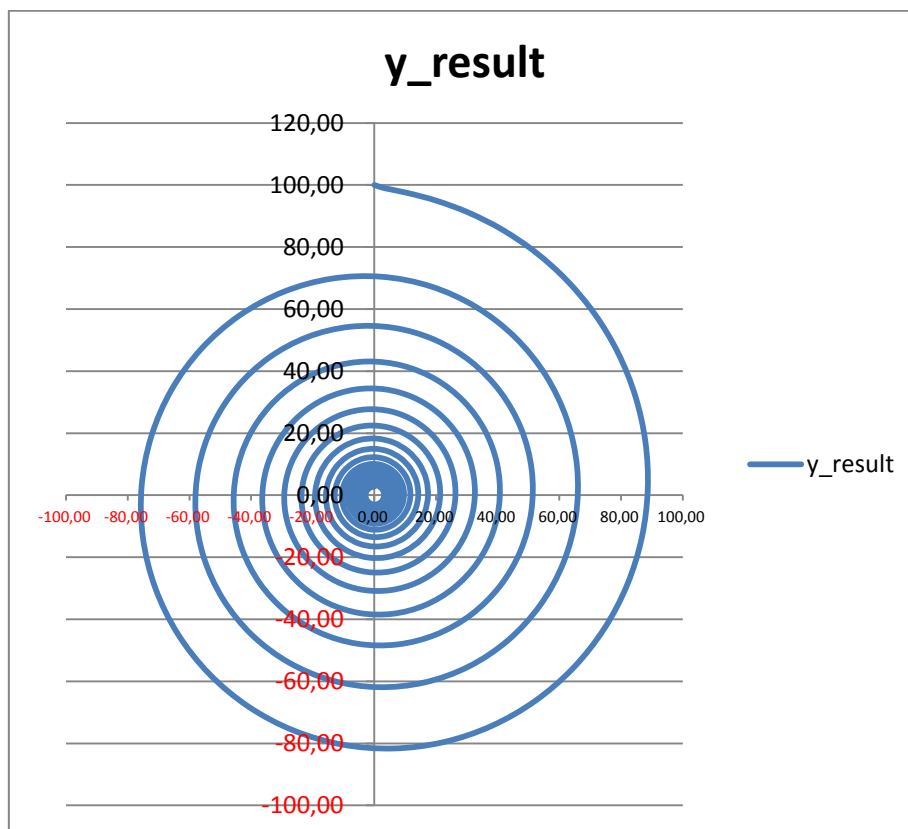


Рисунок 11

Таблица исходных данных (таблица 6) имеет следующую структуру:

- строки содержат данные наблюдений;
- 1-я колонка содержит информацию об источнике наблюдений и соответствует времени наблюдений, а в нашем численном примере представляет собой просто аргумент функций, с помощью рассчитаны значения в различных колонках таблицы 6;
- 2-я и 3-я колонки (выделены желтым фоном) представляют собой классификационные шкалы, значения которых являются классами;
- колонки 4-я и 5-я (выделены зеленым фоном) представляют собой описательные шкалы в модели технического анализа;
- колонки 6-я и 7-я (выделены голубым фоном) представляют собой описательные шкалы в модели фундаментального анализа;
- колонки с 4-й по 7-ю (выделены зеленым и голубым фоном) представляют собой описательные шкалы в модели техно-фундаментального анализа.

Колонки с результатами прогнозирования называются классификационными шкалами, а их градации – классами. Колонки с факторами, действующими на объект моделирования, называются описательными шкалами, а их градации – значениями факторов или признаками.

В системе «Эйдос» тип данных в этих колонках может быть числовой или текстовый. Текстовые шкалы могут быть номинальными или порядковыми.

В результате когнитивной структуризации разработаны следующие классификационные и описательные шкалы для технического (таблицы 7 и 8), фундаментального (таблицы 9 и 10) и техно-фундаментального анализа (таблицы 11 и 12):

Таблица 7 – Классификационные шкалы для технического сценарного АСК-анализа

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	X_RESULT
2	Y_RESULT
3	X_RESULT-FUTURE5
4	Y_RESULT-FUTURE5

Таблица 8 – Описательные шкалы для технического сценарного АСК-анализа

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	X_RESULT
2	Y_RESULT
3	X_RESULT-PAST10
4	Y_RESULT-PAST10

Таблица 9 – Классификационные шкалы для фундаментального сценарного АСК-анализа

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	X_RESULT
2	Y_RESULT
3	X_RESULT-FUTURE5
4	Y_RESULT-FUTURE5

Таблица 10 – Описательные шкалы для фундаментального сценарного АСК-анализа (фрагмент)

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	X_FAKTOR
2	Y_FAKTOR
3	X_FAKTOR-PAST10
4	Y_FAKTOR-PAST10

Таблица 11 – Классификационные шкалы для техно-фундаментального сценарного АСК-анализа

KOD_CLSC	NAME_CLSC
1	X_RESULT
2	Y_RESULT
3	X_RESULT-FUTURE5
4	Y_RESULT-FUTURE5

Таблица 12 – Описательные шкалы для техно-фундаментального сценарного АСК-анализа

KOD_OPSC	NAME_OPSC
1	X_RESULT
2	Y_RESULT
3	X_FAKTOR
4	Y_FAKTOR
5	X_RESULT-PAST10
6	Y_RESULT-PAST10
7	X_FAKTOR-PAST10
8	Y_FAKTOR-PAST10

Далее численный пример мы будем рассматривать только для техно-фундаментального сценарного АСК-анализа.

При **формализации предметной области** на основе исходных данных (таблица 6) разрабатываются градации классификационных и описательных шкал (таблицы 13 и 14), а затем с их помощью кодируются исходные данные (таблица 6), в результате чего получается обучающая выборка (ее еще называют тренировочной выборкой) (таблица 15). Обучающая выборка представляет собой исходные данные, нормализованные с помощью классификационных и описательных шкал и градаций.

Для осуществления автоматизированной формализации предметной области записываем файл исходных *Inp_data.xls* данных в папку: *c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\Inp_data.xls* и запускаем систему «Эйдос»: *c:\Aidos-X__START_AIDOS-X.exe*.

Затем заходим в режим 2.3.2.2, представляющий собой автоматизированный программный интерфейс (API) системы «Эйдос» с табличными внешними данными, и задаем параметры, приведенные на рисунках 12, 13.

Обратим внимание на то, что в экранной форме на рисунке 12 глубина предыстории задана 10 опорных точек, а горизонт прогнозирования – 5 опорных точек. Соответственно в прошлых сценариях будет по 10 опорных точек, а в будущих по 5. В качестве опорных точек используются средние значения числовых диапазонов, если шкала числовая, и коды градаций, если шкала текстовая (лучше порядковая, но может быть даже номинальная).

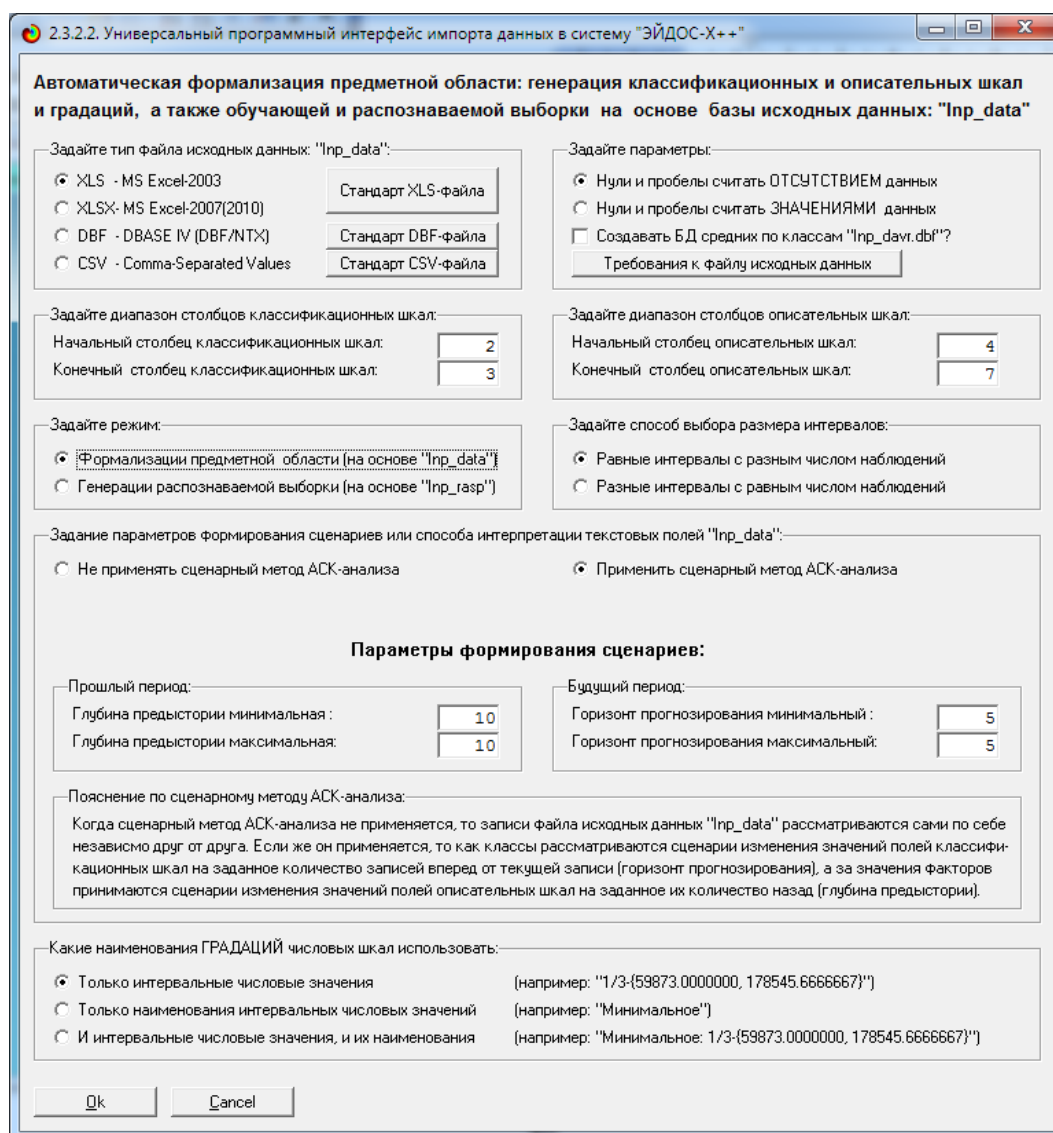


Рисунок 12

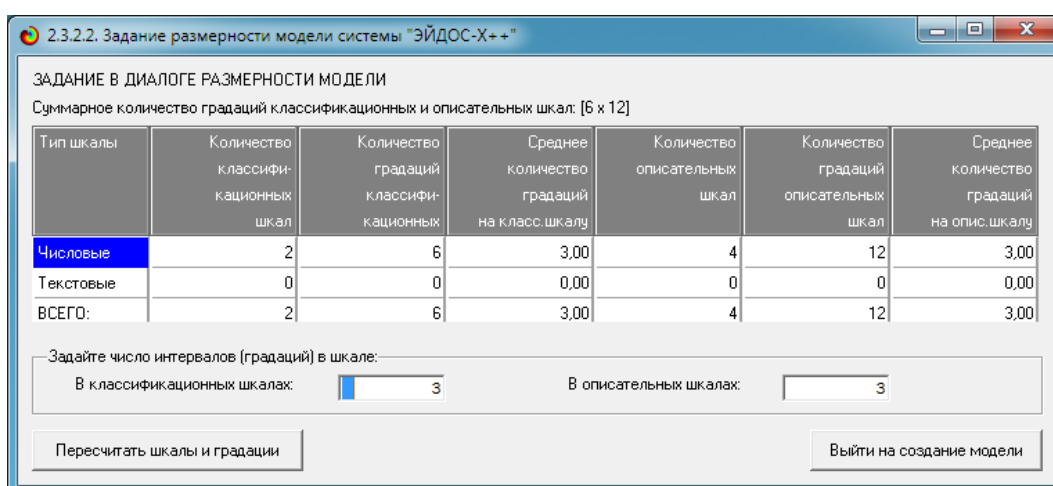


Рисунок 13

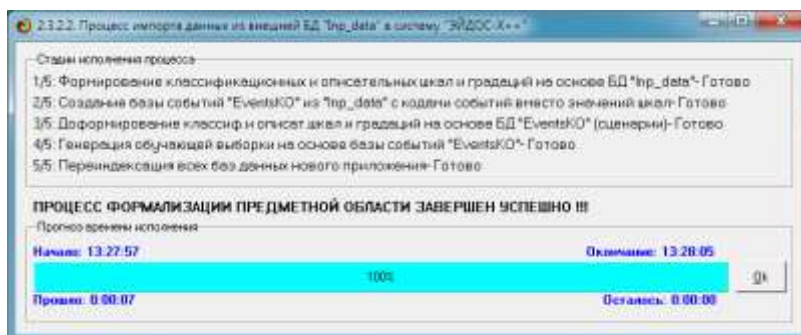


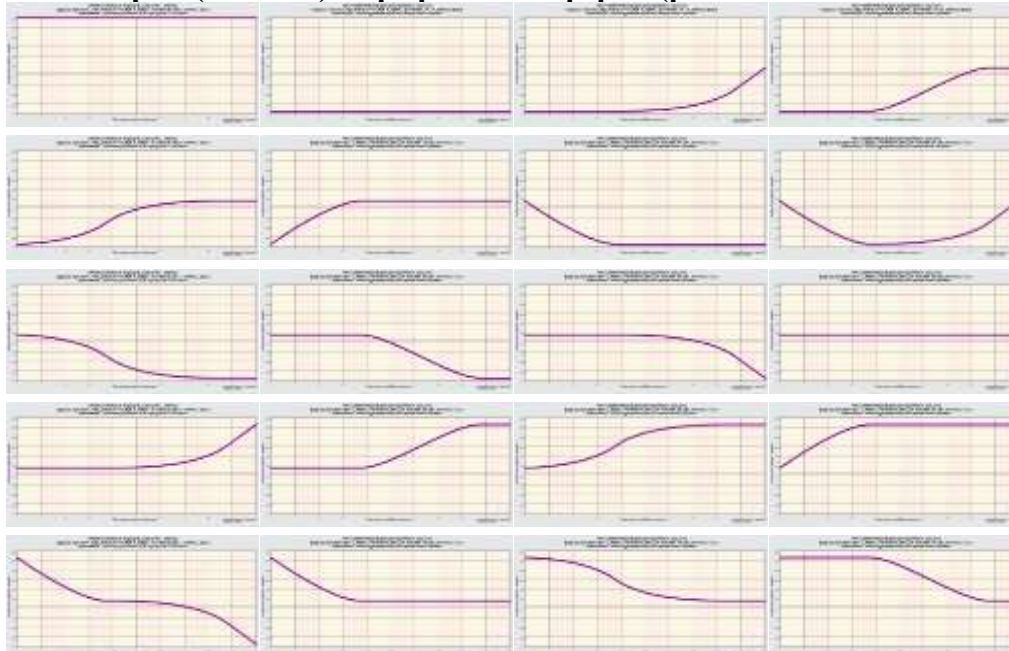
Рисунок 14

Из рисунка 14 мы видим, что весь процесс разработки классификационных и описательных шкал и градаций (таблицы 13 и 14) и формирования обучающей выборки (таблица 15) в данном случае занял 7 секунд.

Таблица 13 – Классификационная шкала и градации

Kod	NAME_CLS	24	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,2,2,2
1	X_RESULT-1/3-(-75.5, -20.8)	25	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,3,2,2
2	X_RESULT-2/3-(-20.8, 33.9)	26	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,3,3,2
3	X_RESULT-3/3-(33.9, 88.7)	27	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,3,3,3
4	Y_RESULT-1/3-(-81.6, -21.1)	28	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,4,4,4
5	Y_RESULT-2/3-(-21.1, 39.5)	29	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,4,4,5
6	Y_RESULT-3/3-(39.5, 100.0)	30	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,4,5,5
7	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,1,1,1	31	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,5,5,5
8	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,1,1,2	32	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,5,5,5,5
9	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,2,2,2	33	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,4,4,4,4
10	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,2,2,2	34	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,4,4,4
11	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,2,2,2,2	35	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,4,4
12	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,1,1,1,1	36	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,5,4
13	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,1,1,1,2	37	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,5,5
14	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,1,1,1	38	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,5,6
15	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,1,1	39	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,6,6
16	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,2,1	40	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,6,6,6
17	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,2,2	41	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,6,6,6,6
18	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,2,3	42	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,6,6,6,6
19	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,3,3	43	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,5,5,5,5
20	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,3,3,3	44	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,5,5,5
21	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,3,3,3,3	45	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,6,5,5
22	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,2,2,2,1	46	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,6,6,5
23	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,2,2,2,2	47	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,6,6,6

Будущие сценарии (классов) в графической форме (режим 2.1 системы «Эйдос») ¹⁴:



¹⁴ Все графические формы читабельны при масштабе 500%

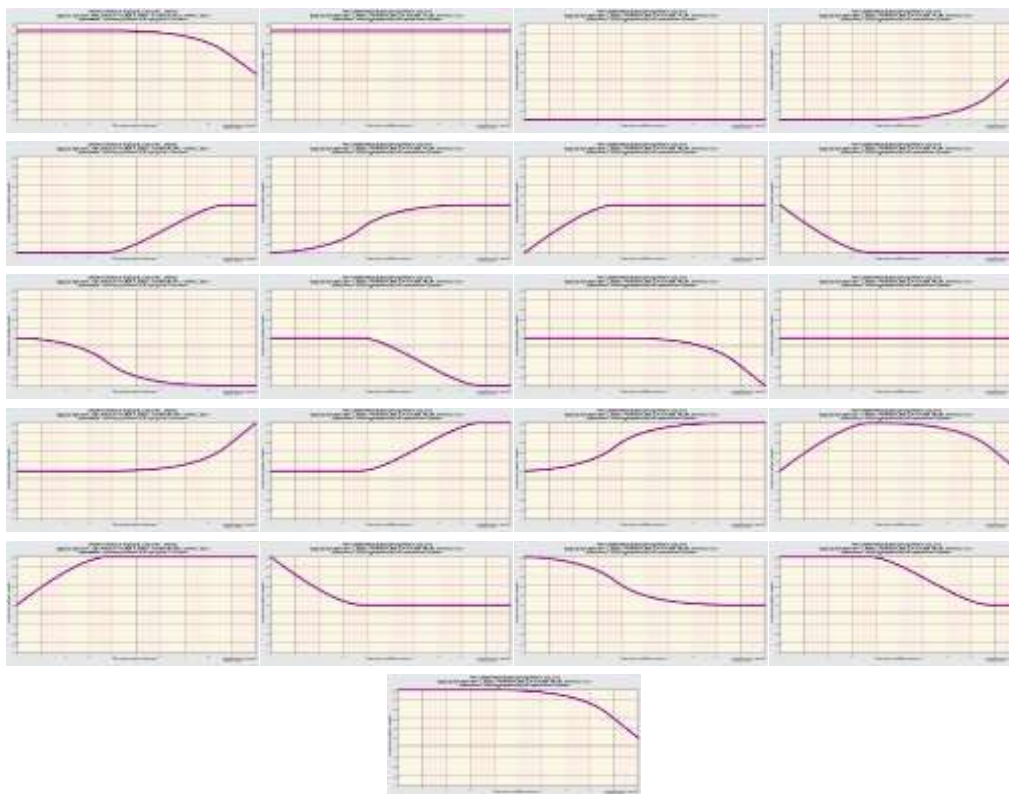
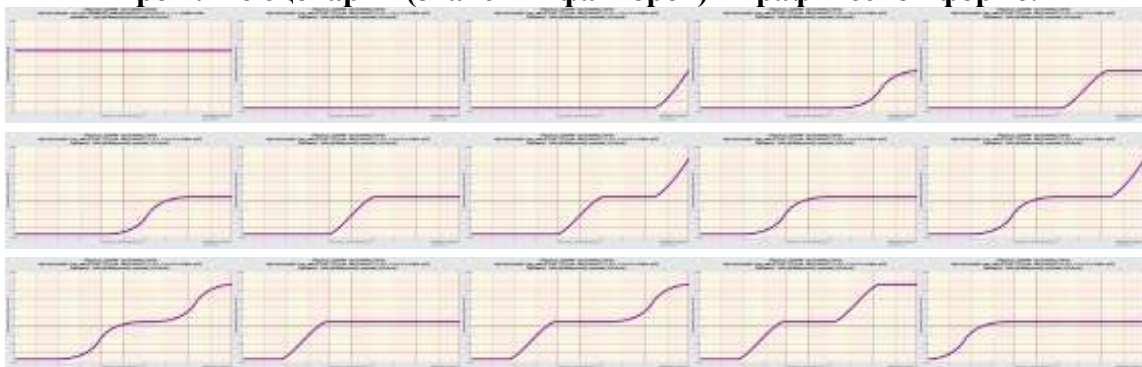


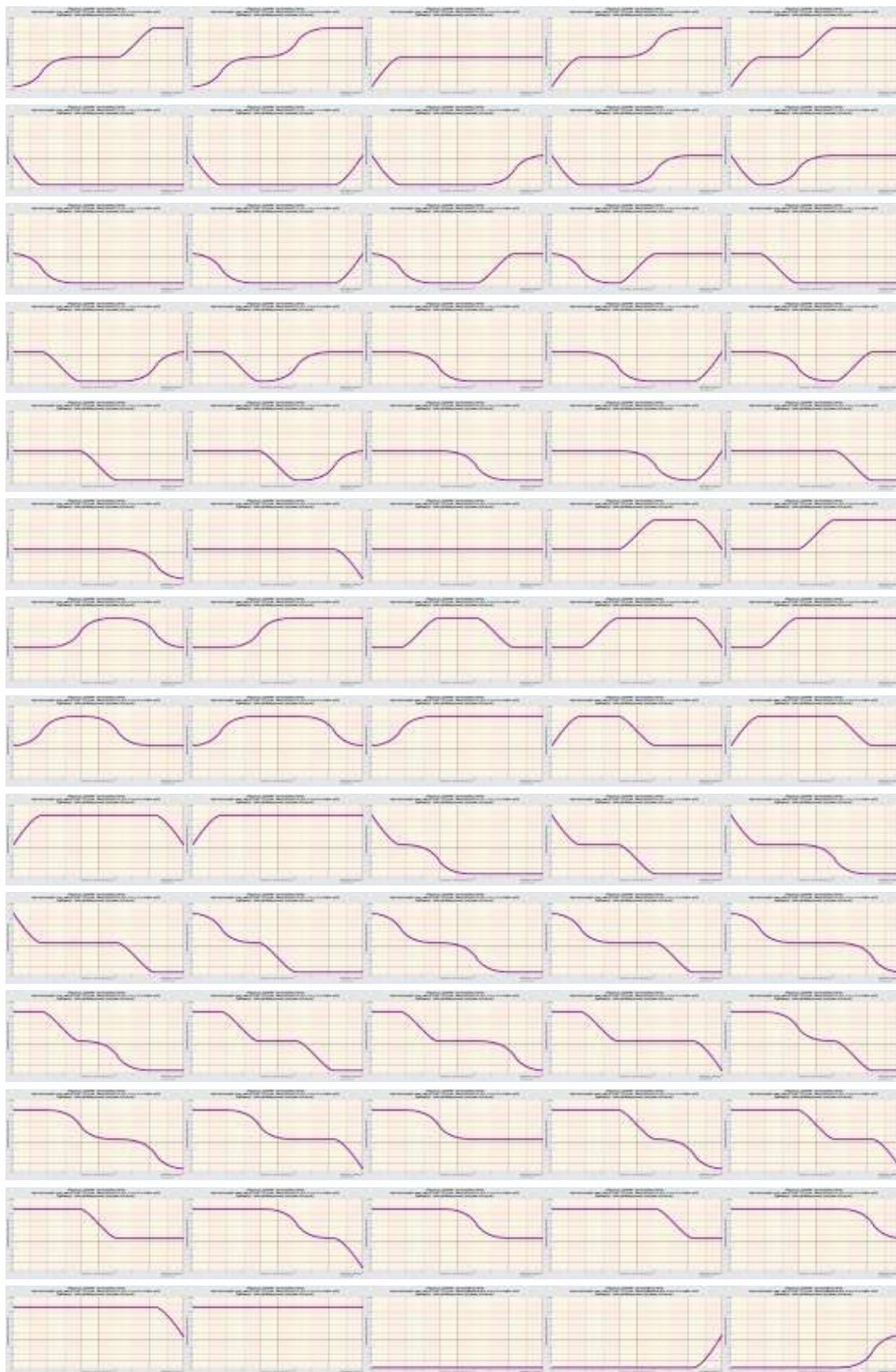
Таблица 14 – Описательные шкалы и градации

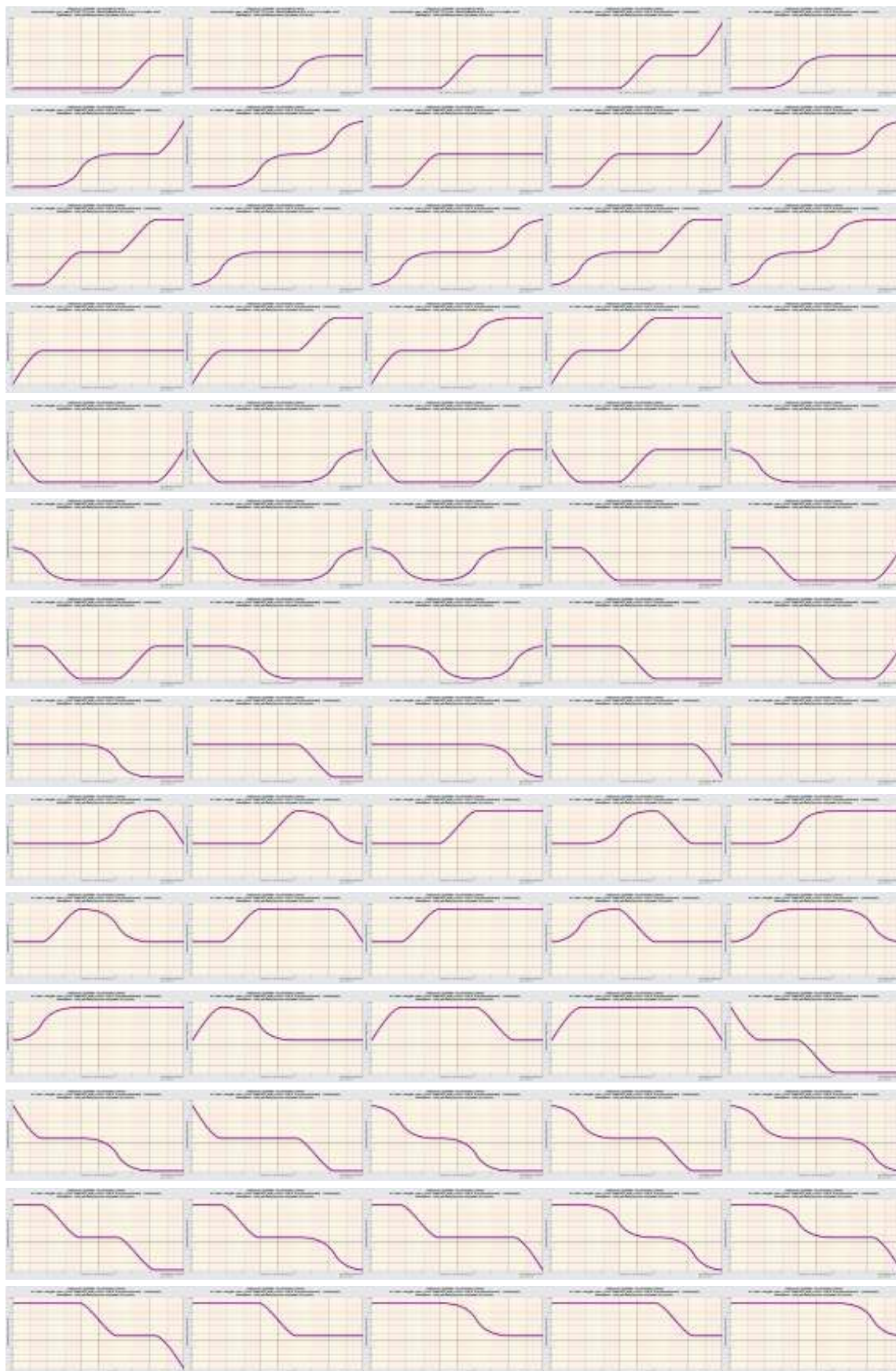
KOD_ATR	NAME_ATR
1	X RESULT-1/3-(-75.5301478, -20.7957876)
2	X RESULT-2/3-(-20.7957876, 33.9385725)
3	X RESULT-3/3-{33.9385725, 88.6729327}
4	Y RESULT-1/3-(-81.6418304, -21.0945536)
5	Y RESULT-2/3-(-21.0945536, 39.4527232)
6	Y RESULT-3/3-{39.4527232, 100.0000000}
7	X FAKTOR-1/3-{5.0000000, 34.9561099}
8	X FAKTOR-2/3-{34.9561099, 64.9122199}
9	X FAKTOR-3/3-{64.9122199, 94.8683298}
10	Y FAKTOR-1/3-{5.0000000, 17.4930917}
11	Y FAKTOR-2/3-{17.4930917, 29.9861834}
12	Y FAKTOR-3/3-{29.9861834, 42.4792751}
13	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01
14	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02
15	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02
16	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02
17	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02
18	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02
19	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,03
20	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02
21	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,03
22	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,03,03
23	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,02
24	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,03,03
25	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,03,03,03
26	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,02,02
27	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,03,03,03
28	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,03,03,03,03
29	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,02,02,02
30	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,03,03,03,03
31	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02,02,02,03,03,03,03,03
32	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01
33	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02
34	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02
35	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02
36	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02,02
37	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01
38	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02
39	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02
40	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02
41	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01
42	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02
43	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02
44	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01
45	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02
46	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02,02
47	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01
48	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02,02
49	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01
50	X RESULT-PAST10-X RESULT-PAST10-02,02,02,02,02,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,01,02

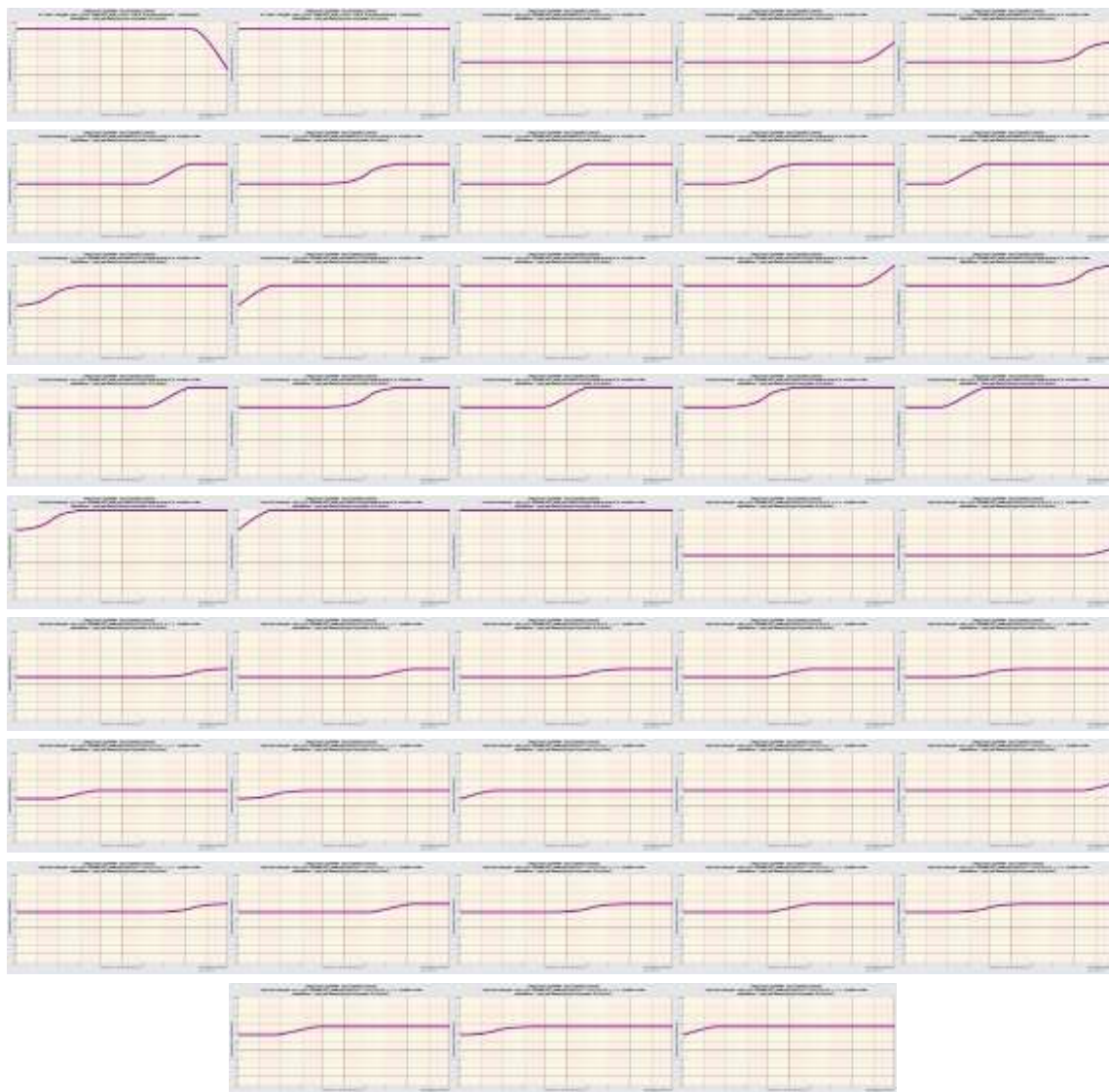
145	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,06,06,06,05,05,05,05,05
146	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,06,06,06,06,06,06,05,05
147	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,06,06,06,06,06,06,06,06
148	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,06,06,06,05,05,05,05,05,05
149	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,06,06,06,06,06,06,05,05,05
150	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,06,06,06,06,06,06,06,06,05
151	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,05,05,05,05,04,04,04,04,04
152	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,05,05,05,05,05,04,04,04,04
153	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,05,05,05,05,05,05,04,04,04
154	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,05,05,05,05,04,04,04,04
155	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,05,05,05,05,05,04,04,04
156	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,05,05,05,05,05,05,04,04
157	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,05,05,05,05,05,04,04
158	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,05,05,05,05,05,04,04
159	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,05,05,05,05,05,05,04
160	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,05,05,05,05,04,04
161	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,05,05,05,05,04
162	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,05,05,05,04
163	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,05,05,05,05
164	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,06,05,05,05
165	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,06,06,05,05
166	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,06,06,06,05,05
167	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,06,06,06,06,05
168	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,06,06,06,06,06
169	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,07,07,07,07
170	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,07,07,07,08
171	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,07,07,08,08
172	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,07,08,08,08
173	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,08,08,08,08
174	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,08,08,08,08,08
175	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,08,08,08,08,08,08,08
176	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,08,08,08,08,08,08,08,08
177	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,08,08,08,08,08,08,08,08,08
178	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,08,08,08,08,08,08,08,08,08
179	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,08,08,08,08
180	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,08,08,08,09
181	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,08,08,09,09
182	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,08,09,09,09
183	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,09,09,09,09
184	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,09,09,09,09,09
185	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,08,09,09,09,09,09,09,09
186	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,08,09,09,09,09,09,09,09,09
187	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,09,09,09,09,09,09,09,09,09
188	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-08,09,09,09,09,09,09,09,09,09
189	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-09,09,09,09,09,09,09,09,09,09
190	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,10,10,10,10
191	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,10,10,10,11
192	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,10,10,11,11
193	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,10,11,11,11
194	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,11,11,11,11
195	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,11,11,11,11,11
196	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,11,11,11,11,11,11
197	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,11,11,11,11,11,11,11
198	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,11,11,11,11,11,11,11,11
199	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,11,11,11,11,11,11,11,11,11
200	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,11,11,11,11,11
201	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,11,11,11,11,12
202	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,11,11,11,12,12
203	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,11,11,12,12,12
204	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,12,12,12,12,12
205	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,12,12,12,12,12,12
206	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,12,12,12,12,12,12,12
207	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,12,12,12,12,12,12,12,12
208	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,12,12,12,12,12,12,12,12,12
209	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-12,12,12,12,12,12,12,12,12,12
210	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-12,12,12,12,12,12,12,12,12,12

Прошлые сценарии (значения факторов) в графической форме:









В справочнике классификационных шкал и градаций в начале идут числовые диапазоны, а затем сценарии будущие сценарии, в которых после наименования шкалы идет слово: FUTURES (будущие), затем число опорных точек (5) и коды числовых диапазонов, соответствующих этим точкам: например: «X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,1,2,2».

Аналогично и в справочнике описательных шкал и градаций в начале идут числовые диапазоны, а затем сценарии прошлые сценарии, в которых после наименования шкалы идет слово: PAST (прошлые), затем число опорных точек (10) и коды числовых диапазонов, соответствующих этим точкам: например: «Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-04,04,04,04,04,05,05,05,05,06».

На рисунке 15 приведена экранная форма с фрагментом обучающей выборки, содержащим только коды опорных точек прошлых и будущих сценариев по одной на каждую шкалу:

На рисунке 16 приведена экранная форма, отображающая фрагмент обучающей выборки, в которой каждая ситуация (коды и наименования ситуаций приведены в верхнем окне) описана не только опорными точка-

ми сценариев (коды классов в левом нижнем окне от 1 до 6, коды признаков в правом нижнем окне с кодами от 1 до 12), но и кодами самих прошлых и будущих сценариев (по одному сценарию на каждую шкалу):

№	Наименование объекта	2. X_RESULT	3. Y_RESULT	4. X_RESULT	5. Y_RESULT	6. X_FACTOR	7. Y_FACTOR
72	71	2	4	2	4	8	12
73	72	2	4	2	4	8	12
74	73	2	4	2	4	8	12
75	74	2	4	2	4	8	12
76	75	1	4	1	4	8	12
77	76	1	4	1	4	8	12
78	77	1	5	1	5	8	12
79	78	1	5	1	5	8	12
80	79	1	5	1	5	8	12
81	80	1	5	1	5	8	12
82	81	1	5	1	5	8	12
83	82	1	5	1	5	8	12
84	83	2	6	2	6	8	12
85	84	2	6	2	6	8	12
86	85	2	6	2	6	8	12

Рисунок 15. Обучающая выборка (только опорные точки) (фрагмент)

№ объекта	Наименование объекта	Дата	Цена
67	66		
68	67		
69	68		
70	69		
71	70		
72	71		
73	72		
74	73		
75	74		
76	75		

№ объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4
75	2	7	4	31

№ объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
75	2	97	4	128	8	179	12
76	210	0	0	0	0	0	0

Рисунок 16. Обучающая выборка (коды опорные точек и сценариев) (фрагмент)

3.5. Решение задачи-2. Синтез и верификация моделей

3.5.1. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей (многопараметрическая типизация), частные критерии знаний

Синтез и верификация моделей осуществляется в режиме 3.5, экранные формы которого приведены на рисунке 17:

В результате созданы модели, фрагменты некоторых из которых приведены ниже в таблицах 15-18:

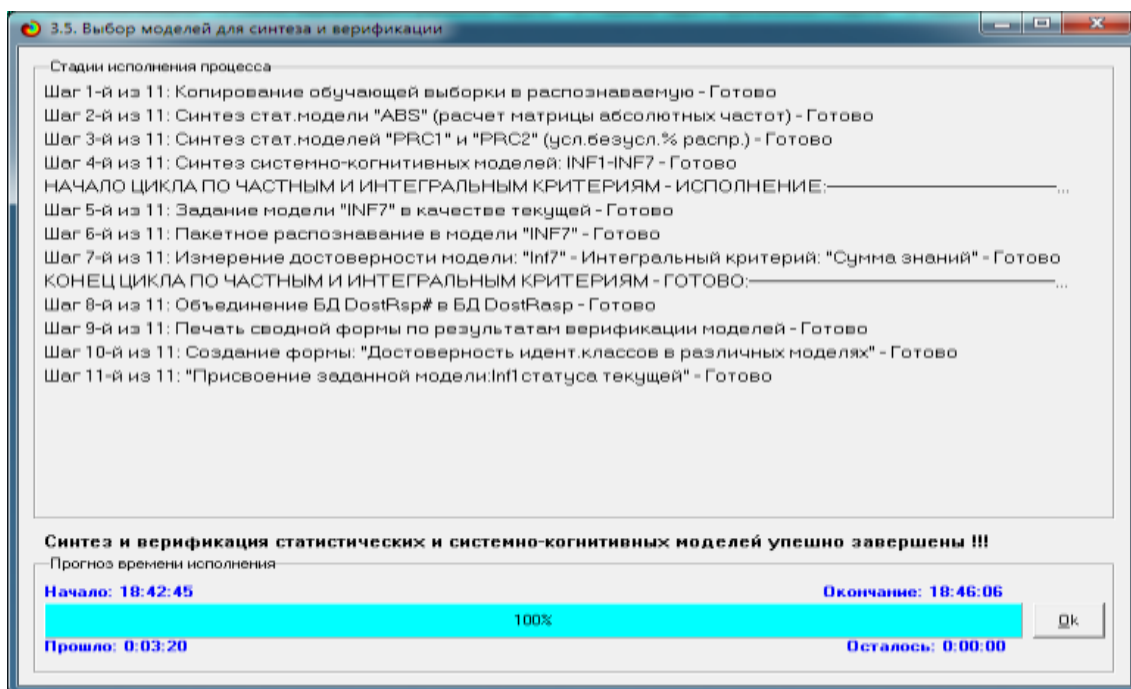
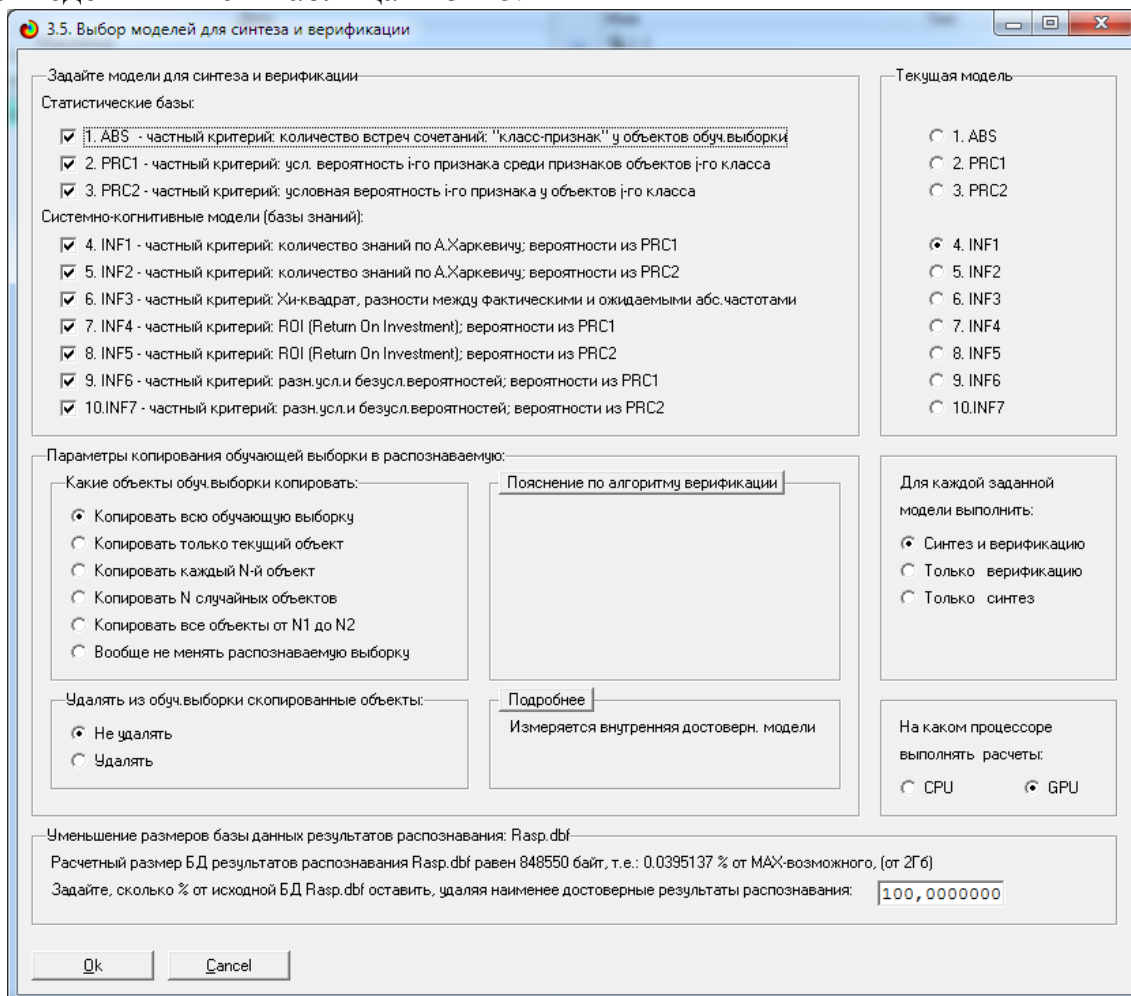


Рисунок 17

Таблица 15 – Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS) (фрагмент)

Таблица 16 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистическая модель PRC2) (фрагмент)

Таблица 17 – Матрица информативностей (системно-когнитивная модель INF1) (фрагмент)

Таблица 18 – Матрица системно-когнитивной модели INF3 (фрагмент)

№	Наименование модели	1_RESULT	2_RESULT	3_RESULT	4_RESULT	5_RESULT	6_RESULT	7_RESULT	8_RESULT	9_RESULT	10_RESULT	11_RESULT	12_RESULT	13_RESULT
1	X_RESULT_0195785001478_201902004	0,2774	-0,777	-0,828	0,894	-7,892	2,170	0,271	0,884	0,227	0,227			
2	X_RESULT_2734281967906_333085251	-0,808	0,183	-0,873	-0,199	-12,623	-1,704	-12,887	-0,979	-0,778	-0,778			
3	X_RESULT_3734281967906_333085251	-0,071	-0,842	0,290	0,600	-0,071	0,887	-0,888	-0,888	-0,842	-0,842			
4	Y_RESULT_3734281967906_333085251	0,884	-0,183	0,828	-0,894	-0,892	-0,098	0,271	-0,884	-0,227	-0,227			
5	Y_RESULT_2734281967906_333085251	-7,884	11,000	-7,842	-0,898	0,788	-17,892	-12,481	0,888	1,220	0,220			
6	Y_RESULT_3734281967906_333085251	1,899	-0,898	0,722	-0,684	-0,829	0,202	0,678	0,902	-0,428	0,242			
7	X_FACTOR_0195785001478_201902004	0,884	-0,183	0,828	-0,894	-0,892	-0,098	0,271	-0,884	-0,227	-0,227			
8	X_FACTOR_2734281967906_333085251	0,183	-0,808	-0,873	0,199	-12,623	-1,704	-12,887	-0,979	-0,778	-0,778			
9	X_FACTOR_3734281967906_333085251	-0,170	0,183	-0,170	-0,170	0,788	-11,938	-12,788	-0,878	-0,214	-0,214			
10	Y_FACTOR_0195785001478_201902004	-1,272	-0,351	0,252	-1,357	-7,005	0,272	0,622	-0,141	-0,170	-0,170			
11	Y_FACTOR_2734281967906_333085251	0,884	-0,183	0,828	-0,894	-0,892	-0,098	0,271	-0,884	-0,227	-0,227			
12	Y_FACTOR_3734281967906_333085251	-0,899	0,898	-0,842	0,898	0,098	-0,202	-0,678	-0,902	0,428	0,242			
13	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.01.01	0,431	-0,220	-0,339	-0,543	-0,234	0,748	-0,249	-0,097	-0,000	0,332			
14	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.01.02	-0,254	0,432	-0,170	-0,271	-1,817	1,574	-0,124	-0,020	-0,004	-0,004			
15	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.02.02	-0,332	0,432	-0,254	-0,497	-2,625	0,232	-0,187	-0,042	-0,001	-0,001			
16	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.02.02.02	-0,818	0,432	-0,339	-0,883	-2,284	0,748	-0,249	-0,097	-0,000	-0,000			
17	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.02.02.02.02	-0,909	0,630	-0,339	-0,543	-1,234	1,748	-0,249	-0,097	-0,000	-0,000			
18	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.02.02.02.02.02	-0,332	0,432	-0,254	-0,497	-0,578	-0,187	-0,042	-0,001	-0,001	-0,001			
19	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.02.02.02.02.02.02	-0,234	-1,040	0,888	-0,271	-0,617	0,574	-0,124	-0,020	-0,004	-0,004			
20	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.02.02.02.02.02.02.02	-0,284	0,432	-0,170	-0,271	0,888	-0,124	-0,124	-0,020	-0,004	-0,004			
21	X_RESULT_FACT100_RESULT_FACT1001.01.01.01.01.01.02.02.02.02.02.02.02.02	-0,127	-0,788	0,828	-0,139	0,182	-0,083	0,382	-0,014	-0,017	-0,017			

Из рисунка 17 видно, что расчет и верификация всех 10 статистических и системно-когнитивных моделей занял 3 минуты 20 секунд. Обратим внимание также на то, что данная модель имеет размерность около 0,04% от теоретически максимально-возможной в системе «Эйдос» (1-й рисунок 17).

3.5.2. Верификация моделей

3.5.2.1. Критерии достоверности моделей

Понятно, что создание этих моделей объекта моделирования не является самоцелью, т.е. модели создаются не ради самих моделей, а ради решения разнообразных задач с помощью этих моделей. Это задачи идентификации (распознавания, диагностики), прогнозирования, поддержки принятия решений (управления) и задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Уверенность в том, что созданные модели позволяют качественно решить все эти задачи основывается на том, что эти модели правильно отражают объект моделирования, т.е. имеют высокую достоверность (адекватность). Если модели имеют высокую достоверность, то и решение перечисленных задач будет успешным. Если же достоверность моделей низка или неизвестна, то применять их некорректно, рискованно и даже может быть опасно.

Если модели достоверны, то результаты идентификации будут верны, например, верным будет диагноз пациенту, и врач будет лечить его от той болезни, которой тот действительно болен, что и дает пациенту шанс на выздоровление. Если же диагноз ошибочный, то пациент получит неадекватное лечение, т.е. лечение не от той болезни, которая у него. Естественно при таком лечении его болезнь не будет вылечена, а еще и будут получены побочные эффекты от лечения, что может привести к самым печальным последствиям.

Если модели достоверны, то сделанные на их основе прогнозы осуществляются.

Если модели достоверны, то принятые на их основе решения приведут к переходу объекта управления в целевые состояния, т.е. будут эффективны при достижении цели.

Если модели достоверны, то извлеченные из них знания действительно можно обоснованно считать знаниями об объекте моделирования.

Без этой уверенности в достаточно высокой достоверности моделей применять эти модели для решения задач и выработки рекомендаций по меньшей мере некорректно, рискованно и даже может быть опасно. Если же рекомендации выработаны, то нельзя (некорректно) применять их на практике в моделируемой предметной области, а можно только исследовать, какой бы эффект был получен при реальном применении этих рекомендаций.

Иногда на это возражают: мы не оценивали достоверность созданных нами моделей и не знали какова их достоверность, но выработали на их основе рекомендации, применили их на практике в объекте моделирования и результат был успешным, положительным. Что на это можно сказать? *Значит тем, кто выработывал эти рекомендации, и тем, кто их применял, просто повезло.* Значит фактически эти модели были достаточно достоверны. Но ведь это же могло быть и не так, и тогда и первым, и вторым бы не повезло, а может быть даже очень и очень не повезло. Разработчики бы потерпели фиаско, потеряли авторитет как ученые и разработчики, а те, кто применял их рискованные рекомендации на практике скорее всего потерпел бы убытки, а может быть и обанкротились. Только представьте себе, что при работе на фондовом рынке будут использованы неадекватные модели, дающие неверные прогнозы и предлагающие неадекватные решения. Это может привести к очень большим финансовым потерям. Если же неадекватные модели применяются в медицине, военной области или политике, то чаще всего это приводит к человеческим жертвам, которые ничем не могут быть оправданы.

Таким образом, оценка степени адекватности моделей, т.е. их верификация, является ключевым вопросом, который обязательно должен быть решен перед реальным применением моделей. Не зная какова достоверность моделей применять их на практике крайне легкомысленно, рискованно и безответственно, а иногда даже и преступно (в зависимости от тяжести последствий такого применения для объекта моделирования).

Это значит, что если где-то сказано или написано слово «Модель», то где-то рядом должны быть слова: «Достоверность, адекватность, верификация, критерии достоверности».

Поэтому вопросам измерения достоверности созданных моделей в системе «Эйдос» уделено большое внимание, которого эти вопросы обоснованно безусловно заслуживают. Основным режимом оценки достоверности моделей является режим 3.4 (рисунок 18):

Наименование модели и критерий оценки	Аналитический критерий	Единица измерения	Число случаев	Число истинных случаев	Число ложных случаев	Число истинных случаев	Число ложных случаев	Число истинных случаев	Число ложных случаев	Число истинных случаев	Число ложных случаев	Число истинных случаев	Число ложных случаев	Число истинных случаев	Число ложных случаев
1.AB5 - тестовый критерий: количество истинных решений / Число истинных решений	Корреляция абсолютных частот	абс.	3218	8,207	1,000	0,159	1169,385	24,544	5123,059	0,125	1,000	0,312			
1.AB5 - тестовый критерий: количество истинных решений / Число истинных решений	Средняя абсолютная ошибка	абс.	3218	0,056	1,000	0,159	827,129		234,837	0,125	1,000	0,312			
2.PR1 - тестовый критерий: доля вероятности истинных решений	Корреляция абсолютных частот	абс.	3218	8,207	1,000	0,159	1169,388	24,544	5123,059	0,125	1,000	0,312			
2.PR1 - тестовый критерий: доля вероятности истинных решений	Средняя абсолютная ошибка	абс.	3218	0,056	1,000	0,159	826,279		4219,758	0,125	1,000	0,312			
3.PR2 - тестовый критерий: доля вероятности истинных решений	Корреляция абсолютных частот	абс.	3218	8,207	1,000	0,159	1169,388	24,544	5123,060	0,125	1,000	0,312			
3.PR2 - тестовый критерий: доля вероятности истинных решений	Средняя абсолютная ошибка	абс.	3218	0,056	1,000	0,159	874,893		4026,598	0,125	1,000	0,312			
4.BF1 - тестовый критерий: количество знаний по А.Урванцеву	Суммарный рейтинг	абс.	3286	142	0,284	0,901	199,254	1405,048	339,746	20,381	0,270	0,907	0,325		
4.BF1 - тестовый критерий: количество знаний по А.Урванцеву	Средняя ошибка	абс.	3286	74	0,207	0,948	217,072	822,652	564,866	7,343	0,273	0,907	0,325		
5.BF2 - тестовый критерий: количество знаний по А.Урванцеву	Суммарный рейтинг	абс.	3323	122	0,253	0,915	0,432	201,294	1465,656	334,076	19,985	0,276	0,910	0,332	
5.BF2 - тестовый критерий: количество знаний по А.Урванцеву	Средняя ошибка	абс.	3323	72	0,209	0,950	0,143	211,263	859,025	552,706	6,879	0,277	0,908	0,331	
6.BF3 - тестовый критерий: сходимость решений между экспертами	Суммарный рейтинг	абс.	3305	86	0,315	0,954	0,471	801,211	7165,798	882,076	7,314	0,580	0,993	0,740	
6.BF3 - тестовый критерий: сходимость решений между экспертами	Средняя ошибка	абс.	3305	86	0,312	0,954	0,471	791,058	821,072	72,177	0,422	0,993	0,348	0,930	
7.BF4 - тестовый критерий: F01 (Fuzzy On Investment) верою...	Суммарный рейтинг	абс.	851	140	0,865	0,902	0,788	331,891	1204,328	43,755	25,462	0,223	0,921	0,802	
7.BF4 - тестовый критерий: F01 (Fuzzy On Investment) верою...	Средняя ошибка	абс.	851	80	0,178	0,955	0,103	45,143	16,429	66,240	0,136	0,455	0,997	0,976	
8.BF5 - тестовый критерий: F02 (Fuzzy On Investment) верою...	Суммарный рейтинг	абс.	845	138	0,888	0,902	0,780	198,274	1221,843	43,134	27,268	0,223	0,923	0,808	
8.BF5 - тестовый критерий: F02 (Fuzzy On Investment) верою...	Средняя ошибка	абс.	845	57	0,159	0,980	0,328	43,244	58,120	62,528	0,128	0,468	0,997	0,940	
9.BF6 - тестовый критерий: ранг доли бездостоверностей, вер...	Суммарный рейтинг	абс.	4482	80	0,232	0,944	0,332	810,977	2625,234	959,745	8,852	0,478	0,991	0,848	
9.BF6 - тестовый критерий: ранг доли бездостоверностей, вер...	Средняя ошибка	абс.	4482	88	0,215	0,954	0,381	242,221	1309,559	852,816	2,932	0,275	0,989	0,831	
10.BF7 - тестовый критерий: ранг доли бездостоверностей, вер...	Суммарный рейтинг	абс.	4583	88	0,230	0,953	0,331	820,768	2771,473	981,000	8,875	0,482	0,991	0,848	
10.BF7 - тестовый критерий: ранг доли бездостоверностей, вер...	Средняя ошибка	абс.	4583	88	0,216	0,954	0,352	245,866	1354,307	830,768	3,049	0,283	0,988	0,840	

Рисунок 18

Как видно из рисунка 18 наиболее достоверной является модель IN3 по интегральному критерию «Сумма знаний». Пояснения к данному режиму даны в Help (рисунок 19) и в работе [22].

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется в соответствии с F-мерой Ван Ризбергера и двумя ее обобщениями (L1 и L2), разработанными проф. Е.В.Луценко [22] (рисунок 18).

Из рисунка 17 мы видим, что по критерию L1 достоверность модели INF3 составляет 0,952 при максимуме 1,000, что является очень хорошим результатом.

Есть три аспекта оценки достоверности модели:

1. Рассмотрение частотных распределений истинных и ложных положительных и отрицательных решений в различных моделях.
2. Сравнение достоверности положительных и отрицательных решений в модели с вероятностью случайного угадывания.
3. Оценка информационной мощности модели.

Ниже рассмотрим все эти три аспекта.

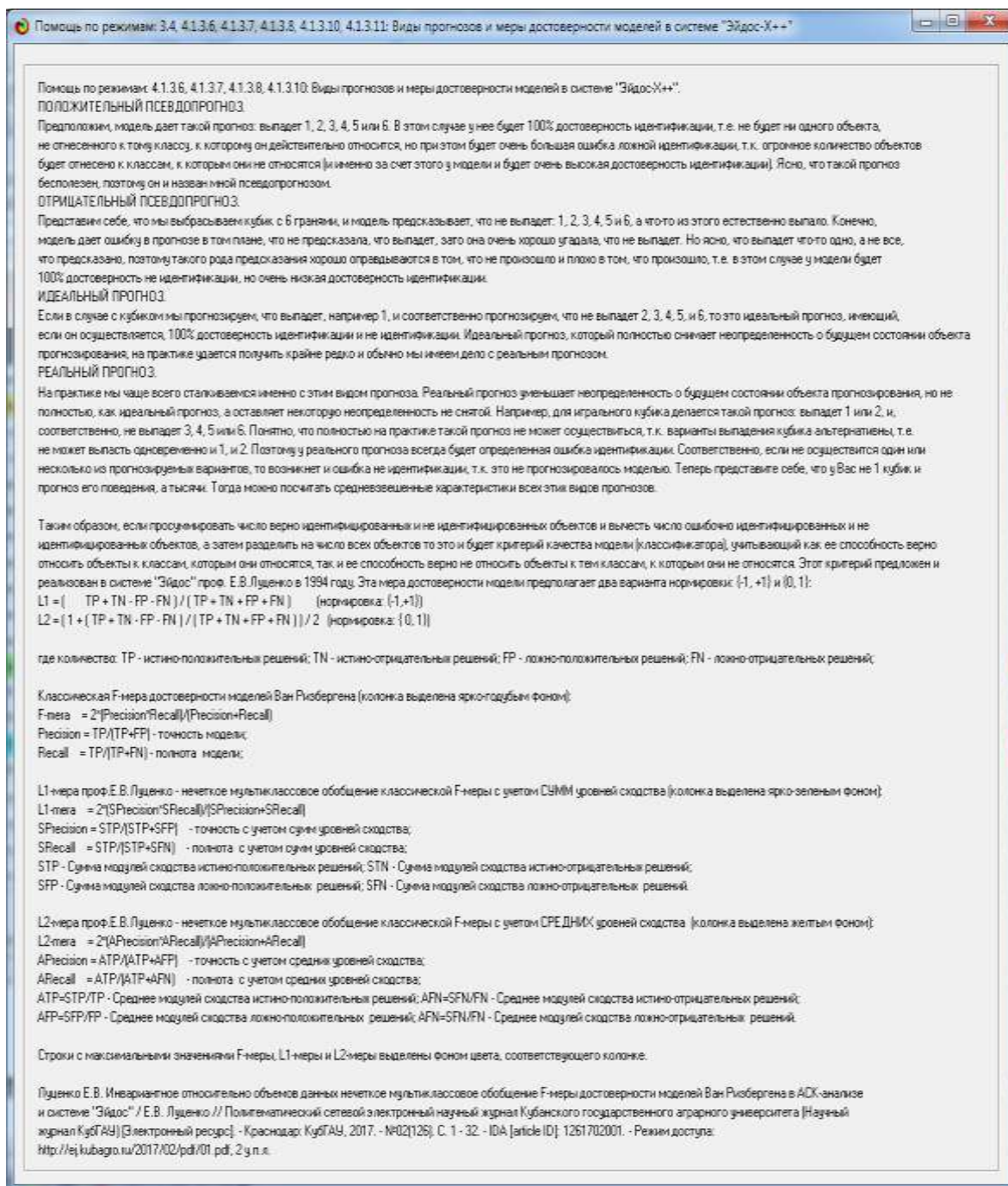


Рисунок 19

3.5.2.2. Рассмотрение частотных распределений истинных и ложных положительных и отрицательных решений в различных моделях

В режиме 3.4, кликнув по кнопке $[(T-F)/(T+F)*100]$, получаем частотное распределение разностей положительных и отрицательных истинных и ложных решений (рисунок 20):

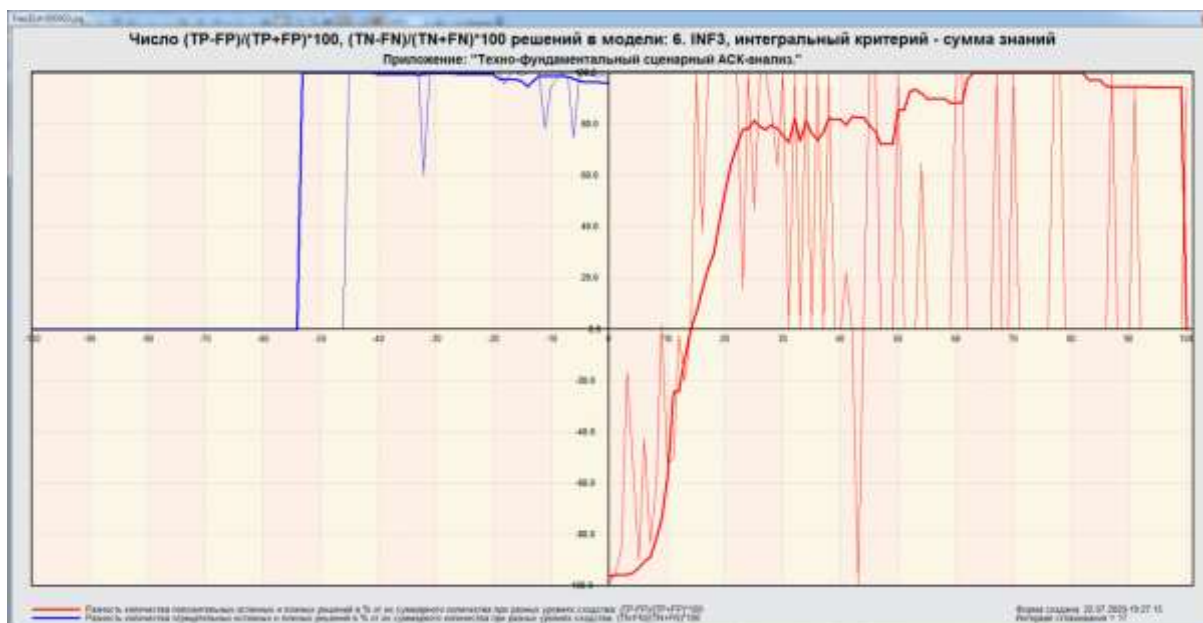


Рисунок 20

Из рисунка 19 мы видим, что:

1. Истинных отрицательных решений всегда значительно больше, чем ложных.
2. При положительных решениях начиная с уровня сходства выше 15% больше истинных решений, чем ложных, а при уровнях сходства выше 25% преобладание истинных решений подавляющее.
3. Доля истинных положительных решений линейно растет с увеличением уровня сходства.

Все это весьма разумно и позволяет обоснованно утверждать, что в созданных моделях адекватно отражены реальные закономерности моделируемой предметной области, что позволяет решать на их основе задачи прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем модели.

3.6. Решение задачи-3. Системная идентификация и прогнозирование, интегральные критерии

Для решения задачи прогнозирования в наиболее достоверной модели INF3, необходимо присвоить ей статус текущей в режиме 5.6 (рисунок 21).

Из рисунка 22 видно, что в данном интеллектуальном приложении эта процедура занимает 2 секунды.

Затем необходимо ввести *распознаваемую* выборку в систему.

Файл распознаваемой выборки должен иметь абсолютно такую же структуру, как файл исходных данных, но колонки классификационных шкал могут быть пустыми. Этот файл должен иметь имя: Inp_rasp.xls(x) и должен находиться в той же папке, что и файл исходных данных, например, по пути: c:\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\Inp_rasp.xlsx.

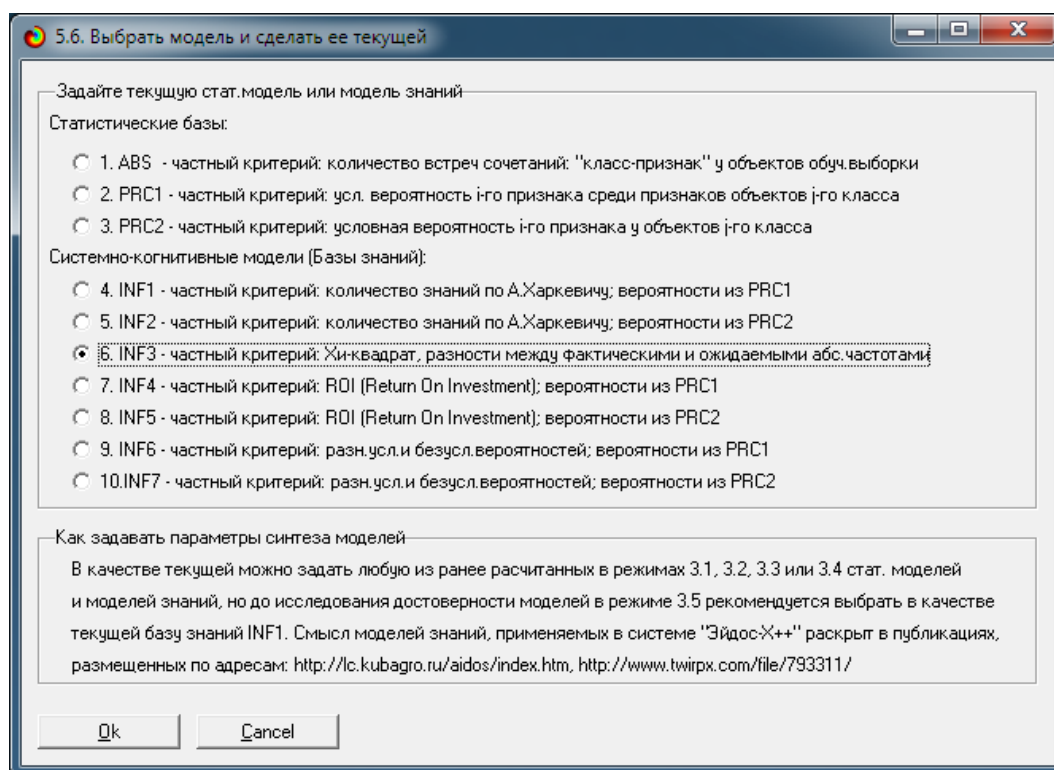


Рисунок 21

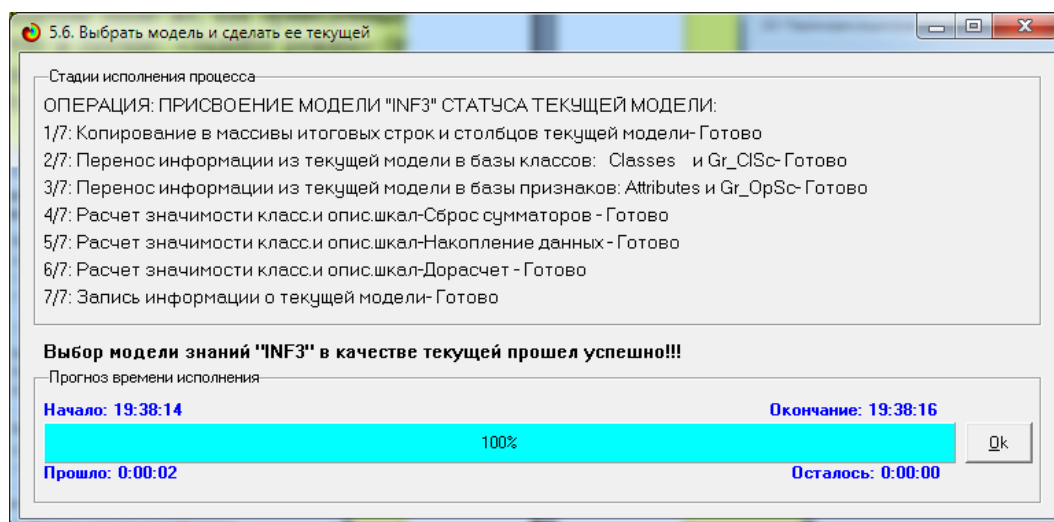


Рисунок 22

Сам ввод распознаваемой выборки осуществляется в уже ранее рассмотренном программном интерфейсе 2.3.2.2 с параметрами, приведенными на рисунке 23. Эти параметры такие же, как приведенные на рисунке 12, за исключением того, что в группе: «Задайте режим» (в левой средней части окна) выбран опция не «формализация предметной области», а «Генерация распознаваемой выборки»:

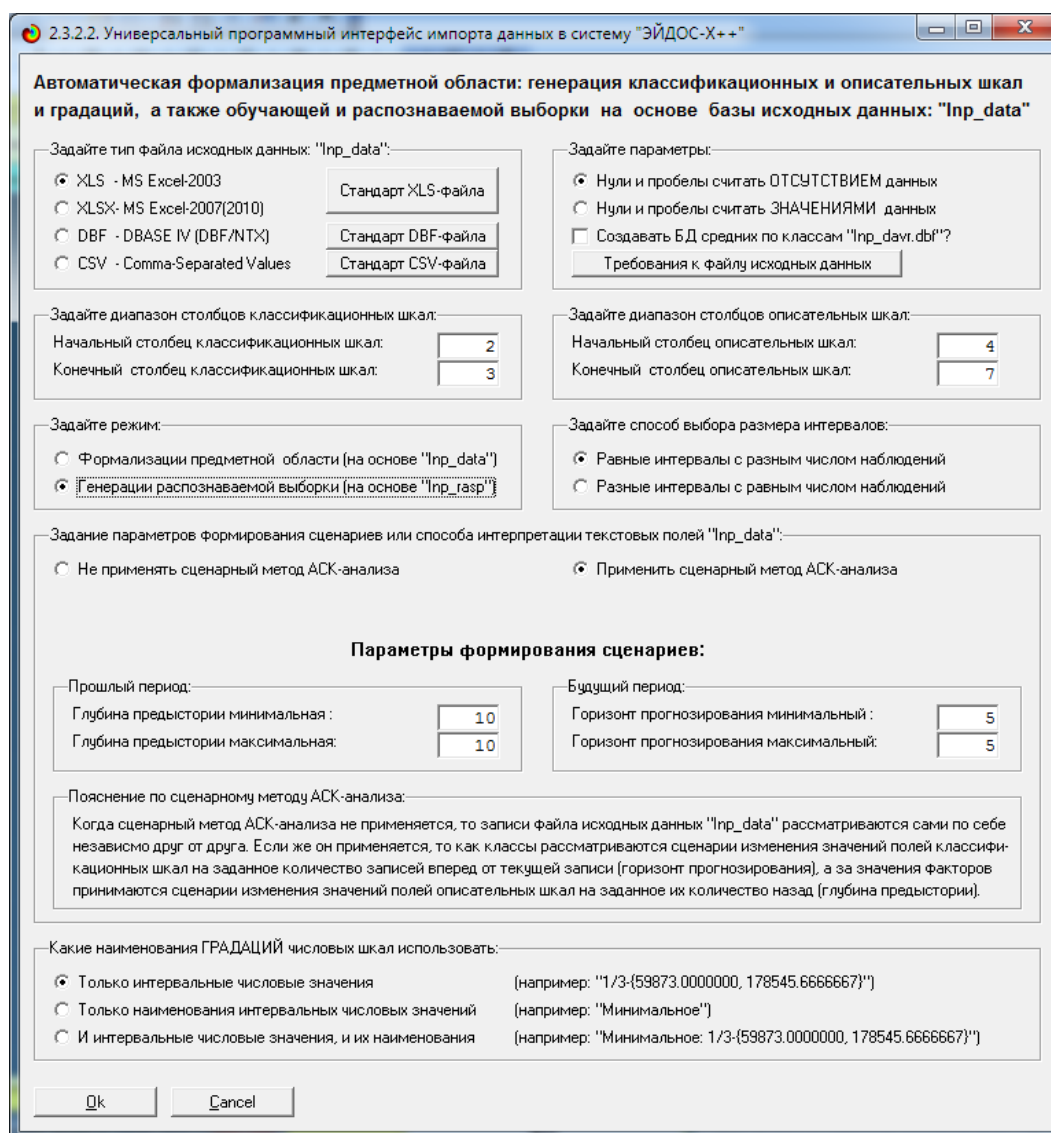


Рисунок 23

В нашем случае в качестве распознаваемой выборки взята обучающая выборка. Процесс ее ввода в систему «Эйдос», как видно из рисунка 24, занял 8 секунд:

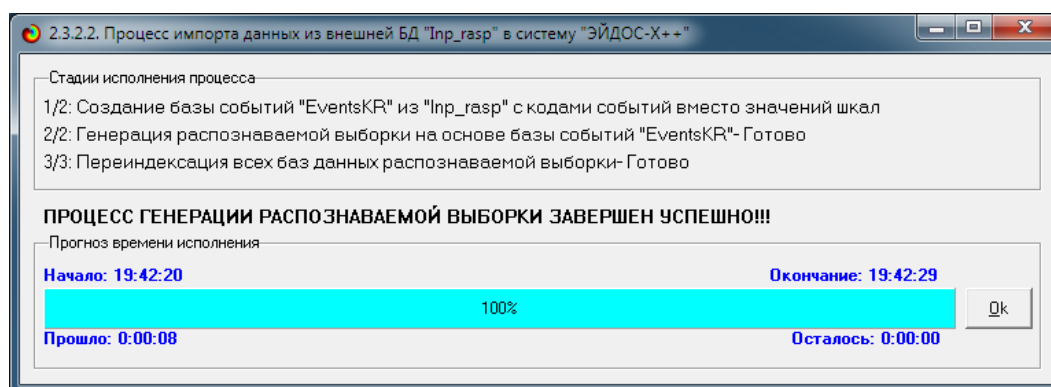


Рисунок 24

Распознавание (прогнозирование) проводится в режиме 4.1.2 (рисунок 24):

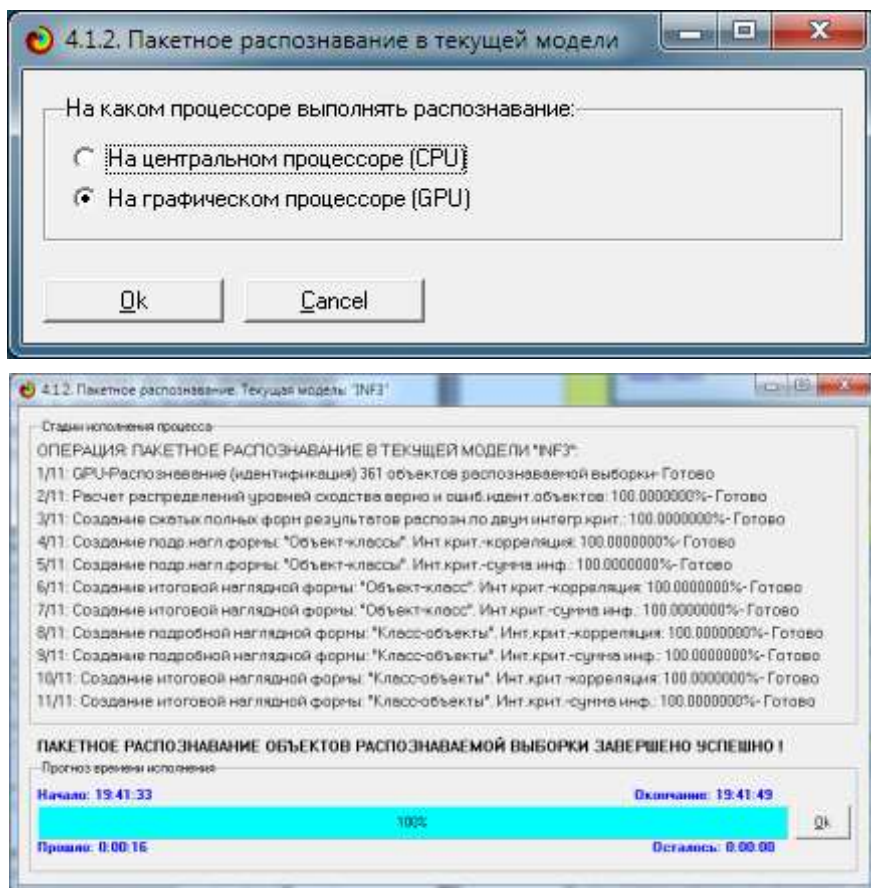


Рисунок 25

Из рисунка 25 видно, что процесс прогнозирования занял 16 секунд. Ниже приведены экранные формы с результатами решения задачи прогнозирования (рисунки 26, 27 и 28):

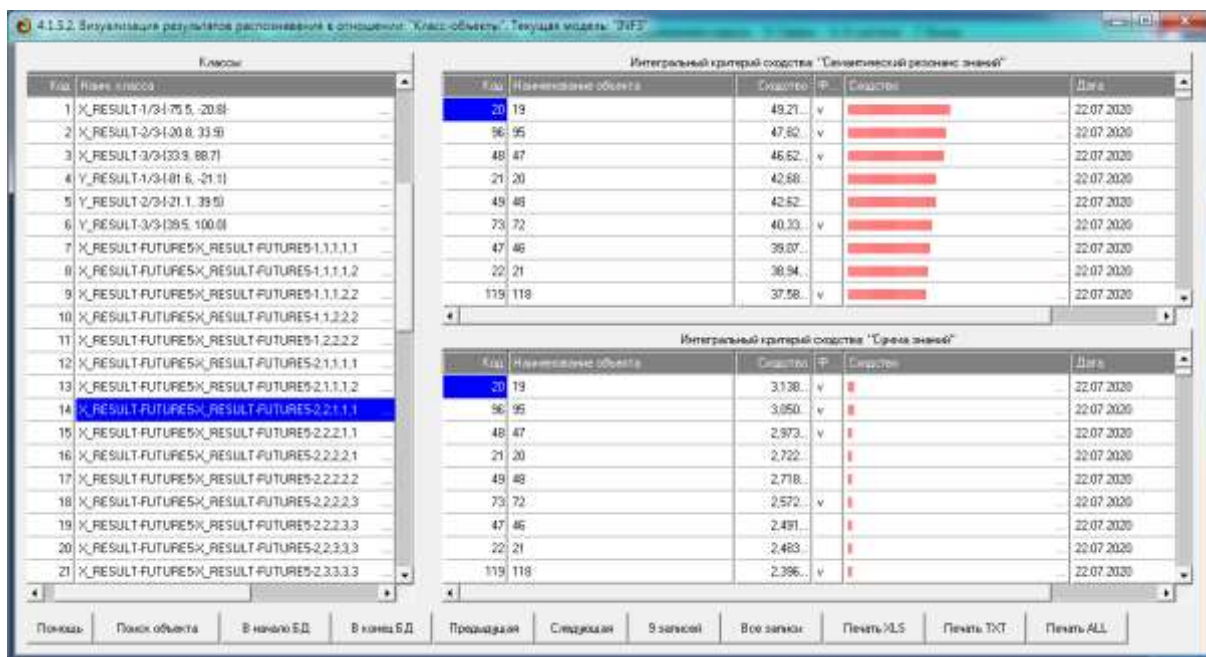


Рисунок 26

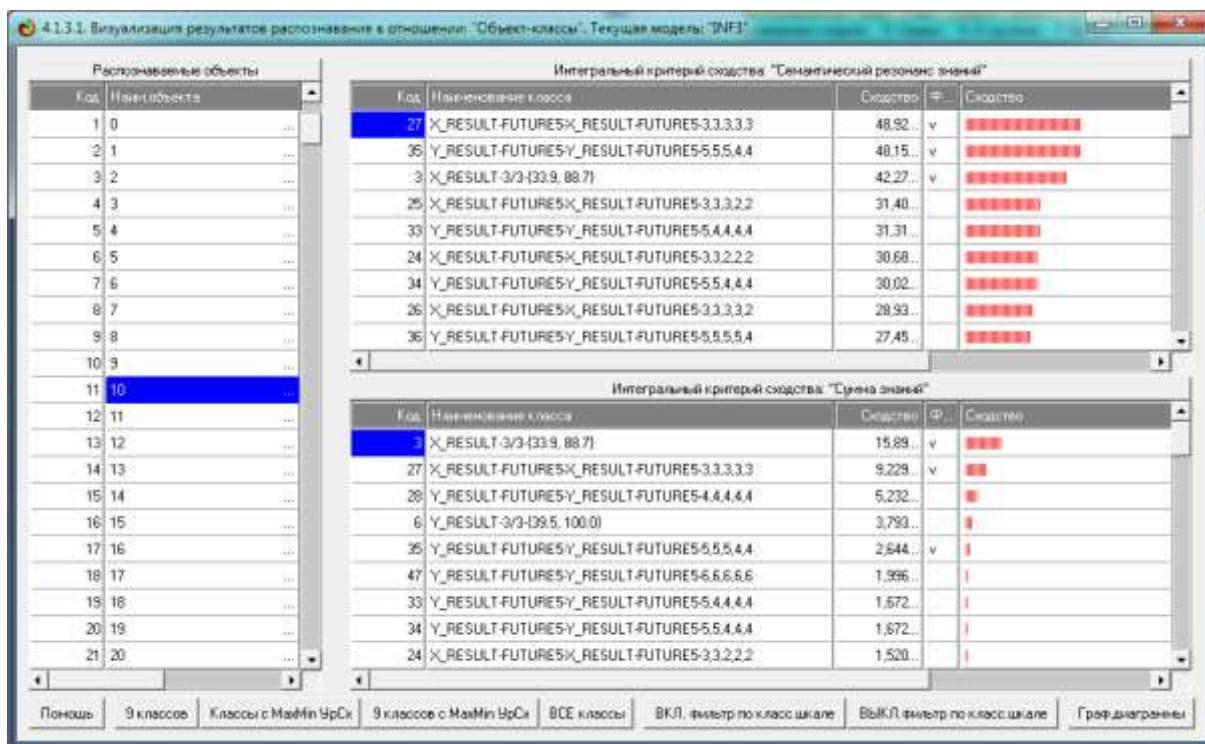


Рисунок 27

На рисунке 26 фактически приведено разложение функций состояния прогнозируемых ситуаций в ряд по базовым функциям классов. Функции состояния моделируемого объекта заданы в распознаваемой выборке, а функции классов в системно-когнитивных моделях (таблицы 17 и 18).

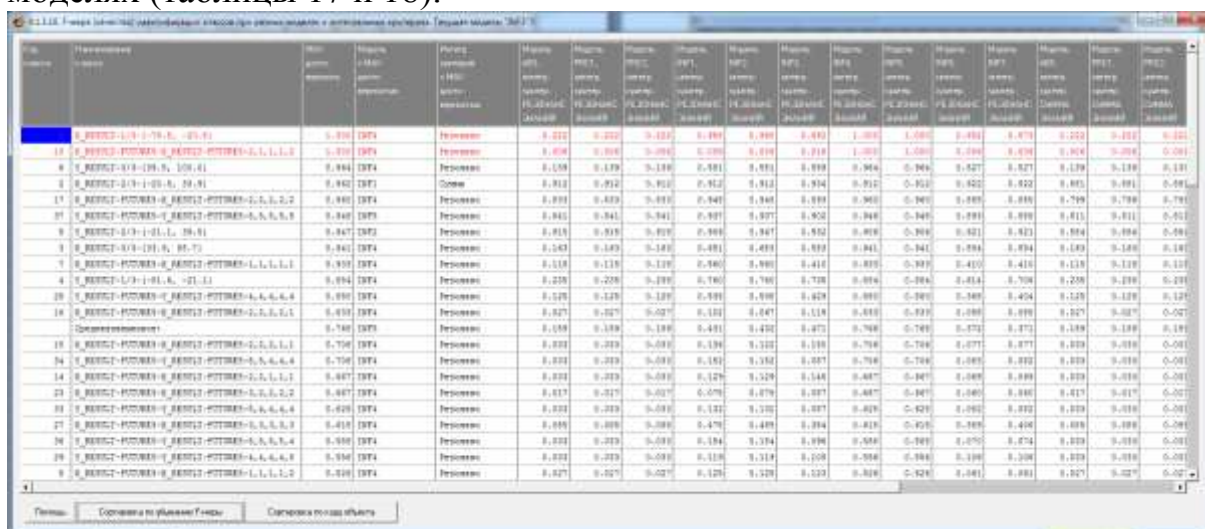


Рисунок 28

В системе «Эйдос» есть и соответствующие табличные формы, открывающиеся в MS Excel и содержащие также значительно больший объем предельно детализированной информации, чем экранные формы.

Но главное, что есть возможность и наглядной графической визуализации частных прогнозных сценариев того что будет и того что не будет (согласно прогнозу) с указанием их достоверности толщиной линии,

а также *средневзвешенного сценария*, который в соответствии с теоремой А.Н.Колмогорова (1957) является *взвешенной суперпозицией частных сценариев с весовыми коэффициентами, равными их достоверности прогнозирования* (рисунок 29 и рисунки 30):

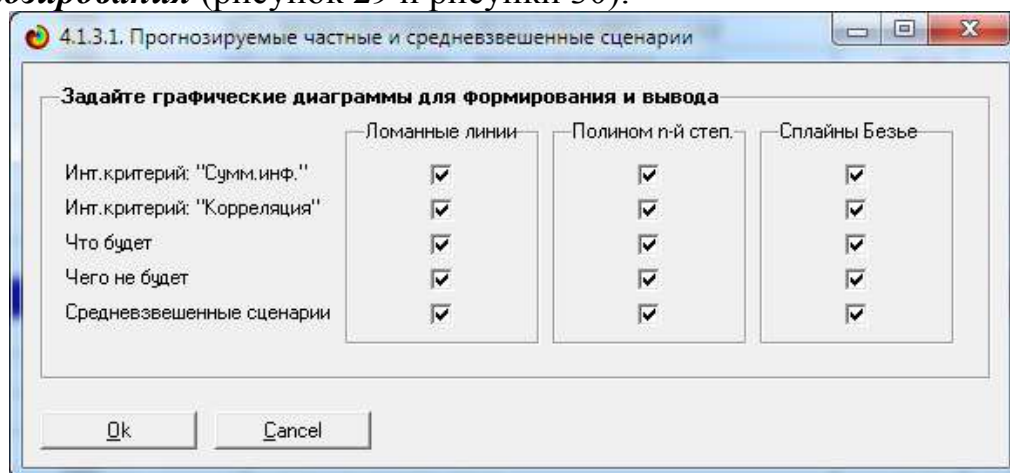


Рисунок 29

Операция получения *средневзвешенного сценария* аналогична *обратному преобразованию Фурье*, но вместо гармонических колебаний используются сценарии частных прогнозов с весовыми коэффициентами, равными значениям интегрального критерия сходства функции состояния прогнозируемой ситуации с классами, соответствующим частным прогнозным сценариям.

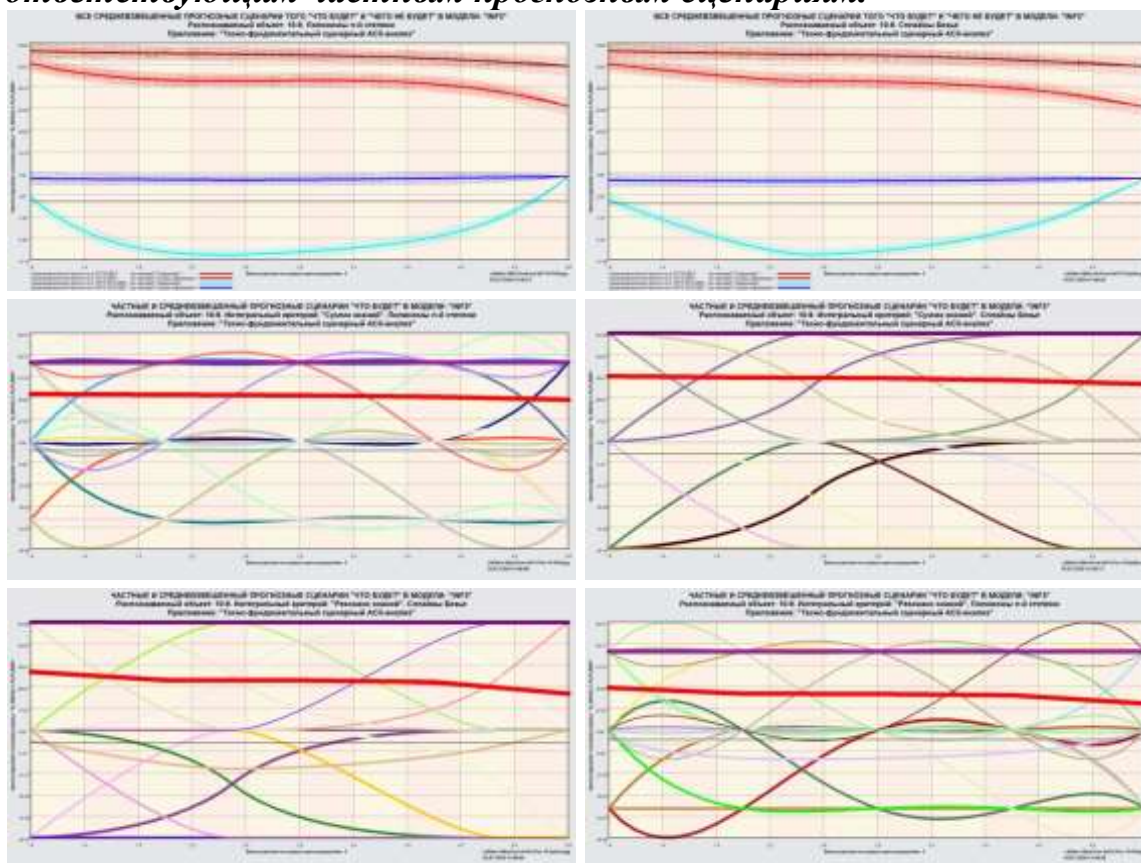


Рисунок 30

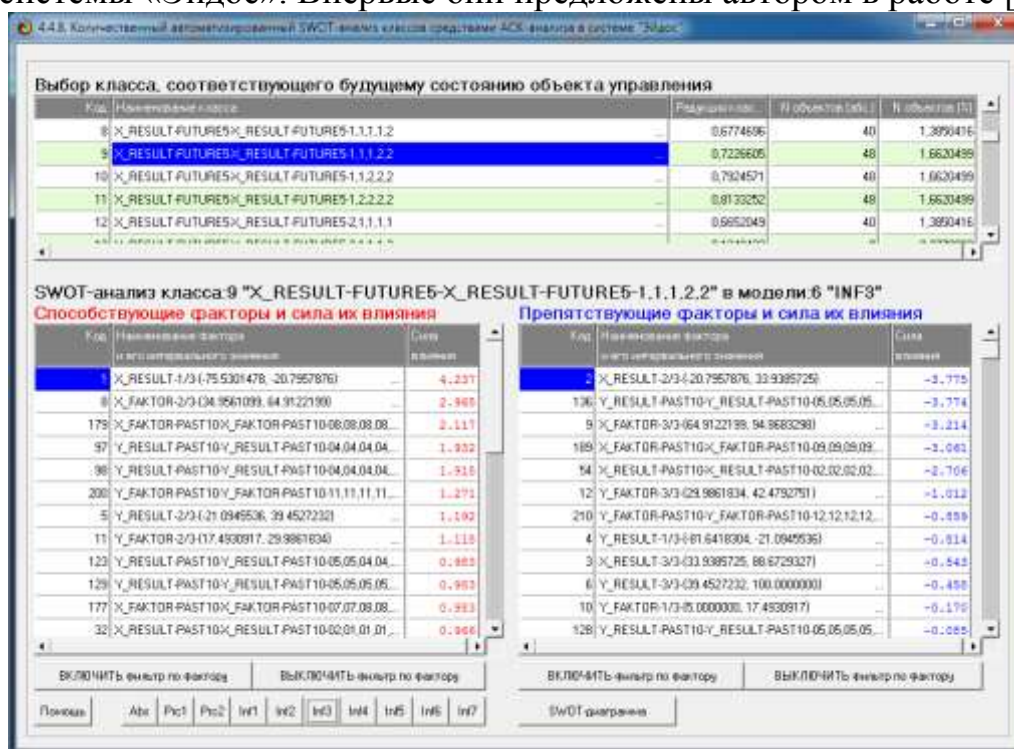
На практике сначала выполняется режим 2.3.2.2, потом 3.5 только синтез модели, затем 2.3.2.2 ввод распознаваемой выборки, после этого в 5.6 задать модель INF3 текущей, затем 4.1.2. Все на GPU. После этого в 4.1.3.1 визуализировать средневзвешенный прогноз со слайдами Безье.

3.7. Решение задачи-4. Принятие решений (результаты многопараметрической типизации классов)

Мы привели системе «Эйдос» 361 пример того, какие будущие сценарии следуют за какими прошлыми сценариями.

На основе этих примеров система провела многопараметрическую типизацию и сформировала обобщенные образы классов, соответствующих различным будущим сценариям развития событий. Результаты этой многопараметрической типизации представляют собой большой интерес не только потому, что классы играют роль базисных функций, по которым при прогнозировании разлагается в ряд функция текущего состояния моделируемой системы, но и потому, что они описывают систему детерминации этих будущих сценариев прошлыми сценариями, т.е. показывают силу и направление влияния прошлых сценариев на выбранный будущий сценарий, соответствующий заданному классу.

На рисунках 31 приведены результаты этой многопараметрической типизации будущих сценариев в исследуемой модели в виде SWOT-диаграмм (все SWOT-диаграммы форм сознания не приводятся, т.к. их в исследуемой модели 47). Эти экранные формы можно получить в режиме 4.4.8 системы «Эйдос». Впервые они предложены автором в работе [19].



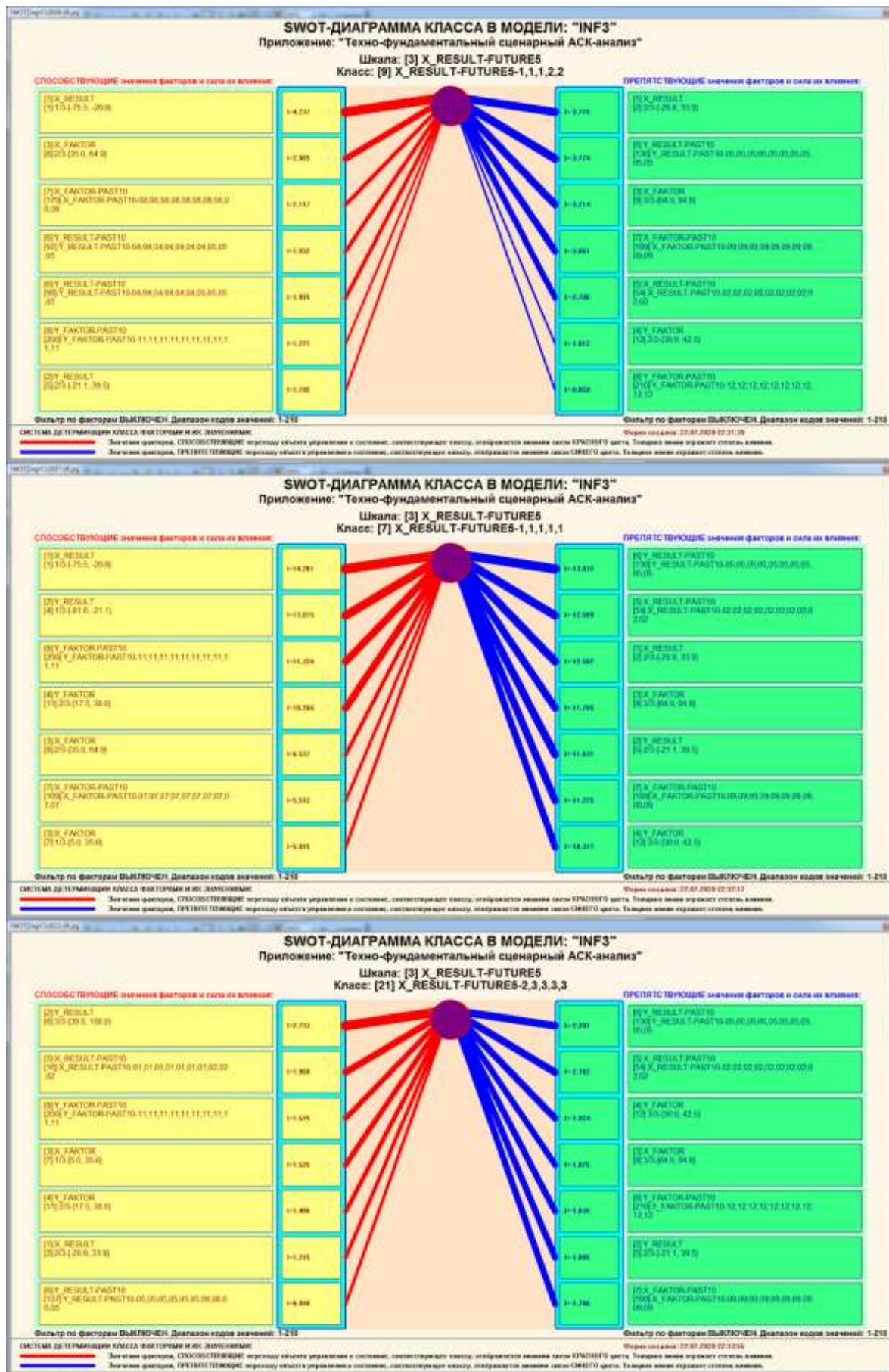
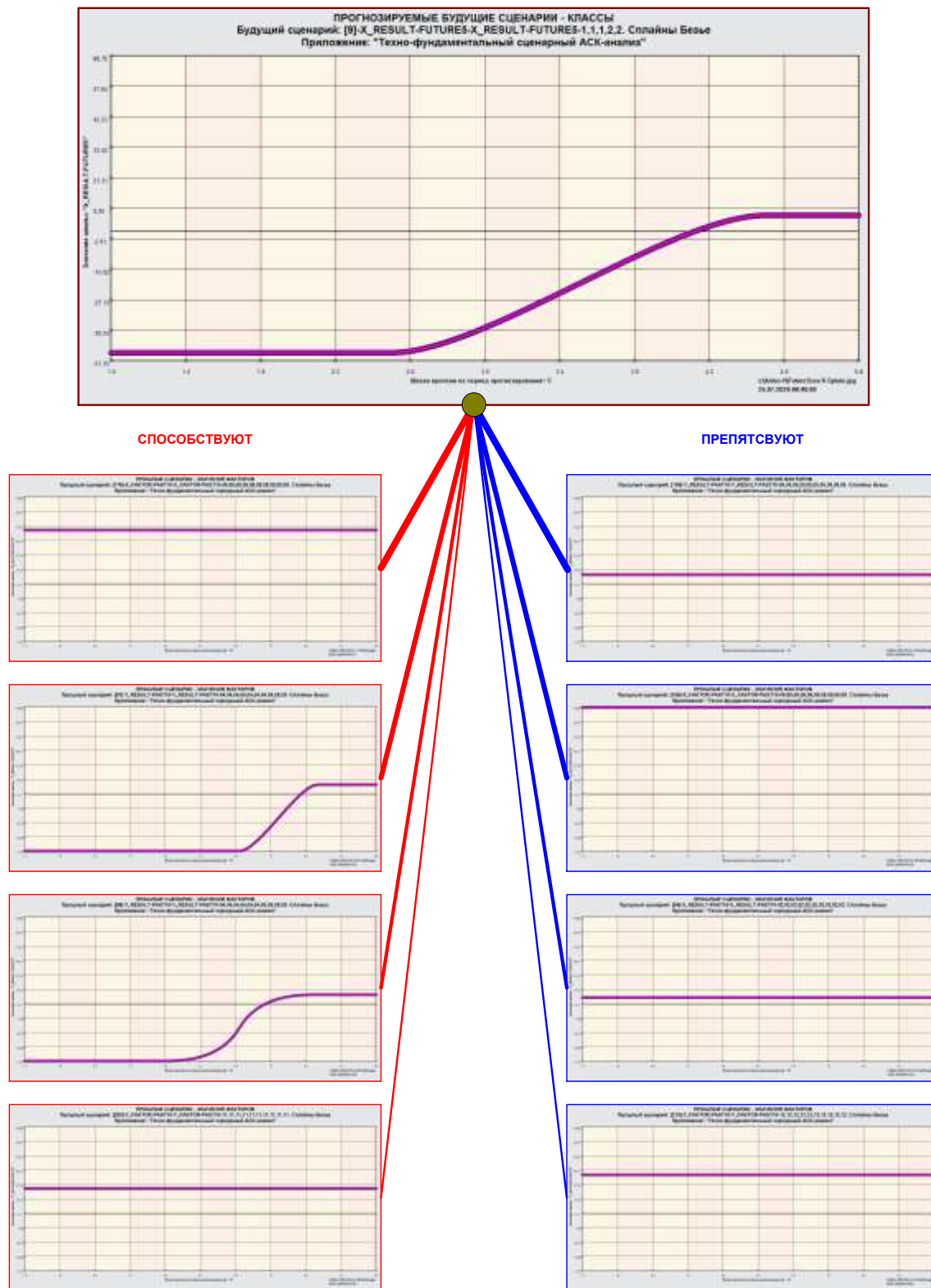


Рисунок 31

На рисунке ниже 1-я SWOT-диаграмма с рисунка 30 приведена с расшифровкой сценариев будущего сценария и способствующих и препятствующих ему прошлых сценариев:

**SWOT-ДИАГРАММА С ПРОШЛЫМИ И БУДУЩИМИ СЦЕНАРИЯМИ
СИСТЕМА ДЕТЕРМИНАЦИИ БУДУЩЕГО СЦЕНАРИЯ ПРОШЛЫМИ СЦЕНАРИЯМИ**



3.8. Решение задачи-5. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели

3.8.1. Инвертированные SWOT-диаграммы значений факторов (семантические потенциалы прошлых сценариев)

Эти диаграммы впервые предложены Луценко Е.В. в работе [19]. Их можно получить в режиме 4.4.9. Некоторые из них приведены ниже на рисунках 32 (все инвертированные SWOT-диаграммы не приводятся, т.к. их в исследуемой модели 210):

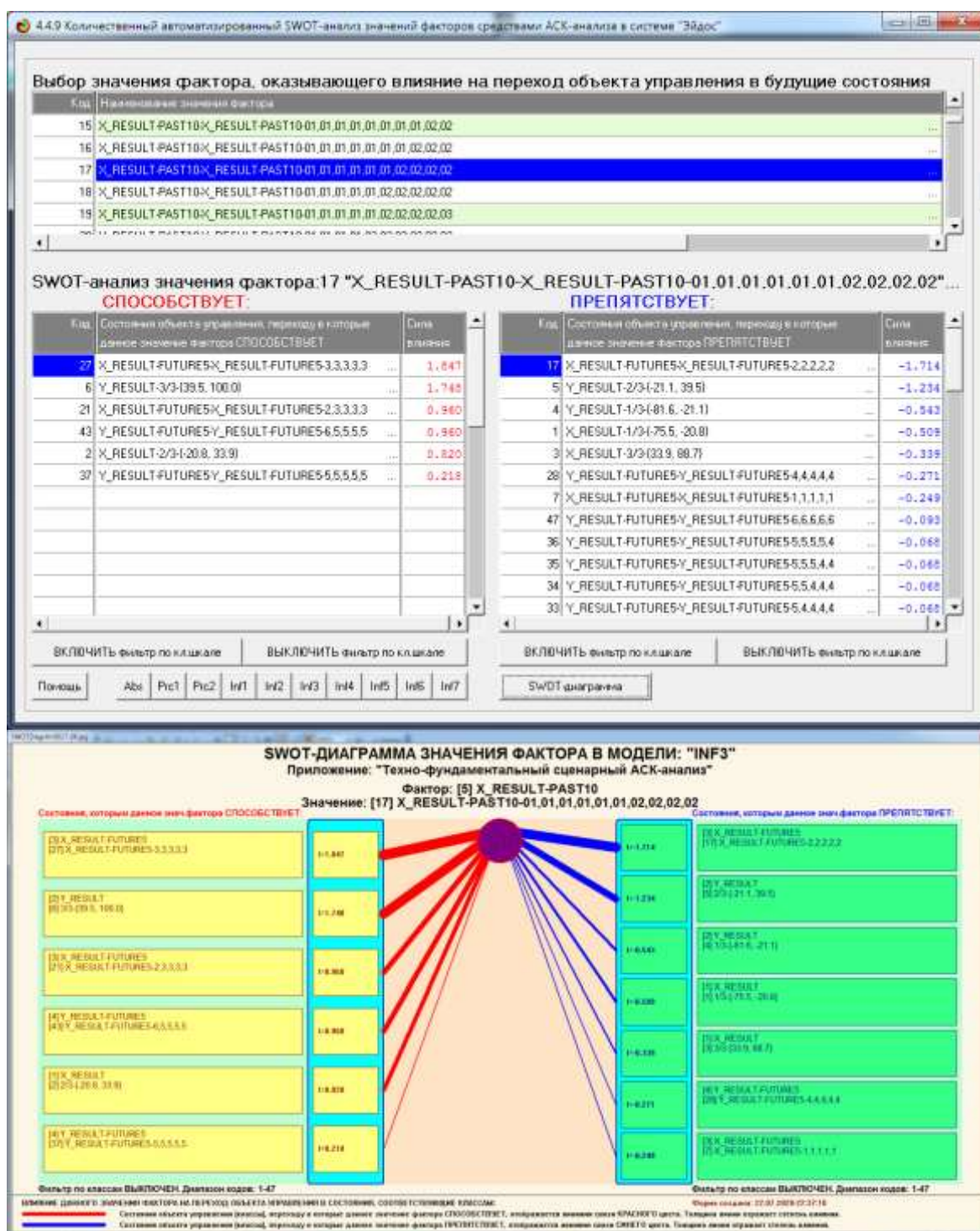


Рисунок 32

3.8.2. Кластерно-конструктивный анализ классов

Ранее мы решили задачу идентификации, при которой мы функцию состояния конкретной ситуации, т.е. ее описание прошлыми сценариями, сравнивали со всеми будущими сценариями, соответствующими классам, и количественно определяли уровень сходства/различия этой конкретной ситуации со всеми будущими сценариями развития событий. Эта задача разложения в ряд функции конкретной ситуации по базовым функциям классов.

Теперь же мы решим задачу сравнения самих обобщенных образов классов друг с другом по прошлым сценариям, которые их детерминируют. Для этого сначала необходимо в режиме 4.2.2.1 рассчитать матрицу сходства обобщенных образов классов друг с другом (рисунок 33).

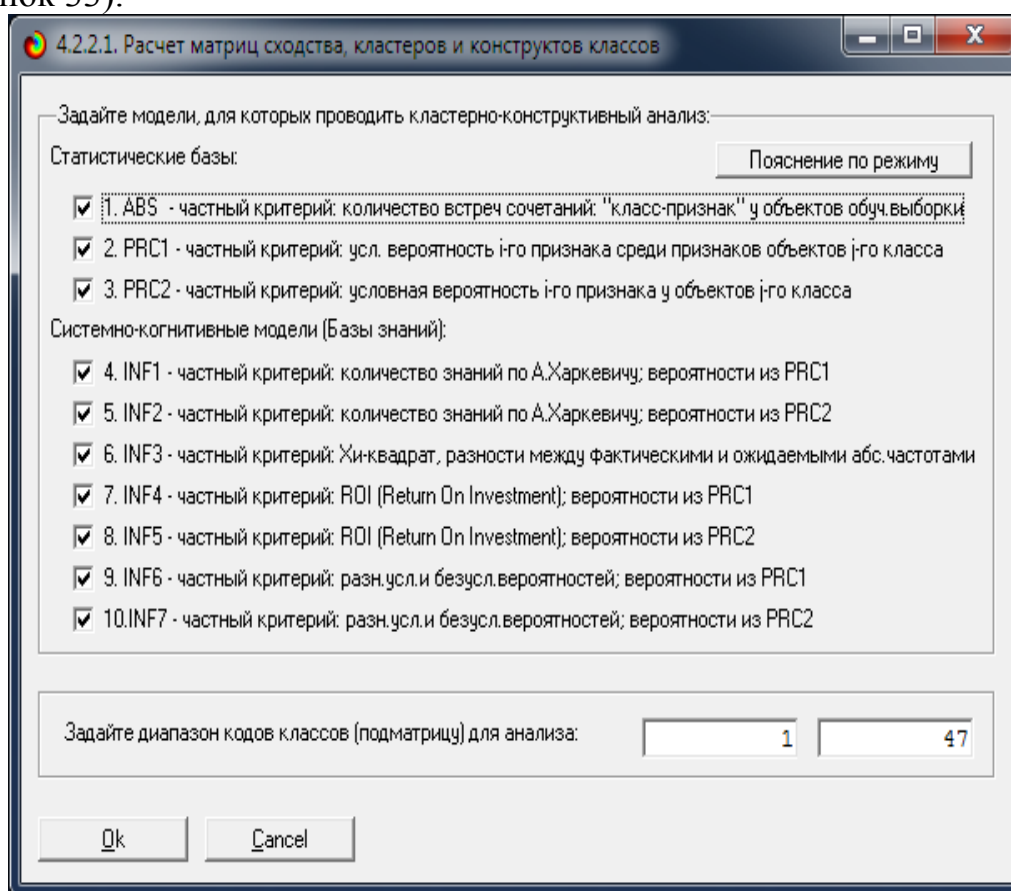


Рисунок 33

Эта матрица в нашей модели имеет вид, представленный в таблице 19.

Информация из матрицы сходства классов может быть отображена в системе «Эйдос» в форме круговой 2d-когнитивной диаграммы в режиме 4.3.2.2 (рисунок 34, параметры отображения и сама когнитивная диаграмма), а также в форме когнитивной агломеративной дендрограммы [20] в режиме 4.3.2.3 (рисунок 35):

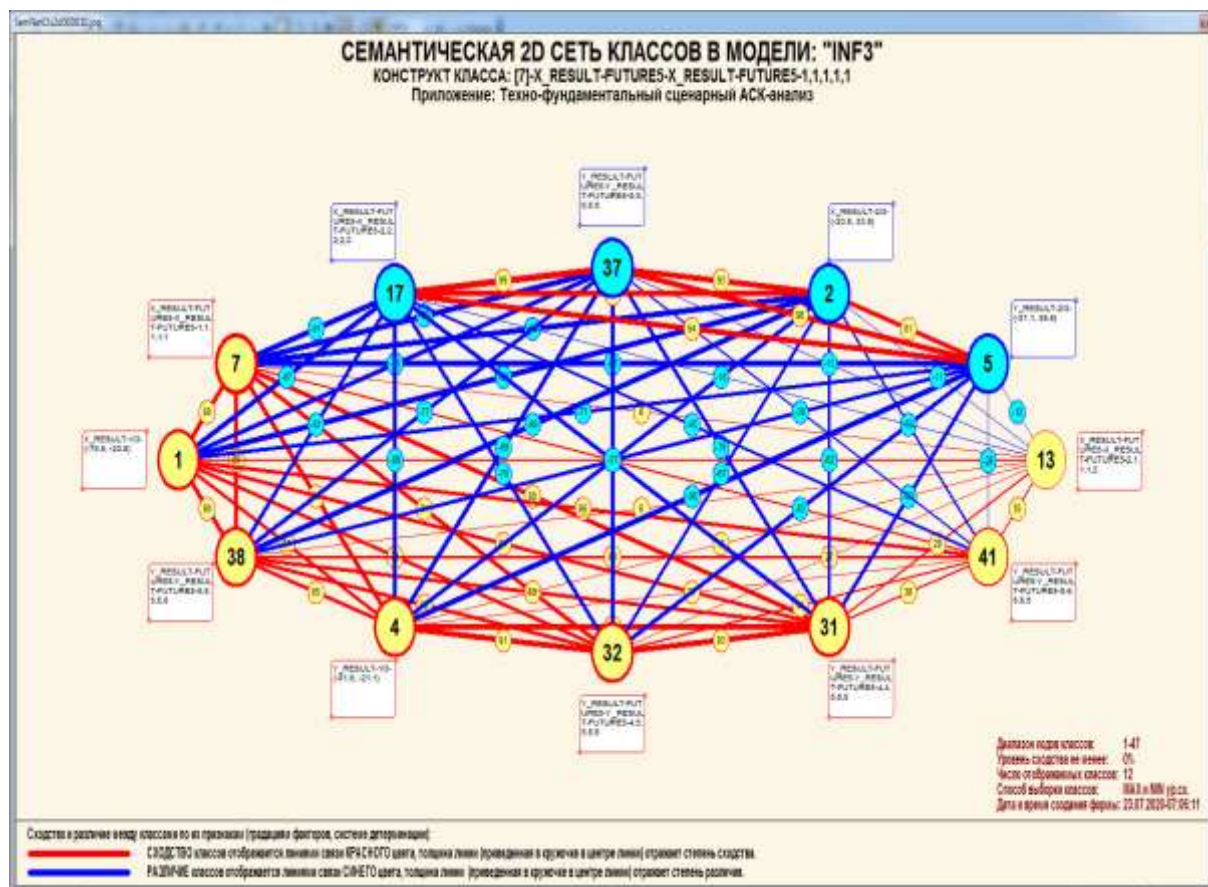
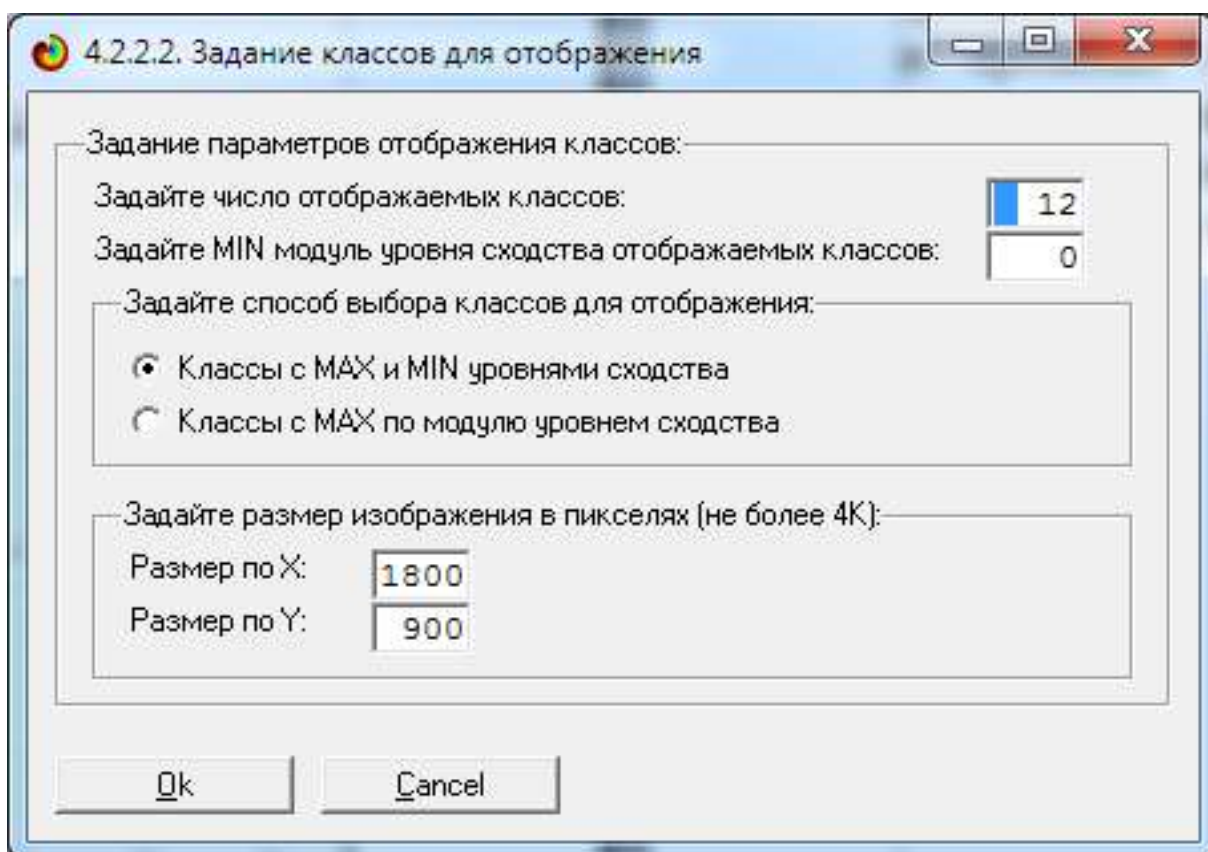


Рисунок 34

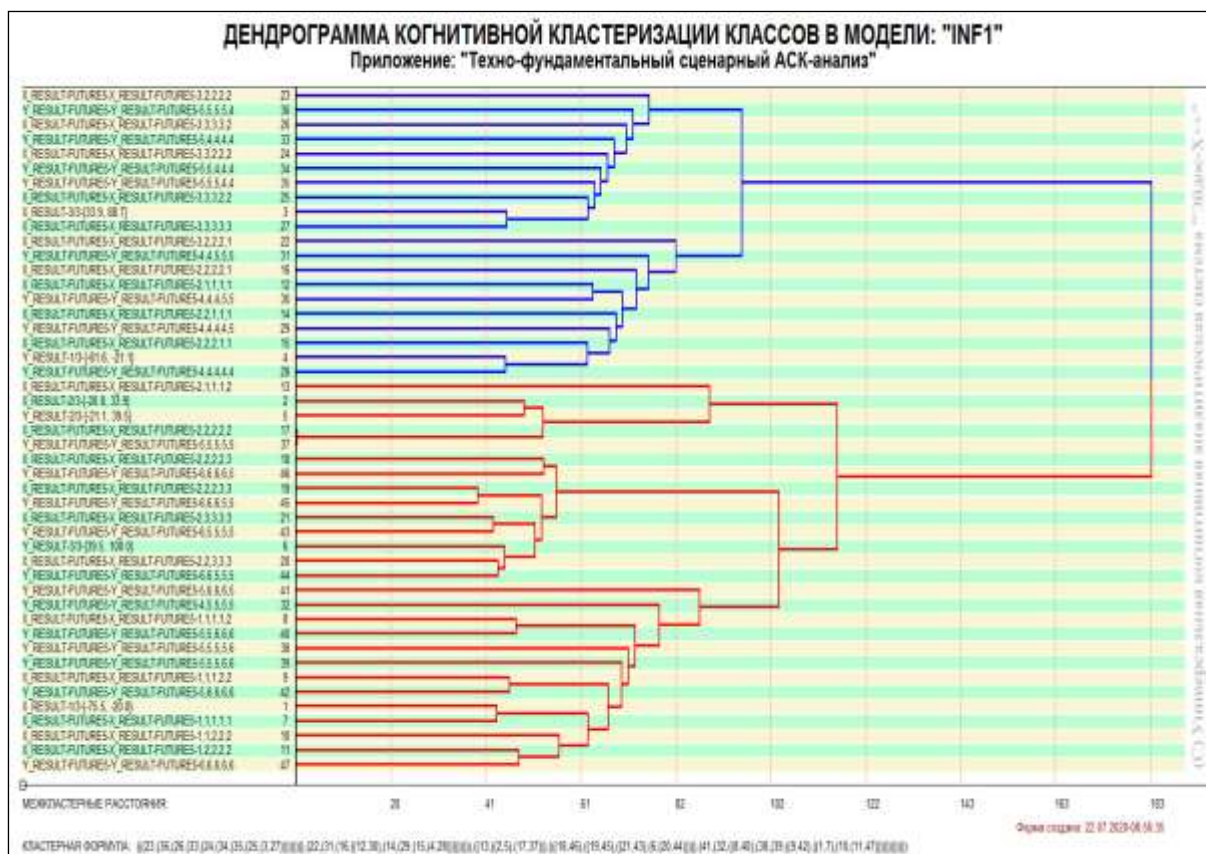


Рисунок 35

3.8.3. Кластерно-конструктивный анализ значений факторов

Совершенно аналогично кластерному анализу классов (будущих сценариев) проводится и кластерно-конструктивный анализ значений факторов (прошлых сценариев).

Как будущие сценарии сравниваются друг с другом потому, какие прошлые сценарии способствуют или препятствуют и в какой степени, так

и прошлые сценарии можно сравнить друг с другом по силе и направлению влияния на реализацию тех или иных будущих сценариев.

В режиме 4.3.2.1 рассчитывается матрица сходства значений факторов, т.е. прошлых сценариев (рисунок 36 и таблица 21).

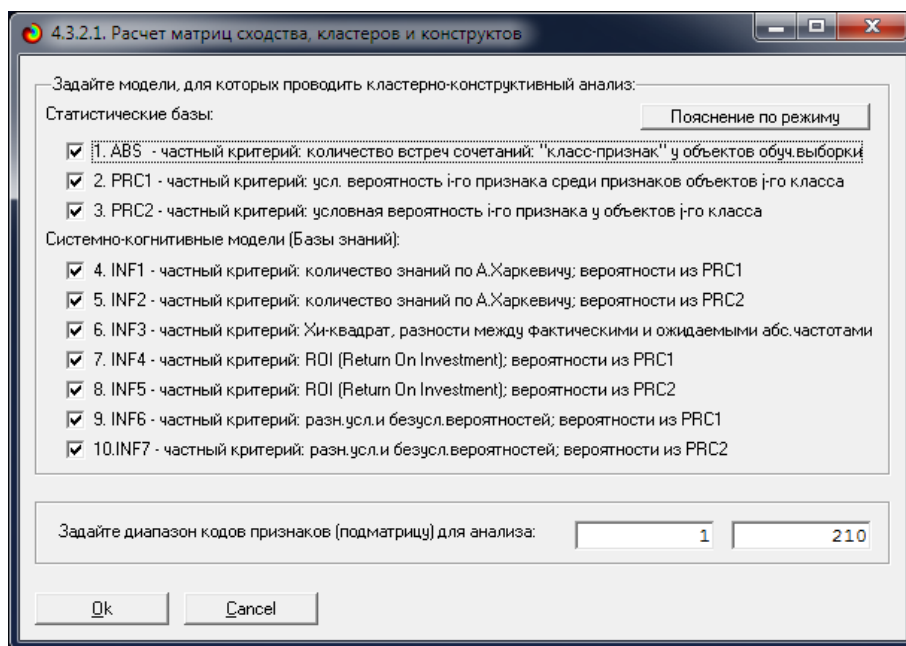


Рисунок 36

Фрагмент матрицы сходства значений факторов (прошлых сценариев) отображен на круговой 2d-когнитивной диаграмме, приведенной на рисунке 38. На этом рисунке справа внизу приведены значения параметров, при которых была создана данная круговая когнитивная диаграмма. Эти параметры приведены задаются в экранной форме, приведенной на рисунке 37:

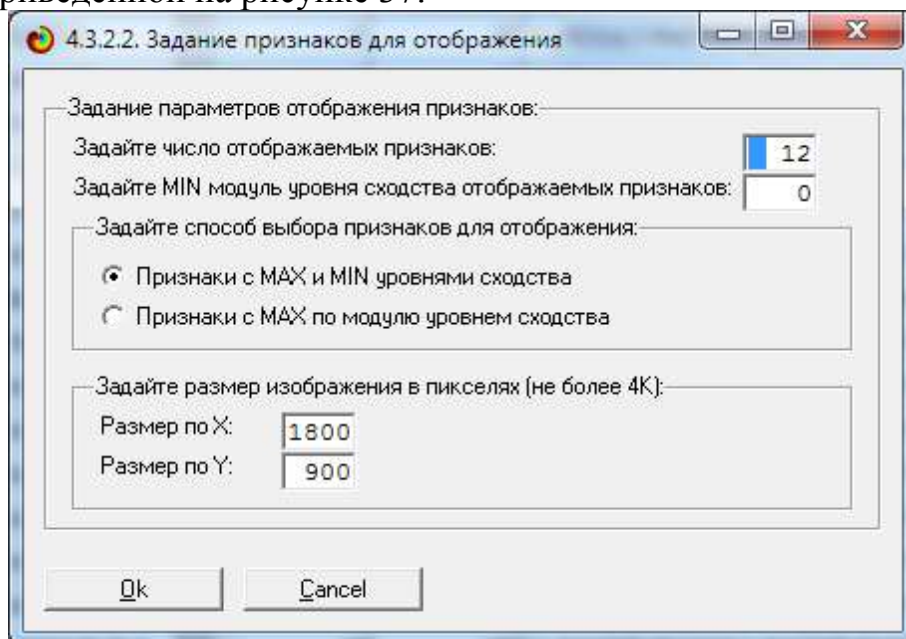


Рисунок 37

Таблица 20 – Матрица сходства значений факторов в системно-когнитивной модели INF1

Таблица 21 вполне читабельна при масштабе просмотра 500%.

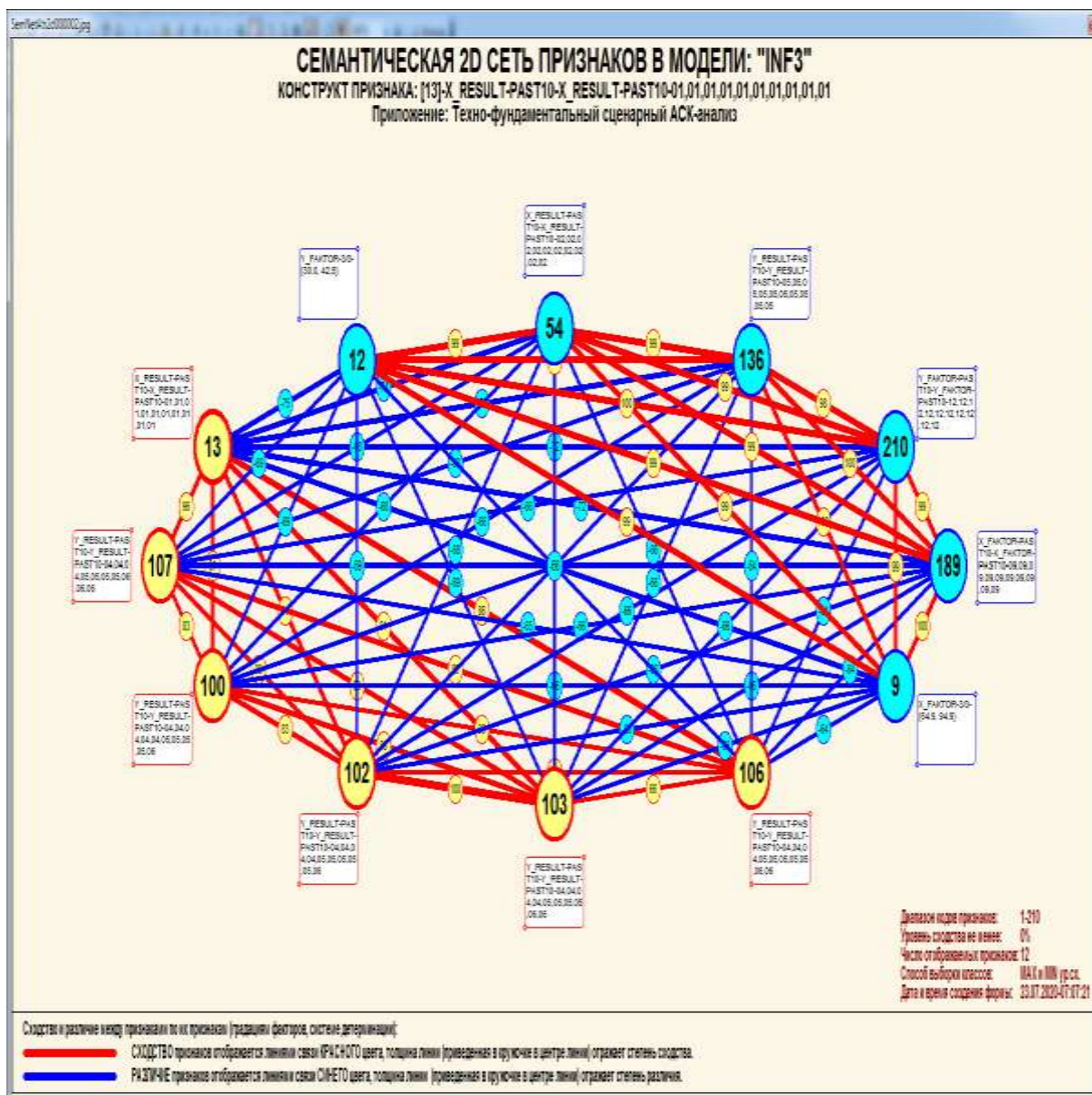


Рисунок 38

При отображении на этой диаграмме всех 210 прошлых сценариев она является не особо читабельной, даже при использовании поля рисования 4К (такая возможность в системе «Эйдос» имеется). С другой стороны, в этом и нет особой необходимости, т.к. сходство-различие значений факторов (прошлых сценариев) по их влиянию на реализацию будущих сценариев можно отобразить также в форме когнитивной агломеративной дендрограммы [20] (рисунок 40), созданной в режиме 4.3.2.3 при параметрах, приведенных на рисунке 39. На рисунке 41 приведен график изменения межкластерных расстояний.

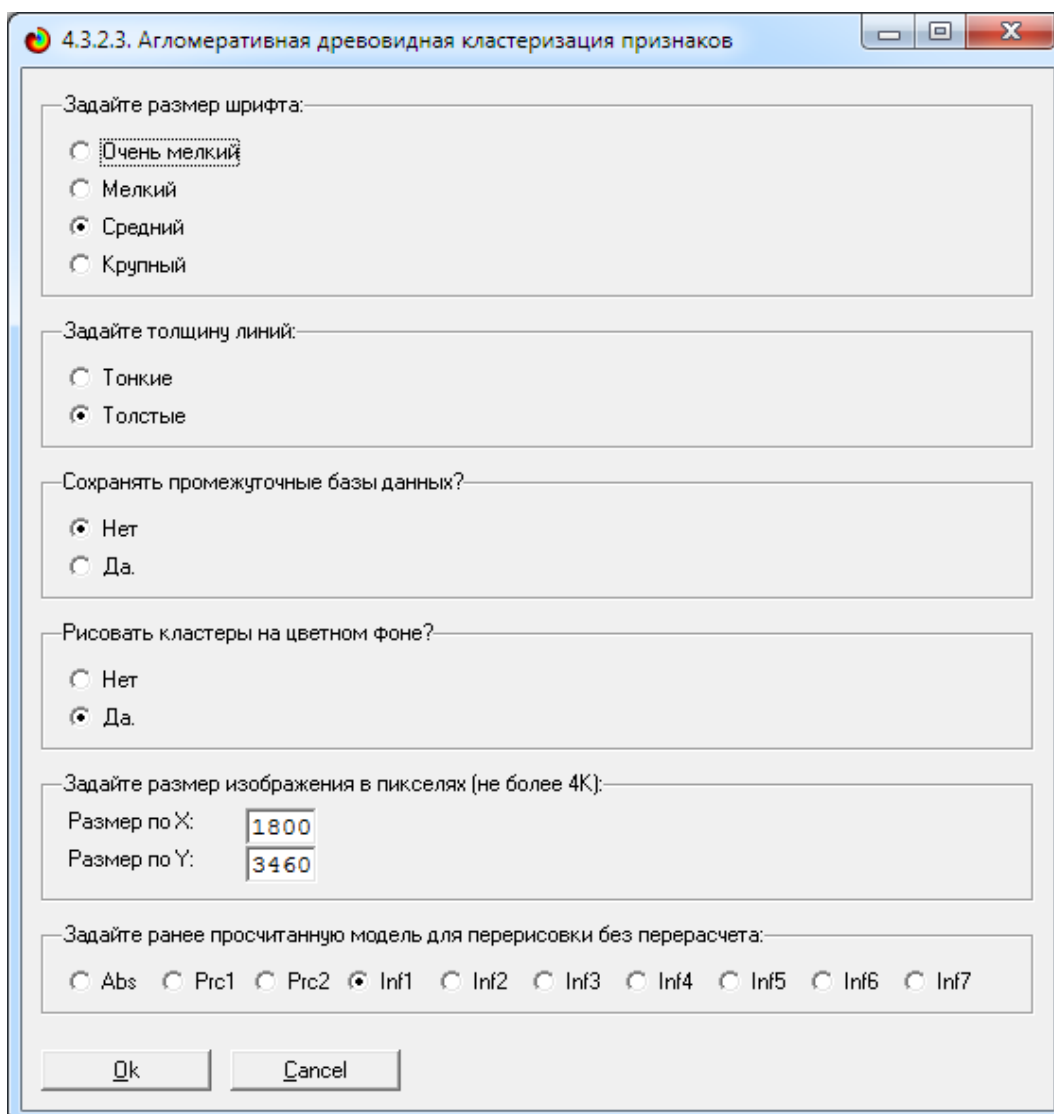
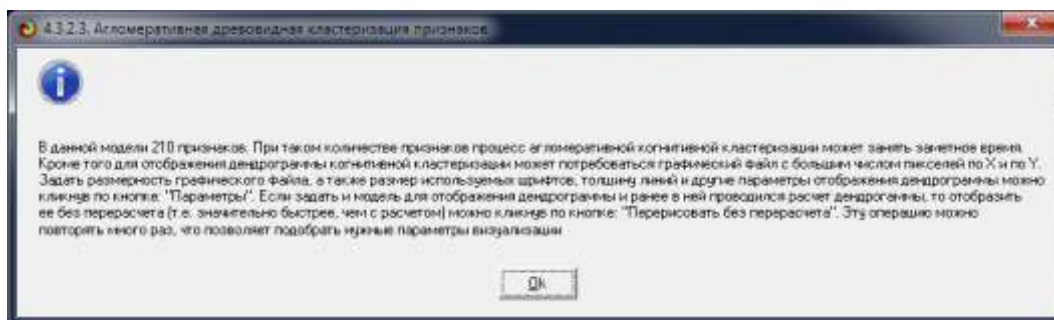


Рисунок 39

Из этой дендрограммы мы видим, что все значения критериев классификации образуют противоположные по смыслу полюса конструкта, представляющие собой два противоположные по смыслу наиболее крупных кластера. При этом каждый из кластеров, являющихся полюсами конструкта, состоит из нескольких подкластеров, образующих иерархическую структуру.

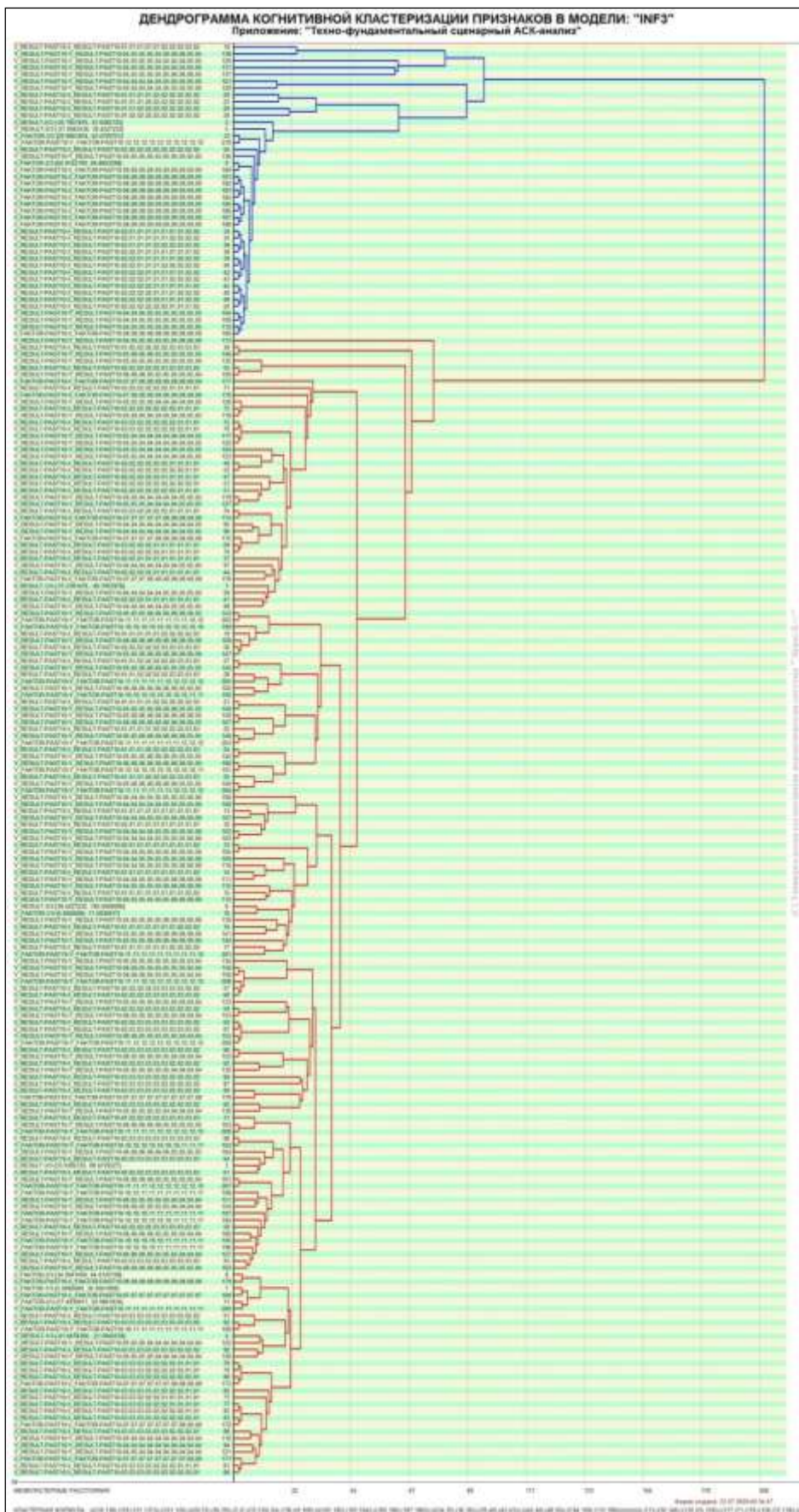


Рисунок 40

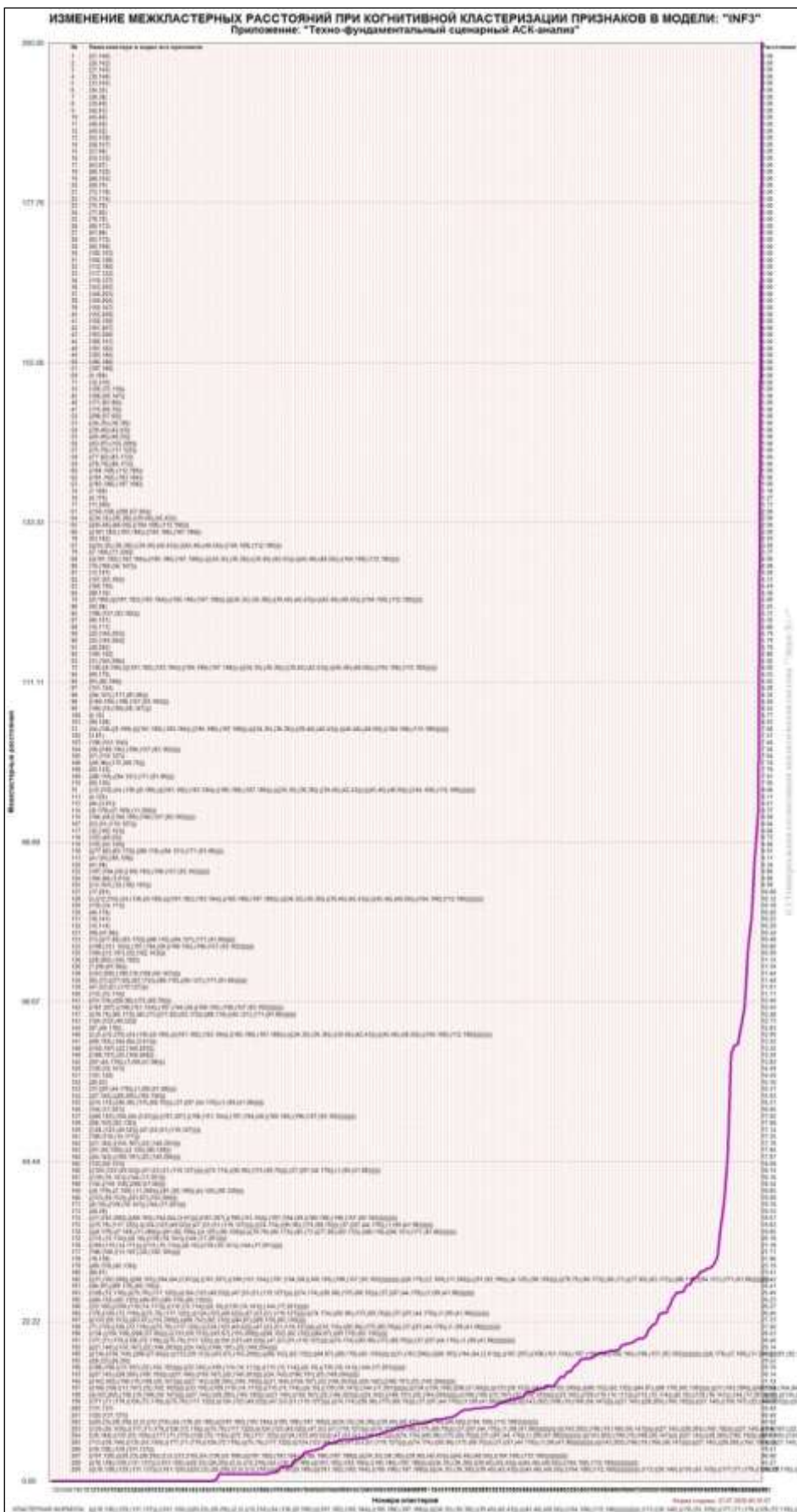


Рисунок 41

Каждую шкалу в модели можно рассматривать как ось в некотором пространстве. Эти шкалы вообще говоря не являются взаимно-перпендикулярными. Иначе говоря, фазовое пространство модели в общем случае не является ортонормированным. В факторном анализе есть операция удаления неортонормированных шкал. Эта операция называется "выделение главных компонент". Но это пространство в общем случае не только не является ортонормированным. Оно еще и неевклидово. Это значит, что в нем не выполняется теорема Пифагора, т.е. расстояние Пифагора нельзя использовать в качестве меры расстояния (т.е. метрики) при кластеризации. А все используют не задумываясь. Вернее говоря, использовать то можно, но результаты будут некорректные. Иногда эти результаты будут почти разумные (корректные), это когда пространство почти евклидово. Есть меры расстояния, которые корректно использовать в неортонормированных неевклидовых пространствах. Например, межвекторное расстояние (скалярное произведение). Пространство имеет не только метрику (меру расстояния), но и топологию. Метрика может быть неевклидова, тогда пространство называется искривленным. Топология отражает еще более фундаментальные свойства пространства, чем метрика. Правило треугольника простое. *Длина суммы длин любых его двух сторон больше длины третьей. Для евклидова, т.е. ортонормированного плоского пространства мы можем даже точнее сказать чему равна третья сторона. Это и есть теорема Пифагора.* Так вот, в искривленных неортонормированных пространствах может не выполняться не только теорема Пифагора, но даже и правило треугольника. Чего тогда ожидать от кластеризации с мерой Пифагора? Разве в этом случае алгоритм агломеративной кластеризации может дать что-то разумное? Для кластерного анализа правило треугольника гласит. *Если есть два кластера, каждый из которых в какой-то степени отличаются от третьего кластера, то объединение этих двух кластеров должно отличаться от третьего кластера меньше, чем каждый из них в отдельности.* Так вот, это не всегда выполняется и тогда иерархичность агломеративной дендрограммы нарушается. Обычно программисты «выкручиваются» из этой неприятной ситуации **искусственно** приближая свойства пространства модели к евклидову ортонормированному пространству.

3.8.4. Нелокальные нейроны

Нелокальные нейроны и нелокальная нейронная сеть были предложены Луценко Е.В. в 2003 году [23]. В системе «Эйдос» они были программно реализованы **всегда**, т.е. с самых первых версий: с 1981 года, а в математической модели с 1979 года.

Суть этого предложения состоит в том, что весовые коэффициенты на рецепторах нейронов было предложено не определять методов обратного

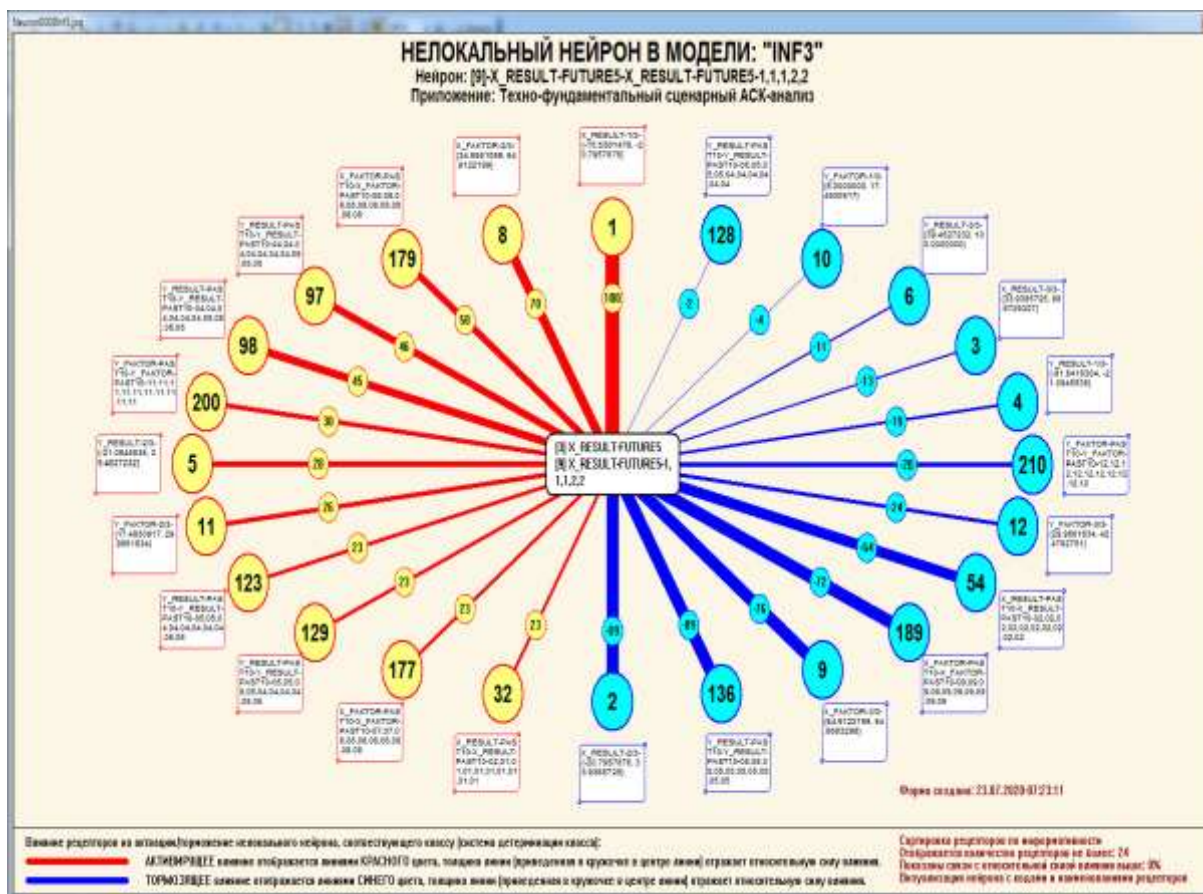


Рисунок 43

По смыслу нелокальные нейроны отображают систему детерминации классов значениям факторов, т.е. имеют тот же смысл, что и SWOT-диаграммы классов. Но отображают эту информацию в другой графической форме.

3.8.5. Нелокальная нейронная сеть

Как уже упоминалось в предыдущем разделе нелокальные нейроны и нелокальная нейронная сеть были предложены Луценко Е.В. в 2003 году [23]. В системе «Эйдос» они были реализованы всегда, с самых первых версий, т.е. с 1981 года. В системе «Эйдос» один слой нелокальной нейронной сети отображается в режиме 4.4.11. Параметры рисования слоя приведены на рисунке 44, а сама нейронная сеть на рисунке 45.

В сценарном АСК-анализе могут использоваться и многослойные нейронные сети. Для этого для каждого слоя сети необходимо создать свои модели. Например для *первого слоя* это будет модель, отражающая влияние внешних факторов (6-я и 7-я колонки таблицы 6) на параметры фондового рынка, отраженные в 4-й и 5-й колонках. Тогда *второй слой* нейронной сети будет отражать влияние параметров рынка, отраженных в 4-й и 5-й колонках на параметры, отраженные во 2-й и 3-й колонках.

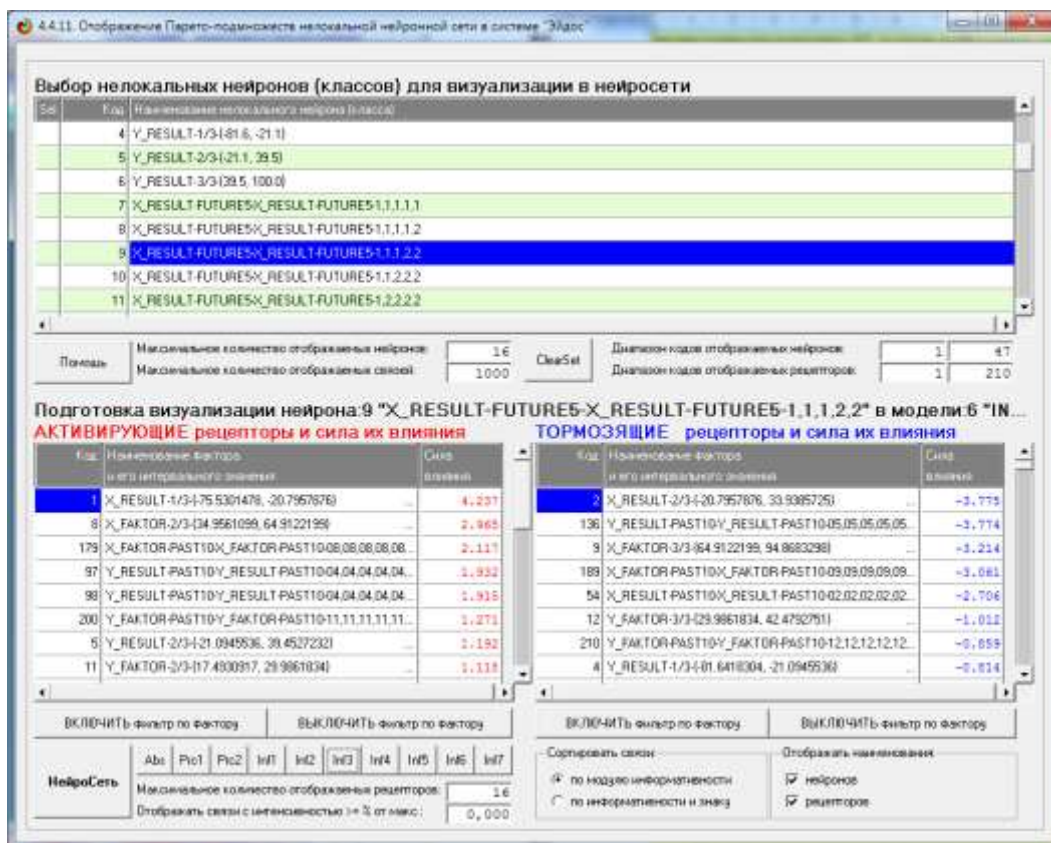


Рисунок 44

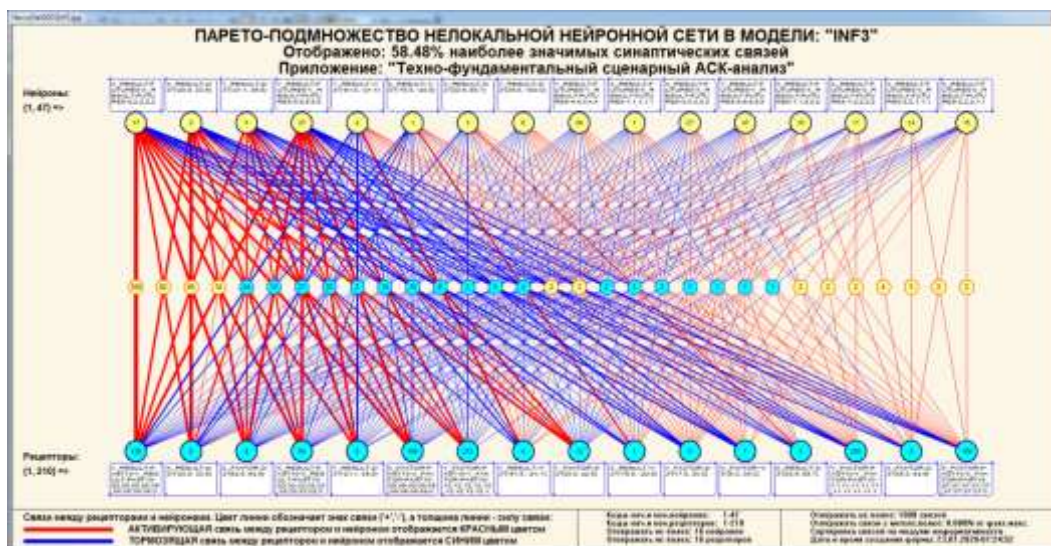


Рисунок 45

На рисунке 45 отображен читабельный фрагмент одного слоя сети, содержащий около 58% наиболее значимых причинно-следственных связей между прошлыми и будущими сценариями.

Каждый прошлый сценарий несет информацию о всех будущих сценариях и имеет знак (способствует или препятствует) и силу влияния (модуль).

Сила связи каждого прошлого сценария с будущими сценариями, соответствующим классам, отображается в виде линии, цвет которой означает: способствует (**красный**) или препятствует (**синий**) данный прошлый сценарий реализации данного будущего сценария. Толщина линии связи соответствует модулю силы влияния.

На рисунке 43 все линии связи рассортированы в порядке убывания модуля силы влияния слева направо.

3.8.6. 3D-интегральные когнитивные карты

В то время как современные ведущие ученые в области искусственного интеллекта пишут о том, что в принципе могут быть созданы автоматизированные системы, отображающие 3d-интегральные когнитивные карты, в системе «Эйдос» **эта возможность была реализована всегда, еще с начала 90-х годов**. Причем все модели в системе «Эйдос» рассчитываются непосредственно на основе эмпирических данных, и выходные формы отображают различные аспекты этих моделей, а не являются визуализацией экспертных оценок, как чаще всего бывает.

Автор написал об этом во многих публикациях, которых уже 615 на момент написания данной работы, среди которых 38 монографий, 30 патентов на системы искусственного интеллекта, в том числе первые в России; в 286 статьях в изданиях, входящих в перечень ВАК РФ. Система «Эйдос» довольно популярна и широко используется **во всем мире** (рисунок 2).

Однако на данный момент эта информация остается практически неизвестной российскому научному сообществу или игнорируется им, если судить по публикациям ученых и разработчиков в области искусственного интеллекта (правда не считая плагиаторов¹⁵). До сих пор мы можем встретить в работах этих специалистов нарисованные в MS Visio 2d-когнитивные карты, к которым иногда делается примечание, что в будущем (!!!!!) возможно будут разработаны системы, позволяющие автоматизировать получение и визуализацию подобных карт непосредственно на основе эмпирических данных. А эта система существует уже более 40 лет и это система «Эйдос» [17], и им об этом ничего неизвестно.

3d-интегральной когнитивной карты, по сути, являются изображением на одном рисунке 2d-круговых диаграмм классов и значений факторов, соединенных слоем нейронной сети. В данной работе они приведены на рисунках 34, 38 и 45.

¹⁵ См., например: Вяткин В.Б. Групповой плагиат: от студента до министра, 2011, ноябрь, 8, <https://trv-science.ru/2011/11/08/gruppovojj-plagiat-ot-studenta-do-ministra/>

На рисунках ниже приведена экранная форма задания параметров визуализации *фрагмента*¹⁶ 3d-интегральной когнитивной карты (рисунок 44) и сам фрагмент такой карты (рисунок 45).

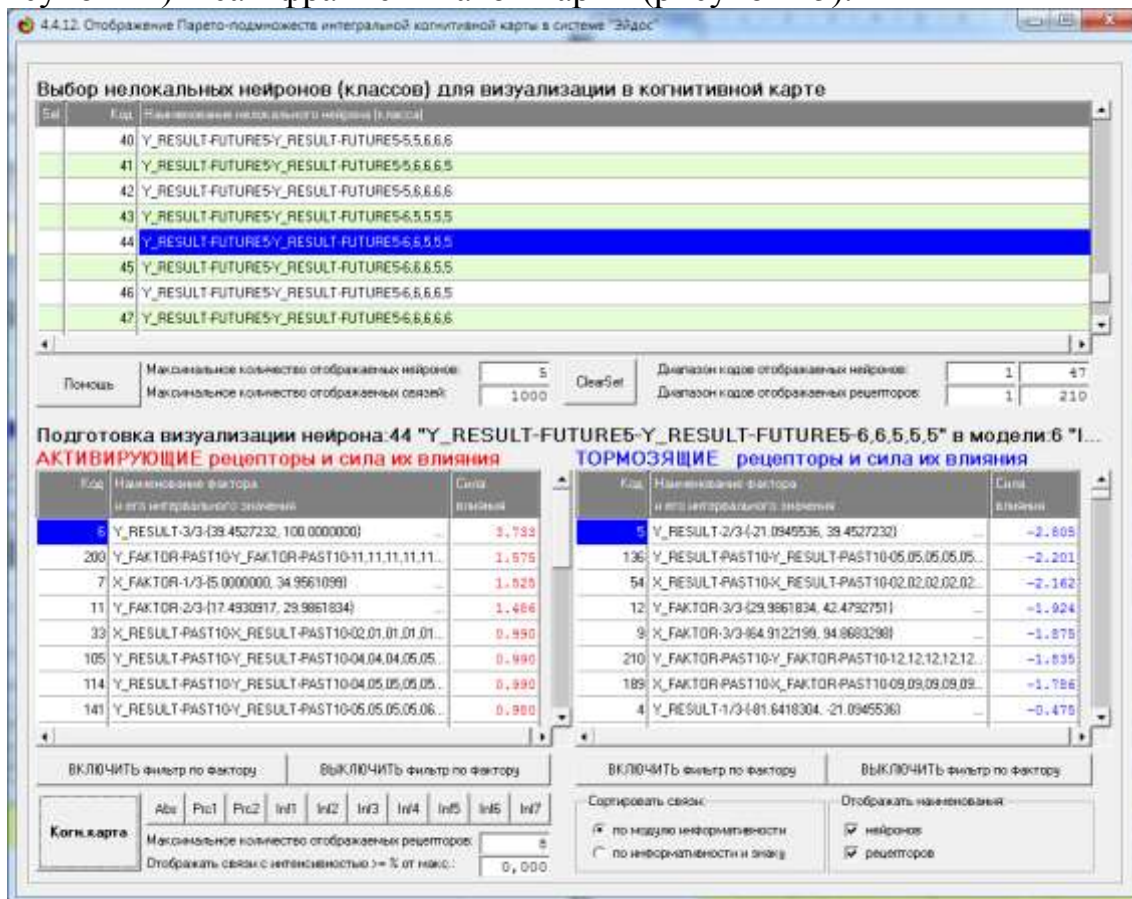


Рисунок 46



Рисунок 47

¹⁶ полная карта, как правило, является нечитабельной из-за очень большого объема приведенной на ней информации

3.8.7. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения классов

На рисунке 33 2d-когнитивная диаграмма сравнения классов по системе их детерминации, на рисунке 34 – агломеративная диаграмма когнитивной кластеризации форм сознания по значениям критериев классификации для них.

Из этих диаграмм и матрицы сходства классов (таблица 19), визуализацией которой они являются, мы видим, насколько сходны или насколько отличаются друг от друга классы по значениям обуславливающих их факторов, т.е. насколько сходны или насколько отличаются друг от друга будущие сценарии по обуславливающим их прошлым сценариям.

Однако из этих диаграмм мы не видим, чем **конкретно** сходны и чем именно отличаются эти классы по значениям обуславливающих их факторов. Это мы можем увидеть из когнитивных диаграмм содержательного сравнения классов (рисунки 48), которая отображается в режиме 4.2.3 системы «Эйдос».

На рисунке 48 приведена экранная форма задания параметров отображения этих когнитивных диаграмм, на рисунке 49 Help этого режима, а на рисунке 50 – пример такой диаграммы:

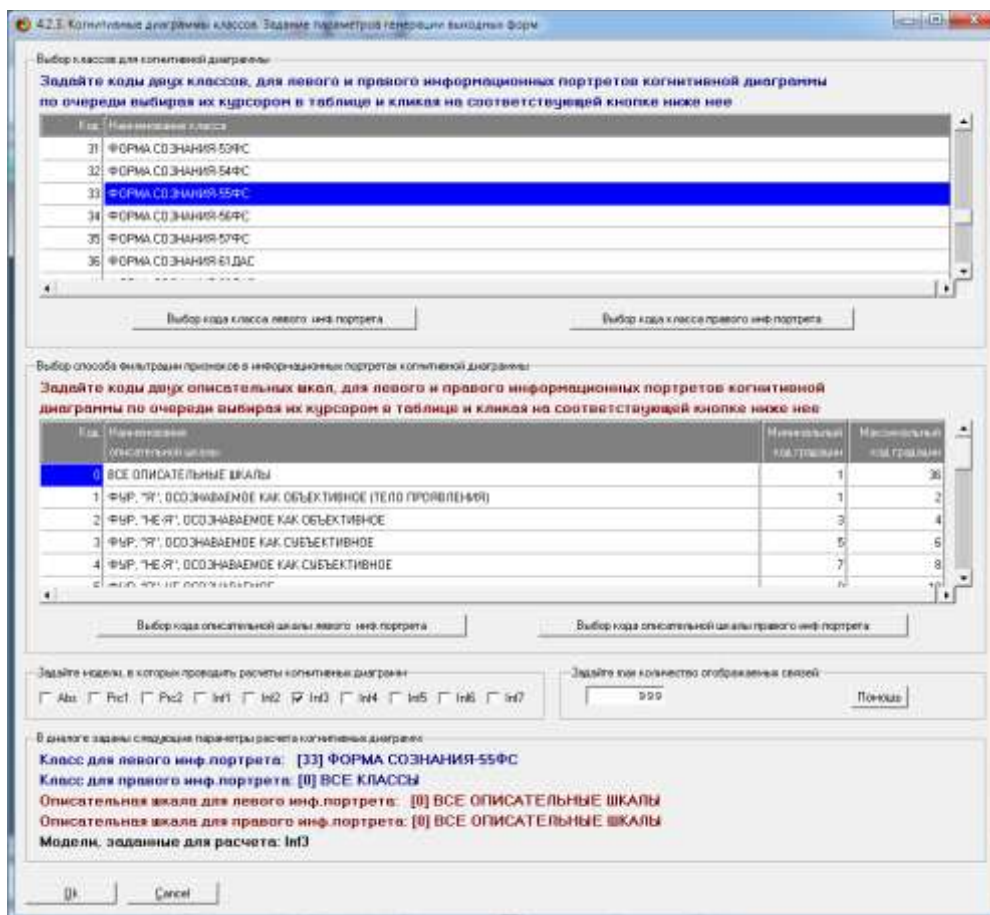


Рисунок 48

Когнитивная диаграмма, приведенная на рисунке 49, является примером опосредованных нечетких логических заключений. Впервые об автоматизированной реализации рассуждений подобного типа в интеллектуальной системе «Эйдос» написано в работе [9] на странице 521¹⁷. Позже об этом писалось в ряде других работ автора, поэтому здесь подробнее рассматривать этот вопрос нецелесообразно. Однако все же приведем ниже один простой и наглядный пример подобных опосредованных нечетких рассуждения. По-видимому одним из первых, кто подробно заговорил о правдоподобных рассуждениях, был Дьердь Пойя [8], книги которого автор читал еще учась в школе.

Пример опосредованного правдоподобного рассуждения, пусть нам известно, что один человек имеет голубые глаза, а другой черные волосы. Спрашивается, эти признаки вносят вклад в сходство или в различие этих двух людей? В АСК-анализе и системе «Эйдос» этот вопрос решается так. В модели на основе кластерно-конструктивного анализа классов и значений факторов (признаков) известно, насколько те или иные признаки сходны или отличаются по их влиянию на объект моделирования. Поэтому понятно, что человек с голубыми глазами вероятнее всего блондин, а брюнет, скорее всего, имеет темные глаза. Так что понятно, что эти признаки вносят вклад в различие этих двух людей.

Таким образом, *опосредованные правдоподобные рассуждения автоматизированы в системе «Эйдос».*

3.8.8. 2D-интегральные когнитивные карты содержательного сравнения значений факторов

На рисунке 51 приведена 2d-когнитивная диаграмма сравнения значений факторов, т.е. прошлых сценариев, на будущие сценарии. На рисунке 39 приведена агломеративная дендрограмма прошлых сценариев.

Из этих диаграмм и матрицы сходства значений факторов (таблица 20), визуализацией которой они является, вполне понятно, насколько сходны или отличаются любые два прошлых сценария по их смыслу.

Напомним, что смысл, согласно концепции смысла Шенка-Абельсона, используемой в АСК-анализе, состоит в знании причин и последствий [24].

Однако из этих диаграмм не видно, **чем именно конкретно** сходны или отличаются эти прошлые сценарии по тому, каким будущим сценариям они способствуют и каким препятствуют и в какой степени.

Это видно из когнитивных диаграмм, которые можно получить в режиме 4.3.3 системы «Эйдос». Пример такой когнитивной диаграммы приведен на рисунке 50.

На рисунке 52 приведены экранная форма настроек параметров вывода когнитивных диаграмм и Help данного режима.

¹⁷ Таблица 7. 17, стр. 521

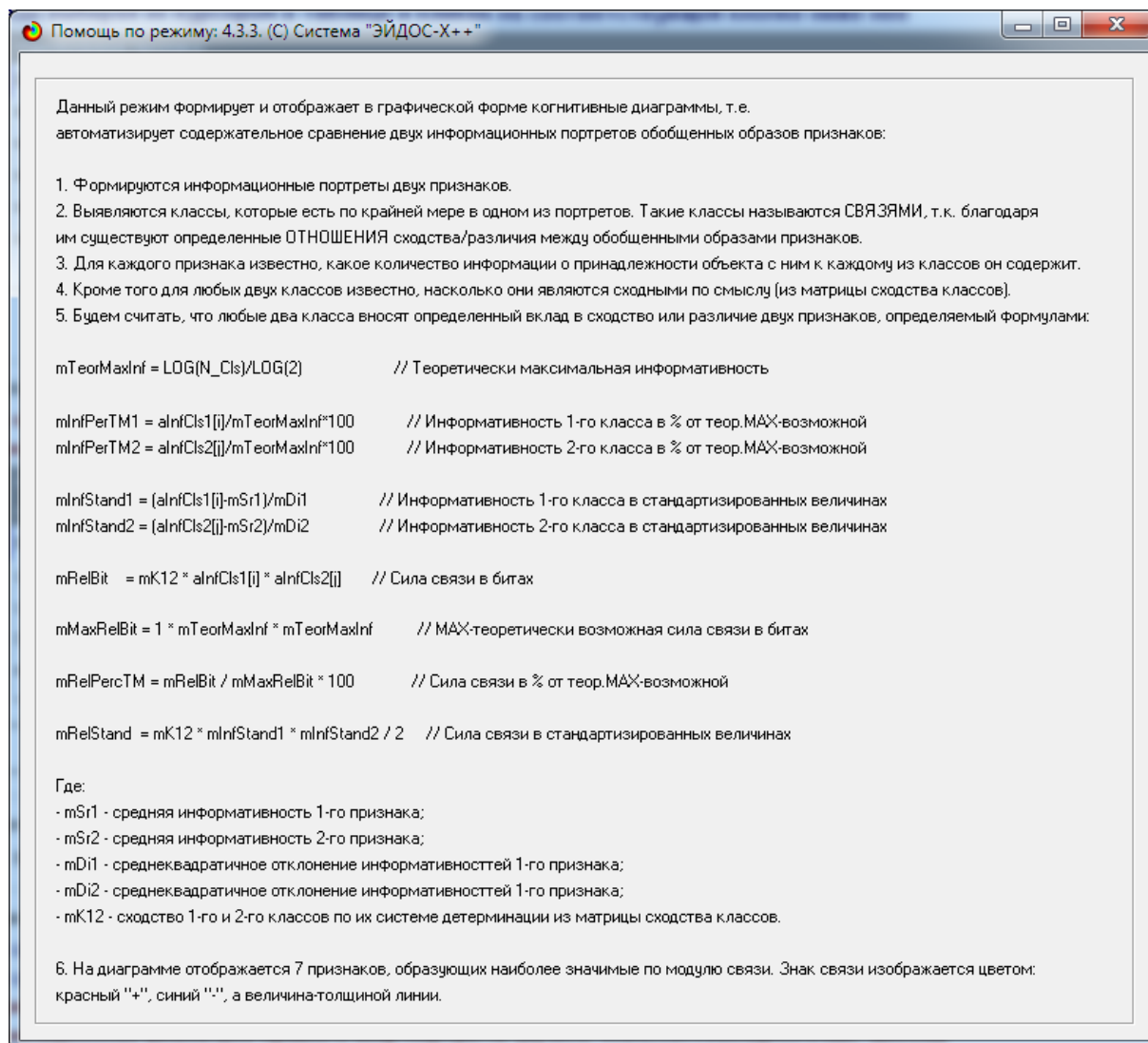


Рисунок 52

3.8.9. Когнитивные функции

Когнитивные функции являются обобщением классического математического понятия функции на основе системной теории информации и предложены Е.В.Луценко в 2005 году [10, 25]¹⁸.

Когнитивные функции отражают, какое количество информации содержится в градациях описательной шкалы о переходе объекта моделирования в состояния, соответствующие градациям классификационной шкалы.

При этом в статистических и системно-когнитивных моделях в каждой градации описательной шкалы содержится информация обо всех градациях классификационной шкалы, т.е. **каждому значению аргумента соответствуют все значения функции, но соответствуют в различной степени, причем как положительной, так и отрицательной, которая отображается цветом.**

¹⁸ http://lc.kubagro.ru/aidos/Works_on_cognitive_functions.htm

В системе «Эйдос» когнитивные функции отображаются в режимах 4.5 и 4.6 (рисунки 53 и 54):

4.5. Визуализация когнитивных функций

Что такое когнитивная функция:

Визуализация прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций. Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значении функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые.

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(67). С. 240 - 282. - Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. , 2,688 у.п.л. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>

Задайте нужный режим:

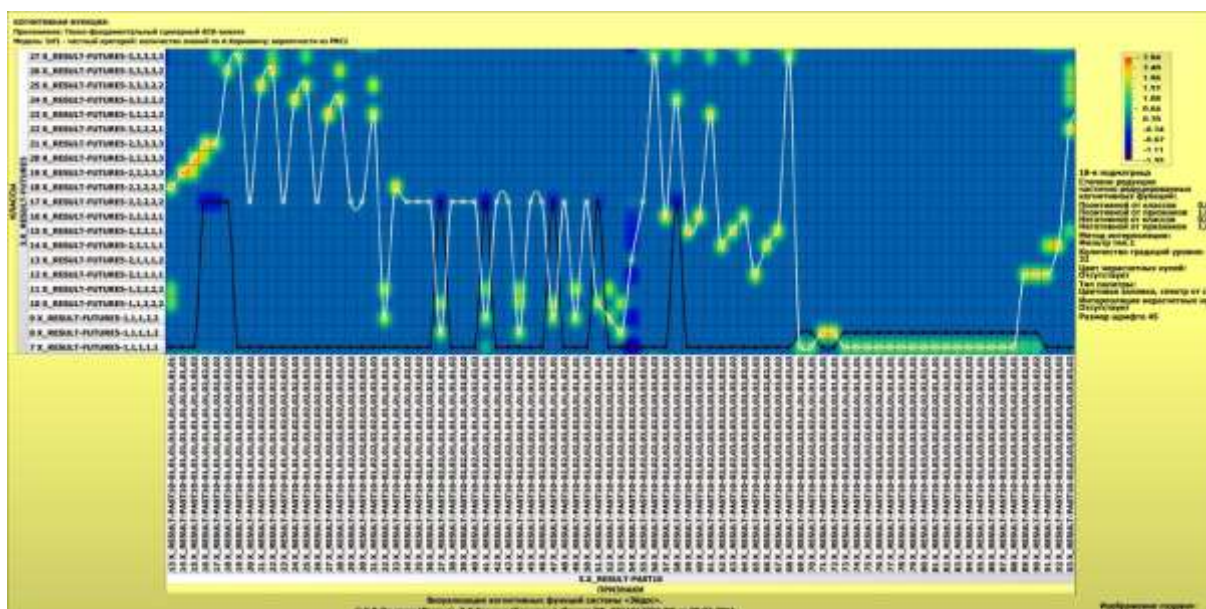
Визуализации когнитивных функций

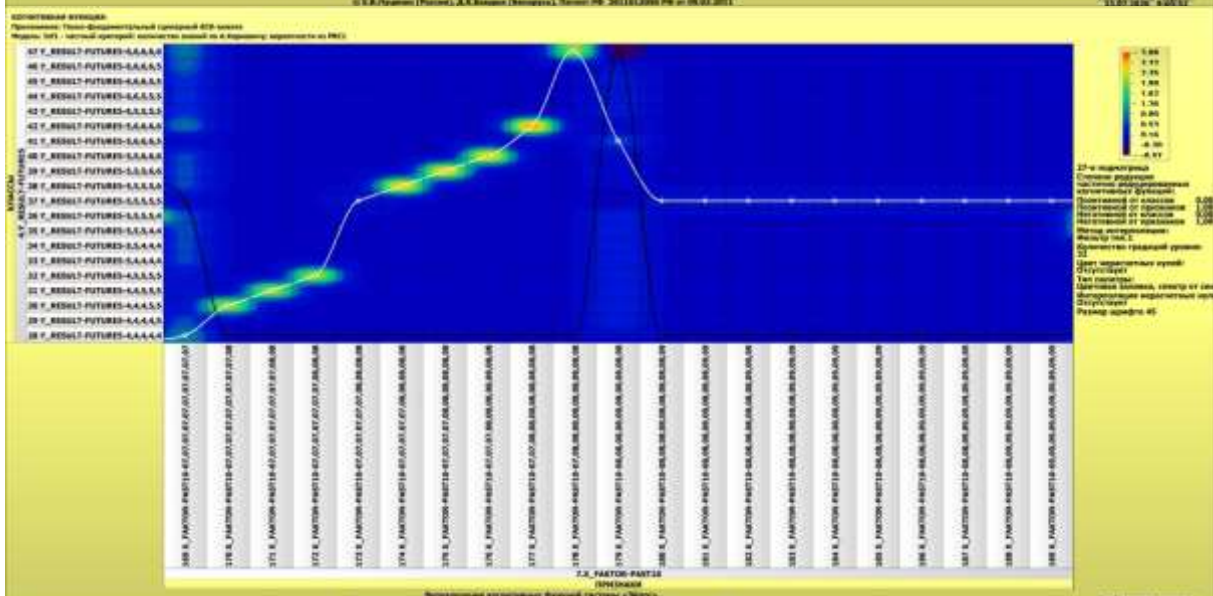
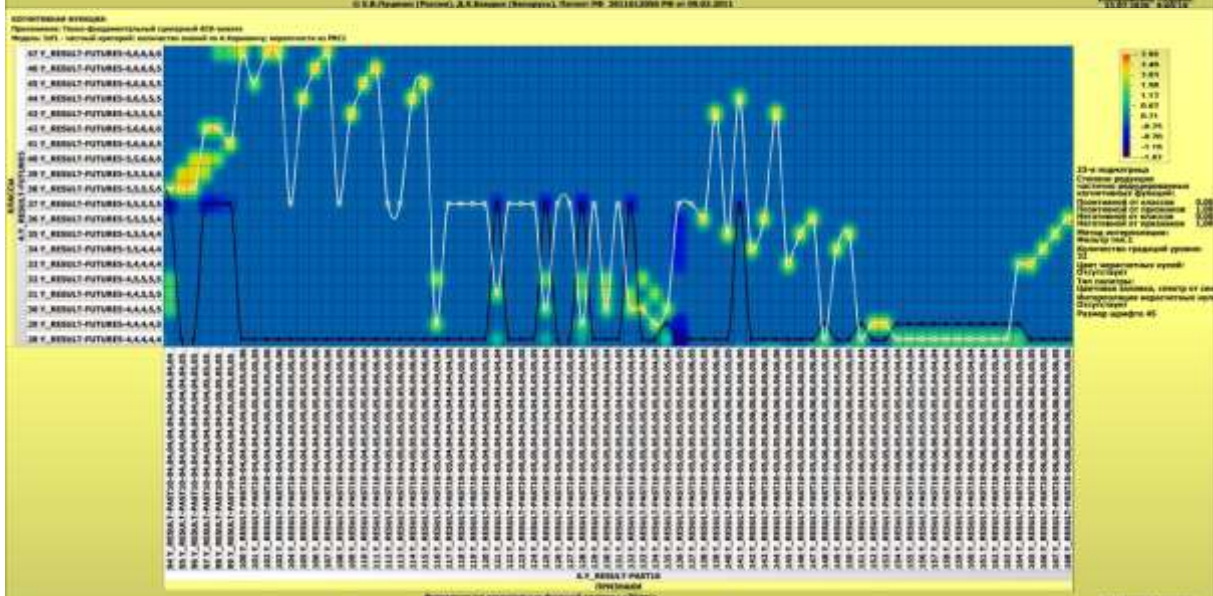
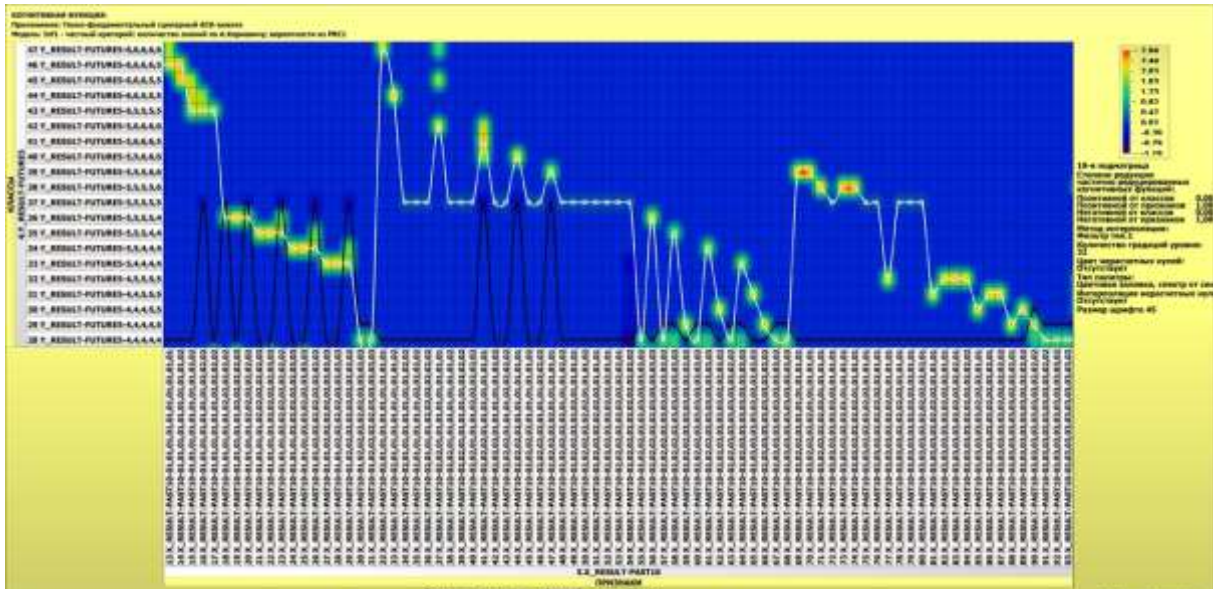
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

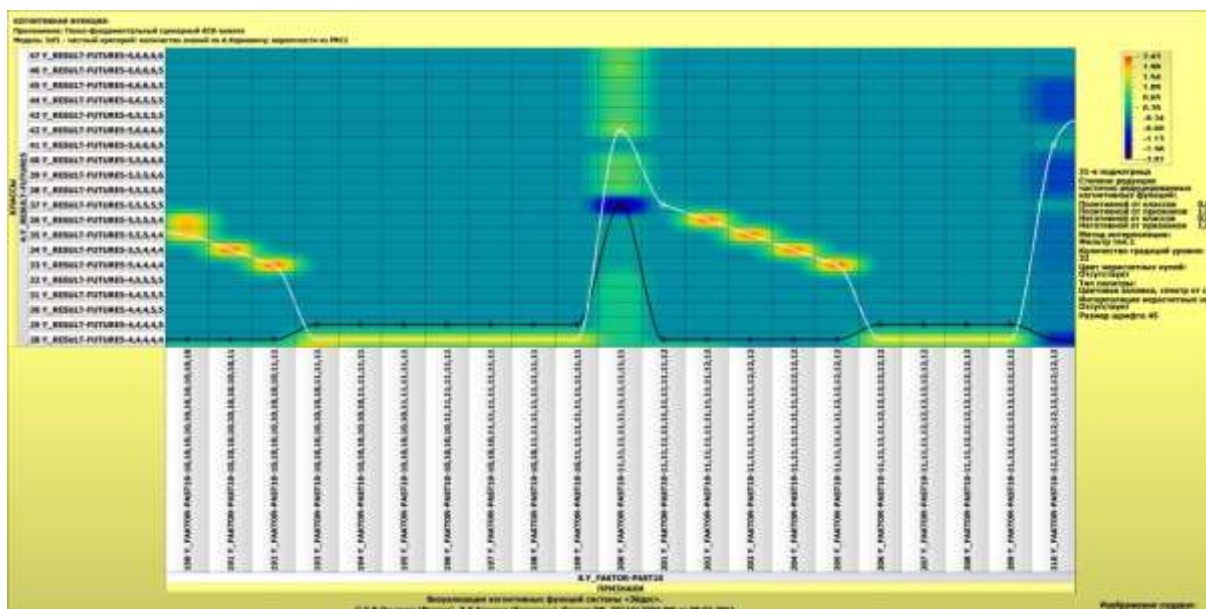
Литератур.ссылки на работы по когнитивным функциям

Литератур.ссылки на работы по управлению знаниями

Рисунок 53





Рисунок 54¹⁹

Приведенные когнитивные функции в очень наглядной и интуитивно понятной форме отображают, какое количество информации содержится в в прошлых сценариях (ось X) о наступлении будущих сценариев (ось Y).

3.8.10. Значимость факторов и их значений

В АСК-анализе все факторы, влияющие на объект моделирования и управления, рассматриваются с одной единственной точки зрения: сколько информации и какого знака содержится в их значениях о переходе этого объекта в определенное будущее состояние, описываемое классом (градация классификационной шкалы), и при этом сила и направление влияния всех значений факторов на объект измеряется в одних общих для всех факторов единицах измерения: единицах количества информации [11].

В данной работе все прошлые сценарии рассматриваются с одной единственной точки зрения: сколько информации и какого знака содержится в них о наступлении тех или иных будущих сценариев [11].

Значимость (селективная сила) прошлых сценариев в АСК-анализе – это вариабельность значений частных критериев в статистических и системно-когнитивных моделях, например в модели Inf1, это вариабельность информативностей в строке, соответствующей прошлому сценарию.

Значимость (селективная сила) факторов – это вариабельность количества информации в их значениях о будущих сценариях.

Если рассортировать все градации факторов (признаки) в порядке убывания селективной силы и получить сумму селективной силы системы значений факторов нарастающим итогом, то получим Парето-кривую (рисунок 55). Это можно сделать в режиме 3.7.5 системы «Эйдос»:

¹⁹ При увеличении масштаба изображения приведенные когнитивные функции вполне читабельны

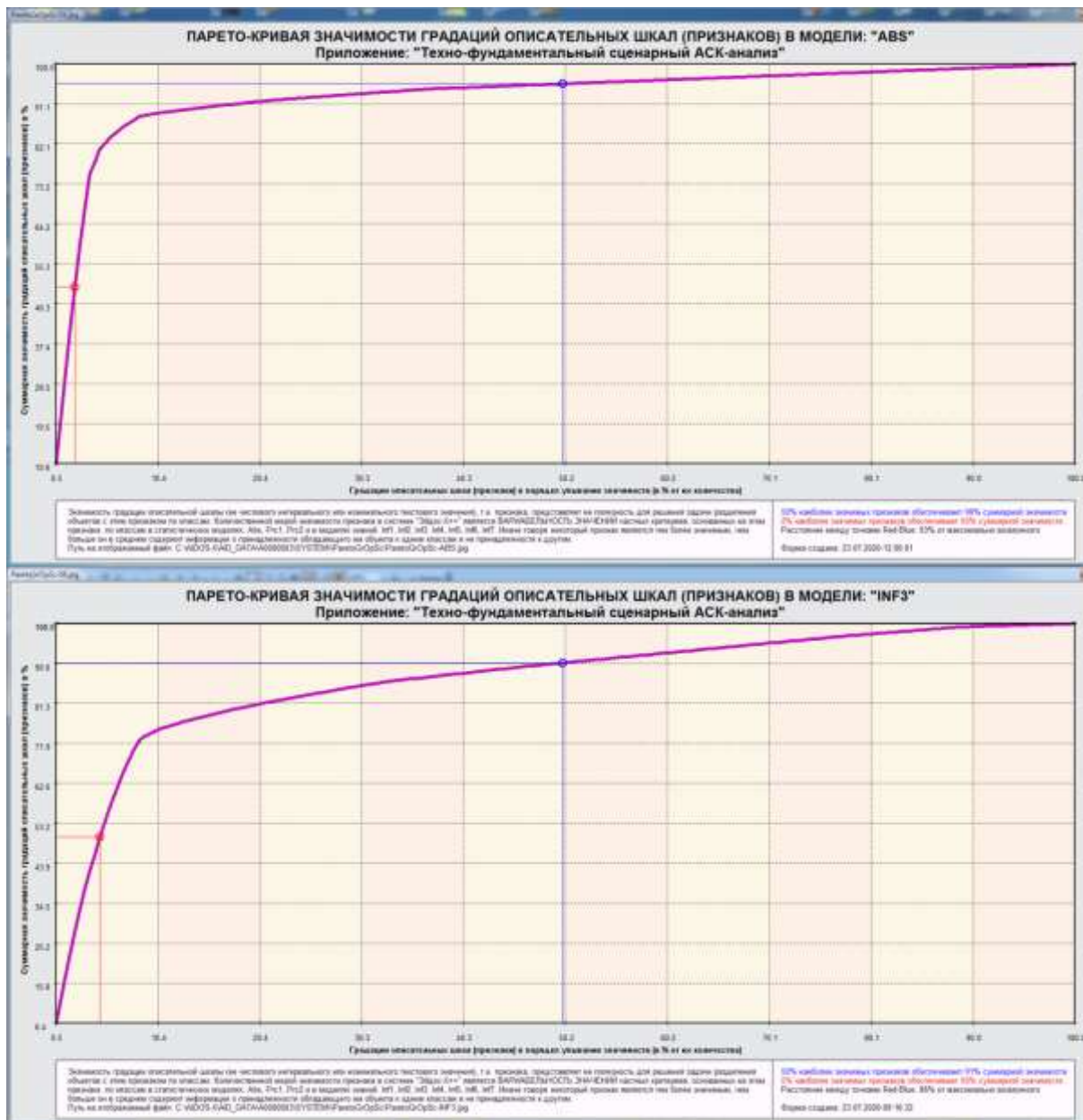


Рисунок 55

Информацию, наглядно представленную на рисунке 54, можно получить и в табличной форме (рисунок 56, таблица 21):

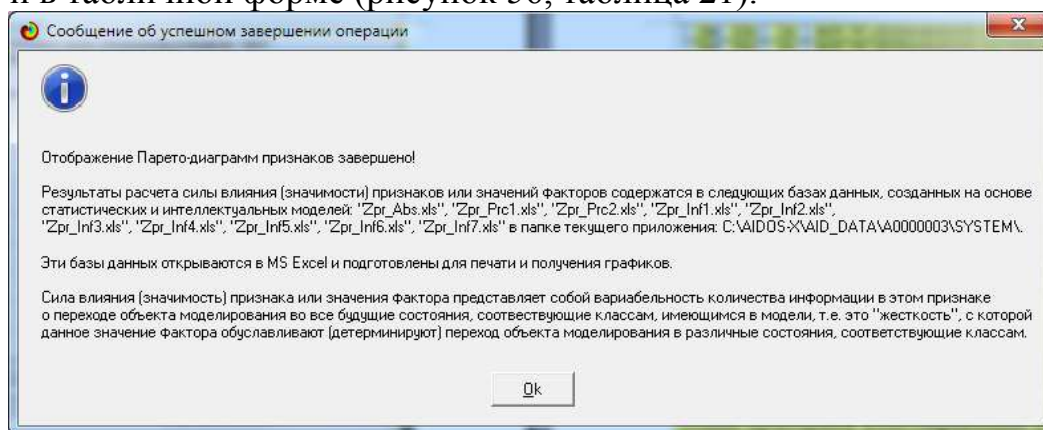


Рисунок 56

85	40	73	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,02,02,02,01,01,01,01,01	0,124	88,441
86	41	77	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,02,02,02,01,01,01,01	0,124	88,565
87	41	81	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,02,02,02,01,01,01	0,124	88,689
88	42	82	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,02,02,02,01,01	0,124	88,813
89	42	83	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,02,02,02,02,01	0,124	88,937
90	43	85	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,03,02,02,02,01,01	0,124	89,061
91	43	86	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,03,02,02,02,02,01	0,124	89,184
92	44	88	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,03,03,02,02,02,01	0,124	89,308
93	44	171	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,07,08,08	0,124	89,432
94	45	172	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,08,08,08	0,124	89,556
95	45	23	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,01,01,02,02,02,02,02,02	0,119	89,675
96	46	26	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,01,02,02,02,02,02,02,02	0,119	89,794
97	46	29	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,02,02,02,02,02,02,02,02	0,119	89,913
98	47	111	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,04,05,05,05,05,06,06,06	0,112	90,025
99	47	33	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,01,01,01,02	0,111	90,136
100	48	105	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,04,04,05,05,05,05,05,06	0,111	90,248
101	48	109	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,04,05,05,05,05,05,05,06	0,111	90,359
102	49	110	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,04,05,05,05,05,05,06,06	0,111	90,471
103	49	114	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,05,05,05,05,05,06,06,06	0,111	90,582
104	50	115	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,05,05,05,05,06,06,06,06	0,111	90,694
105	50	139	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,05,05,05,06,06,06,06	0,111	90,805
106	50	144	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,05,06,06,06,06,06,06	0,111	90,916
107	51	27	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,01,02,02,02,02,03,03,03	0,110	91,026
108	51	145	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,06,06,06,05,05,05,05	0,110	91,137
109	52	21	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,01,01,01,02,02,02,02,03	0,110	91,247
110	52	24	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,01,01,02,02,02,02,03,03	0,110	91,358
111	53	140	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,05,05,06,06,05,05,05	0,110	91,468
112	53	142	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,05,06,06,06,05,05,05	0,110	91,578
113	54	146	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,06,06,06,06,06,05,05	0,110	91,689
114	54	149	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,06,06,06,06,06,05,05,05	0,110	91,799
115	55	203	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,11,12,12,12	0,110	91,910
116	55	204	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,12,12,12,12	0,110	92,020
117	56	205	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,12,12,12,12,12	0,110	92,130
118	56	143	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,05,06,06,06,06,06,05	0,110	92,240
119	57	150	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,06,06,06,06,06,06,06,05	0,110	92,350
120	57	167	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,06,06,06,06,05	0,110	92,459
121	58	191	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,10,10,11	0,110	92,569
122	58	192	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,10,11,11	0,110	92,679
123	59	202	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,11,11,12,12	0,110	92,789
124	59	71	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,02,02,02,02,01,01,01,01	0,109	92,898
125	60	176	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,08,08,08,08,08,08	0,109	93,008
126	60	177	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,08,08,08,08,08,08,08	0,109	93,117
127	60	65	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,03,03,03,02,02,02,02,02	0,109	93,226
128	61	59	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,02,02,03,03,03,03,02,02	0,109	93,336
129	61	62	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,02,03,03,03,03,02,02,02	0,109	93,445
130	62	66	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,03,03,03,03,03,02,02,02	0,109	93,554
131	62	152	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,05,05,05,05,04,04,04,04	0,109	93,664
132	63	153	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,05,05,05,05,05,04,04,04	0,109	93,773
133	63	161	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,05,05,05,05,04	0,109	93,882
134	64	207	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,12,12,12,12,12,12	0,109	93,992
135	64	163	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,06,05,05,05,05,05	0,109	94,101
136	65	206	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,12,12,12,12,12	0,109	94,210
137	65	178	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,08,08,08,08,08,08,08,08	0,109	94,319
138	66	68	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,03,03,03,03,03,03,03,03	0,108	94,427
139	66	193	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,10,10,10,10,10,11,11,11	0,108	94,536
140	67	69	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,02,02,02,01,01,01,01,01	0,108	94,644
141	67	70	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,02,02,02,02,01,01,01,01	0,108	94,752
142	68	74	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,02,02,02,02,01,01,01,01	0,108	94,861
143	68	174	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,08,08,08,08,08	0,108	94,969
144	69	175	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,08,08,08,08,08,08	0,108	95,077
145	69	84	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,02,02,02,02,02,02	0,108	95,185
146	70	87	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,03,02,02,02,02,02	0,108	95,293
147	70	170	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,07,07,07,08	0,108	95,402
148	70	57	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,02,02,02,03,03,03,02,02	0,108	95,510
149	71	60	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,02,02,03,03,03,03,03,02	0,108	95,618
150	71	156	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,05,05,05,05,05,04,04	0,108	95,726
151	72	158	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,06,05,05,05,05,04,04	0,108	95,834
152	72	208	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,12,12,12,12,12,12,12	0,108	95,942
153	73	63	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,02,03,03,03,03,03,02,02	0,108	96,050
154	73	67	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-02,03,03,03,03,03,03,03,02	0,108	96,158
155	74	92	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,03,03,03,03,03,03,02	0,108	96,266
156	74	155	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-06,06,05,05,05,05,05,04,04	0,108	96,374
157	75	199	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-10,11,11,11,11,11,11,11,11	0,108	96,482
158	75	209	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,12,12,12,12,12,12,12,12	0,108	96,590
159	76	78	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,02,02,02,02,01,01,01	0,108	96,698
160	76	79	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,02,02,02,02,02,01,01	0,108	96,806
161	77	80	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,03,02,02,02,02,02,02,01	0,108	96,914
162	77	173	X	FAKTOR-PAST10-X	FAKTOR-PAST10-07,07,07,07,07,08,08,08,08	0,108	97,022
163	78	113	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,05,05,05,05,05,06,06,06	0,093	97,115
164	78	201	Y	FAKTOR-PAST10-Y	FAKTOR-PAST10-11,11,11,11,11,11,11,11,12	0,092	97,207
165	79	18	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,01,01,01,02,02,02,02,02	0,092	97,299
166	79	104	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,04,04,05,05,05,05,05,05	0,091	97,391
167	80	108	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,04,05,05,05,05,05,05,05	0,091	97,482
168	80	112	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-04,05,05,05,05,05,05,05,05	0,091	97,573
169	80	138	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,05,05,05,05,06,06,06,05	0,091	97,664
170	81	30	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-01,02,02,02,02,03,03,03,03	0,091	97,755
171	81	148	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,06,06,06,05,05,05,05,05	0,091	97,846
172	82	72	X	RESULT-PAST10-X	RESULT-PAST10-03,02,02,02,02,02,01,01,01	0,091	97,936
173	82	118	Y	RESULT-PAST10-Y	RESULT-PAST10-05,04,04,04,04,04,04,05,05	0,091	98,027

174	83	126	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,05,04,04,04,04,04,05	0,091	98,118
175	83	119	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,04,04,04,04,04,05,05,05	0,091	98,208
176	84	123	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,04,04,04,04,04,05,05	0,091	98,299
177	84	124	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,04,04,04,04,05,05,05	0,091	98,389
178	85	127	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,05,04,04,04,04,05,05	0,091	98,480
179	85	55	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,02,02,03,03,03,02	0,090	98,570
180	86	159	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-06,06,06,05,05,05,05,05,04	0,090	98,659
181	86	75	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-03,03,02,02,02,02,01,01,01	0,089	98,749
182	87	76	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-03,03,02,02,02,02,01,01	0,089	98,838
183	87	117	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,04,04,04,04,04,04,05	0,089	98,927
184	88	122	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,04,04,04,04,04,04,05	0,089	99,016
185	88	20	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-01,01,01,02,02,02,02,02	0,075	99,091
186	89	131	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,05,05,04,04,04,05	0,068	99,159
187	89	137	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,05,05,05,06,06,06,05	0,068	99,227
188	90	120	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,04,04,04,05,05,05,05	0,068	99,295
189	90	129	Y_RESULT-PAST10-Y_RESULT-PAST10-05,05,05,05,04,04,04,05	0,067	99,362
190	90	34	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,01,01,02,02	0,030	99,392
191	91	35	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,01,01,01,01,02,02,02	0,030	99,423
192	91	36	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,01,01,02,02,02,02,02	0,030	99,453
193	92	38	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,01,01,01,01,01,02	0,030	99,484
194	92	39	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,01,01,01,01,02,02	0,030	99,514
195	93	40	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,01,01,01,02,02,02	0,030	99,544
196	93	42	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,02,01,01,01,01,02	0,030	99,575
197	94	43	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,02,01,01,02,02,02	0,030	99,605
198	94	45	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,02,01,01,01,01,02	0,030	99,635
199	95	46	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,02,01,01,01,02,02	0,030	99,666
200	95	48	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,02,02,01,01,01,02	0,030	99,696
201	96	50	X_RESULT-PAST10-X_RESULT-PAST10-02,02,02,02,02,01,01,02	0,030	99,727
202	96	180	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,08,09	0,030	99,757
203	97	181	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,08,09	0,030	99,787
204	97	182	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,08,09,09	0,030	99,818
205	98	183	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,08,09,09,09	0,030	99,848
206	98	184	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,08,08,08,09,09,09,09	0,030	99,878
207	99	185	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,08,08,09,09,09,09,09	0,030	99,909
208	99	186	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,08,09,09,09,09,09,09	0,030	99,939
209	100	187	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,09,09,09,09,09,09,09	0,030	99,970
210	100	188	X_FAKTOR-PAST10-X_FAKTOR-PAST10-08,09,09,09,09,09,09,09	0,030	100,000

Из таблицы 21 видно, что в модели Inf3 5% наиболее значимых прошлых сценариев обеспечивают 50% суммарной значимости всех прошлых сценариев, а 50% наиболее значимых прошлых сценариев обеспечивают 91% суммарной значимости. Из таблицы 21 видно также, что ценность различных прошлых сценариев отличается в 212 раз, т.е. очень и очень существенно.

Значимость (селективная сила) описательных шкал (факторов) в АСК-анализе – среднее значимости их градаций.

Как это принято в АСК-анализе будем считать, что **ценность фактора** для того, чтобы отличить их друг от друга классы является **средним от ценности его значений.**

Ранжируем факторы в порядке убывания *их ценности.* Для этого используем режим 3.7.4 системы «Эйдос» эта информация заносится в перечисленные на рисунке 57 базы данных, которые открываются в MS Excel и оформлены как выходные формы с наименованиями шкал (таблица 22).

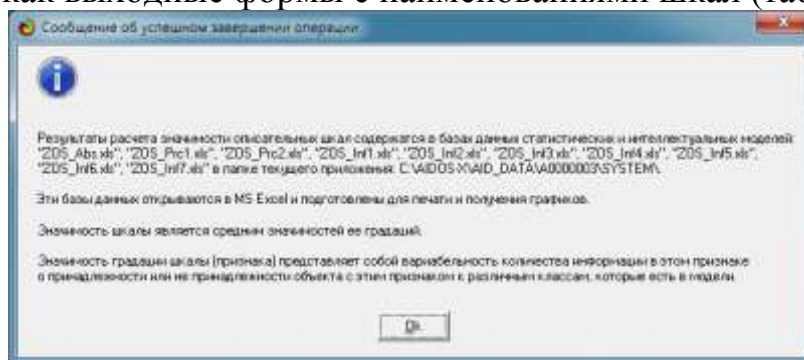


Рисунок 57

Таблица 22 – Значимость критериев классификации в модели INF3

№	№%	Код	Наименование критерия классификации	Значимость, %	Значимость, нарастающим итогом, %
1	13	3	X_FAKTOR	24,984	24,984
2	25	2	Y_RESULT	23,918	48,902
3	38	1	X_RESULT	23,411	72,313
4	50	4	Y_FAKTOR	18,380	90,693
5	63	7	X_FAKTOR-PAST10	3,498	94,191
6	75	8	Y_FAKTOR-PAST10	2,969	97,161
7	88	6	Y_RESULT-PAST10	1,529	98,690
8	100	5	X_RESULT-PAST10	1,310	100,000

Из таблицы 22 видно, что ценность различных факторов отличается примерно в 19 раз, т.е. довольно существенно. Видно также, что наиболее ценной для будущих сценариев является информация не о прошлых сценариях, а о значениях опорных точек этих сценариев, что несколько неожиданно, но по-видимому связано со спецификой исходных данных, на которых построен численный пример (таблица 6).

3.8.11. Степень детерминированности классов и классификационных шкал

Степень детерминированности (обусловленности) класса в системе «Эйдос» количественно оценивается **степенью варибельности значений факторов** (градаций описательных шкал) в колонке матрицы модели, соответствующей данному классу. Чем выше степень детерминированности класса, тем более достоверно он прогнозируется по значениям факторов.

Применительно к задаче, решаемой в данной работе, это означает, что различные будущие сценарии в различной степени обусловлены прошлыми сценариями.

Получить эту информацию можно в режиме 3.7.3 системы «Эйдос». На рисунке 58 представлена Парето-кривая степени детерминированности классов значениями факторов нарастающим итогом.



Рисунок 58

Наименования баз данных, содержащих информацию о степени детерминированности классов, и путь на эти базы данных приведены на рисунке 59:

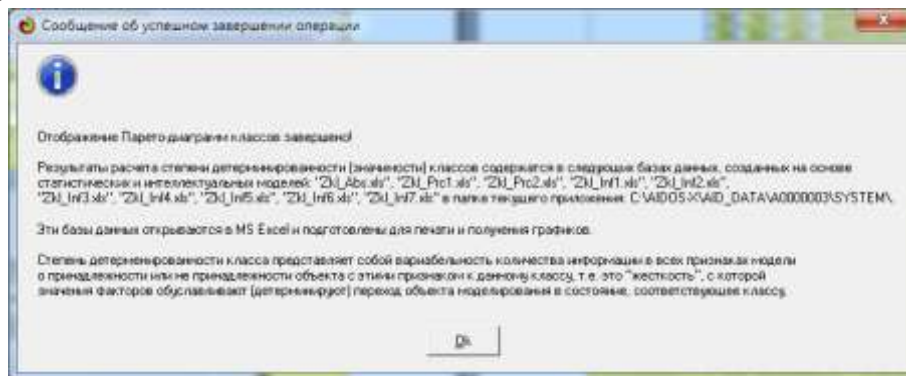


Рисунок 59

Таблица 23 – Степень детерминированности будущих сценариев в модели INF3

№	№%	Код	Наименование формы сознания	Степень детерминированности, %	Степень детерминированности нарастающим итогом, %
1	2	17	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,2	13,087	13,087
2	4	37	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,5	12,008	25,095
3	6	2	X_RESULT-2/3-{-20.8, 33.9}	10,421	35,516
4	9	5	Y_RESULT-2/3-{-21.1, 39.5}	9,755	45,271
5	11	4	Y_RESULT-1/3-{-81.6, -21.1}	6,622	51,893
6	13	1	X_RESULT-1/3-{-75.5, -20.8}	6,452	58,345
7	15	3	X_RESULT-3/3-{-33.9, 88.7}	4,921	63,265
8	17	6	Y_RESULT-3/3-{-39.5, 100.0}	3,922	67,187
9	19	28	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,4,4	3,555	70,742
10	21	7	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,1,1	3,327	74,069
11	23	27	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,3,3	2,469	76,538
12	26	47	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,6,6	1,603	78,141
13	28	11	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,2,2,2	0,894	79,035
14	30	10	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,2,2	0,871	79,906
15	32	32	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,5,5,5	0,846	80,752
16	34	14	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,1,1	0,835	81,587
17	36	15	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,1	0,829	82,416
18	38	31	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,5,5	0,826	83,241
19	40	30	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,4,5	0,825	84,066
20	43	9	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,1,2	0,794	84,861
21	45	8	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-1,1,1,1	0,745	85,606
22	47	12	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,1,1,1	0,731	86,337
23	49	34	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,4,4	0,729	87,066
24	51	35	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,4,4	0,719	87,784
25	53	29	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-4,4,4,5	0,712	88,497
26	55	33	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,4,4,4	0,699	89,196
27	57	16	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,1	0,697	89,893
28	60	36	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,4	0,681	90,574
29	62	24	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,2,2	0,648	91,222
30	64	25	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,3,2	0,633	91,856
31	66	19	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,3	0,611	92,467
32	68	20	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,3,3	0,611	93,078
33	70	44	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,5,5	0,596	93,674
34	72	43	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,5,5,5	0,596	94,270
35	74	18	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,2,2,3	0,583	94,854
36	77	26	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,3,3,2	0,578	95,431
37	79	21	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,3,3,3	0,556	95,987
38	81	45	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,6,5	0,543	96,530
39	83	40	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,6,6	0,510	97,040
40	85	46	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-6,6,6,5	0,507	97,547
41	87	38	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,6	0,499	98,047
42	89	39	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,5,5,6	0,499	98,546
43	91	23	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,2,2,2	0,472	99,018
44	94	42	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,6,6,6	0,410	99,428
45	96	22	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-3,2,2,1	0,252	99,680
46	98	41	Y_RESULT-FUTURE5-Y_RESULT-FUTURE5-5,6,6,5	0,183	99,863
47	100	13	X_RESULT-FUTURE5-X_RESULT-FUTURE5-2,1,1,1	0,137	100,000

Из таблицы 23 мы видим, что:

– 11% наиболее жестко детерминированных будущих состояний и сценариев обеспечивают более 50% суммарной детерминированности, а 50% наиболее жестко обусловленных будущих состояний дают около 88% суммарной степени детерминированности;

– степень детерминированности будущих сценариев и конкретных значений показателей прошлыми сценариями отличается в 95 раз.

4. Внедрение сценарного метода АСК-анализа и оценка его эффективности

Интеллектуальная система «Эйдос» относится к открытому программному обеспечению, т.е. ее скачивание и использование бесплатно для пользователя. Скачать ее полную или сокращенную инсталляцию можно с сайта автора на странице: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>. Однако авторские консультации по применению системы автор хотел бы оказывать на платной основе, хотя небольшие по трудоемкости и несистематические консультации могут быть и бесплатными. Те, кто использует систему «Эйдос» не раз убеждались, что чаще всего реализуется именно второй вариант.

Описанное в данной работе интеллектуальное Эйдос-приложение находится на ftp-сервере системы «Эйдос» под номером 205. Его можно скачать и установить в диспетчере приложений системы «Эйдос» (режим 1.3).

Чтобы оценить эффективность интеллектуального Эйдос-приложения при его использовании на фондовом рынке необходимо накопить статистику о том, как бы изменился заработок, если бы принятии решений учитывались бы прогнозы системы «Эйдос». Потом через некоторое время можно сделать обоснованные выводы, прислушиваться ли к этим прогнозам или нет. И действовать соответственно этим выводам.

Необходимо отметить, что фондовый рынок представляет собой высокоинтеллектуальную систему, на поведение которой отказывают влияние огромное количество людей и автоматизированных систем, а также самых различных факторов, и надеяться, что сразу все получится отлично или хотя бы хорошо несколько самонадеянно и легкомысленно, если не сказать опрометчиво.

5. Выводы

В работе рассматривается теорема А.Н.Колмогорова, являющаяся обобщением теоремы В.И. Арнольда (1957) и представляющая собой важный шаг на пути к математическому решению 13-й проблемы Гильберта.

По своей сути замечательная теорема А.Н. Колмогорова является теоретической основой всей математической теории разложения функций

в ряды, т.е. так называемой теории рядов. В математике разработано много различных конкретных вариантов разложений функций в ряды.

Однако к сожалению определение вида базисных функций h_{ij} и весовых коэффициентов g_j для данной конкретной функции F представляет собой математическую проблему, для которой пока не найдено общего математически строго решения.

При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций, таких решений найдено довольно много.

В данной работе предлагается рассматривать математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального, но не строго в математическом смысле, а практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним произвольной функции состояния идентифицируемого объекта.

В этом контексте функция F интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта, функция h_{ij} – обобщенный образ j -го класса, а функция g_j – мера сходства образа объекта с образом класса. Приводятся численные примеры технического, фундаментального и техно-фундаментального сценарного АСК-анализа.

Таким образом, сценарный метод АСК-анализа обеспечивает синтез технического и фундаментального подходов путем применения теории информации для обобщения теории рядов.

В этих численных примерах на основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся прошлые и будущие сценарии развития событий и на основе их обобщения формируются обобщенные образы сценариев развития событий, которые рассматриваются в виде базисных функций классов и детерминирующих их значений факторов. При прогнозировании текущая ситуация сравнивается с этими обобщенными образами и разлагается в ряд по ним (прямое преобразование, объектный анализ). Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования образов классов с их весами, т.е. как их взвешенная суперпозиция. При этом в качестве базисных функций используются обобщенные образы прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами, в качестве которых используется достоверность прогноза.

Предлагаемый метод сценарного автоматизированного системно-когнитивного анализа и реализующий его программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система «Эйдос», разработаны в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Это означает, что они могут быть применены в любом направлении науки и практической деятельности, в которых накоплена информация о реальных сценариях развития событий.

Необходимо также отметить, что интеллектуальное облачное Эйдос-приложение, использованное в данной работе для численных примеров,

размещено в Эйдос-облаке под номером 205 и доступно для загрузки и исследования в диспетчере приложения (режим 1.3) системы «Эйдос». Сама система «Эйдос» представляет собой открытое программное обеспечение и находится в полном открытом бесплатном доступе на сайте автора по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm/

В заключение автор выражает огромную благодарность доктору технических наук, доктору экономических наук, кандидату физико-математических наук, профессору Александру Ивановичу Орлову за внимательное ознакомление с первым вариантом статьи и ряд ценных замечаний, учет которых способствовал повышению качества статьи.

Литература

1. Колмогоров А. Н. . О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одной переменной и сложения // ДАН СССР. — 1957. — Т. 114, вып. 5. — С. 953—956. URL: <http://www.mathnet.ru/links/b6b5d33ca466fc59252c653a3020d6c2/dan22050.pdf>
2. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks, San Diego, 1987, Vol. 3, pp. 11-13.
3. Будак, Б.М. Кратные интегралы и ряды : учебник / Б.М. Будак, С.В. Фомин. — Москва : Физматлит, 2002. — 550 с. — Режим доступа: по подписке. — URL: <http://isf.pskgu.ru/ebooks/bulakfomma.html> (дата обращения: 25.06.2020). — ISBN 978-5-9221-0300-8. — Текст : электронный.
4. George; Lorentz. Metric entropy, widths, and superpositions of functions (англ.) // [American Mathematical Monthly](#) : journal. — 1962. — Vol. 69. — P. 469—485.
- 5.↑ David A. Sprecher. On the structure of continuous functions of several variables (англ.) // [Transactions of the American Mathematical Society](#) : journal. — 1965. — Vol. 115. — P. 340—355.
- 6.↑ Phillip A. Ostrand. Dimension of metric spaces and Hilbert's problem 13 (англ.) // [Bulletin of the American Mathematical Society](#) : journal. — 1965. — Vol. 71. — P. 619—622.
7. Лебедев Н.Н., Специальные функции и их разложения. 2-е издание , Москва.: Учпедгиз. — 1963.—359с.
8. Пойя Д. Математика и правдоподобные рассуждения, в двух томах // Под редакцией С. А. ЯНОВСКОЙ, Перевод с английского И. А. ВАЙНШТЕЙНА, Издание 2е, исправленное, М., 'Наука', 1975г., режим доступа: https://www.mathedu.ru/text/poya_matematika_i_pravdopodobnye_rassuzhdeniya_1975/p0/
9. 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>
10. 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>
11. 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.

12. Симанков В.С., Луценко Е.В. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов. Монография (научное издание). – Краснодар: ТУ КубГТУ, 1999. - 318с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18828433>

13. Луценко Е.В. Семантическая информационная модель СК-анализа / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №02(036). С. 193 – 211. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0015, IDA [article ID]: 0360802012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/12.pdf>, 1,188 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Универсальная автоматизированная система распознавания образов "ЭЙДОС". Свидетельство РосАПО №940217. Заяв. № 940103. Оpubл. 11.05.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000217.jpg>, 3,125 у.п.л.

15. Луценко Е.В., Шульман Б.Х., Универсальная автоматизированная система анализа и прогнозирования ситуаций на фондовом рынке «ЭЙДОС-фонд». Свидетельство РосАПО №940334. Заяв. № 940336. Оpubл. 23.08.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000334.jpg>, 3,125 / 3,063 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Универсальная автоматизированная система анализа, мониторинга и прогнозирования состояний многопараметрических динамических систем "ЭЙДОС-Т". Свидетельство РосАПО №940328. Заяв. № 940324. Оpubл. 18.08.94. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000328.jpg>, 3,125 у.п.л.

17. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос». Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-830-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>

18. 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.

19. 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.

20. 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.

21. Луценко Е. В. Методология системно-когнитивного прогнозирования сейсмичности : монография / Е. В. Луценко, А. П. Трунев, Н. А. Чередниченко; под общ.

ред. В. И. Лойко. – Краснодар : КубГАУ, 2020. – 532 с., ISBN 978-5-907294-89-9, DOI [10.13140/RG.2.2.29617.33122](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.29617.33122),

https://www.researchgate.net/publication/340116509_METHODODOLOGY_OF_SYSTEM-COGNITIVE_FORECASTING_OF_SEISMICITY

22. 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.

23. 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.

24. 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.

25. Луценко Е.В. АСК-анализ как метод выявления когнитивных функциональных зависимостей в многомерных зашумленных фрагментированных данных / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2005. – №03(011). С. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf>, 1,188 у.п.л.

26. Луценко Е.В. Когнитивные функции как обобщение классического понятия функциональной зависимости на основе теории информации в системной нечеткой интервальной математике / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №01(095). С. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf>, 3,875 у.п.л.

27. Луценко Е.В. Решение задач статистики методами теории информации / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №02(106). С. 1 – 47. – IDA [article ID]: 1061502001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/02/pdf/01.pdf>, 2,938 у.п.л.

28. Луценко Е.В. Модификация взвешенного метода наименьших квадратов путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в аргументе о значении функции (математические аспекты) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №01(105). С. 814 – 845. – IDA [article ID]: 1051501050. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf>, 2 у.п.л.

29. Луценко Е.В. Универсальный информационный вариационный принцип развития систем / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный жур-

нал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №07(041). С. 117 – 193. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812 у.п.л.

30. Орлов А.И. Системная нечеткая интервальная математика (СНИМ) – перспективное направление теоретической и вычислительной математики / А.И. Орлов, Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 255 – 308. – IDA [article ID]: 0911307015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, 3,375 у.п.л.

31. Луценко Е.В. Модификация взвешенного метода наименьших квадратов путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в аргументе о значении функции (математические аспекты) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №01(105). С. 814 – 845. – IDA [article ID]: 1051501050. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf>, 2 у.п.л.

32. Луценко Е.В. Модификация взвешенного метода наименьших квадратов путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в аргументе о значении функции (алгоритм и программная реализация) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №10(104). С. 1371 – 1421. – IDA [article ID]: 1041410100. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/100.pdf>, 3,188 у.п.л.

33. Луценко Е.В. Универсальный информационный вариационный принцип развития систем / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №07(041). С. 117 – 193. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812 у.п.л.

34. Луценко Е.В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №03(127). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1271703001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.

35. Луценко Е.В. Асимптотический информационный критерий качества шума / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1569 – 1618. – IDA [article ID]: 1161602100. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/100.pdf>, 3,125 у.п.л.

36. Луценко Е.В. Исследование символьных и цифровых рядов методами теории информации и АСК-анализа (на примере числа Пи с одним миллионом знаков после запятой) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №05(099). С. 319 – 355. – IDA [article ID]: 0991405022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/05/pdf/22.pdf>, 2,312 у.п.л.

37. Сайт проф.Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>
 38. Проф.Е.В.Луценко в RG: https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

References

1. Kolmogorov A. N. . O predstavlenii nepreryvnyh funktsij neskol'kih peremennyh v vide superpozitsij nepreryvnyh funktsij odnoj peremennoj i slozhenija // DAN SSSR. — 1957. — T. 114, vyp. 5. — S. 953—956. URL: <http://www.mathnet.ru/links/b6b5d33ca466fc59252c653a3020d6c2/dan22050.pdf>
2. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks, San Diego, 1987, Vol. 3, pp. 11-13.
3. Budak, B.M. Kratnye integraly i rjady : uchebnik / B.M. Budak, S.V. Fomin. — Moskva : Fizmatlit, 2002. — 550 s. — Rezhim dostupa: po podpiske. — URL: <http://isf.pskgu.ru/ebooks/bulakfomma.html> (data obrashhenija: 25.06.2020). — ISBN 978-5-9221-0300-8. — Tekst : jelektronnyj.
4. George; Lorentz. Metric entropy, widths, and superpositions of functions (angl.) // American Mathematical Monthly : journal. — 1962. — Vol. 69. — P. 469—485.
5. ↑ David A. Sprecher. On the structure of continuous functions of several variables (angl.) // Transactions of the American Mathematical Society : journal. — 1965. — Vol. 115. — P. 340—355.
6. ↑ Phillip A. Ostrand. Dimension of metric spaces and Hilbert's problem 13 (angl.) // Bulletin of the American Mathematical Society : journal. — 1965. — Vol. 71. — P. 619—622.
7. Lebedev N.N., Special'nye funktsii i ih razlozhenija. 2-e izdanie , Moskva.: Uchpedgiz. — 1963.—359s.
8. Pojja D. Matematika i pravdopodobnye rassuzhdenija, v dvuh tomah // Pod redakciej S. A. JaNOVSKOJ, Perevod s anglijskogo I. A. VAJNShTEJNA, Izdanie 2e, ispravlennoe, M., 'Nauka', 1975g., rezhim dostupa: https://www.mathedu.ru/text/poya_matematika_i_prawdopodobnye_rassuzhdeniya_1975/p0/
9. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivnymi ob#ektami (sistemnaja teorija informacii i ee primenenie v issle-dovanii jekonomicheskikh, social'no-psihologicheskikh, tehnologicheskikh i organizaci-onno-tehnicheskikh sistem): Monografija (nauchnoe izdanie). — Krasnodar: KubGAU. 2002. — 605 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
10. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaja nechetskaja interval'naja matematika. Monografija (nauchnoe izdanie). — Krasnodar, KubGAU. 2014. — 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>
11. Lucenko E.V. Metrizacija izmeritel'nyh shkal razlichnyh tipov i sovmestnaja sopostavimaja kolichestvennaja obrabotka raznorodnyh faktorov v sistemno-kognitivnom analize i sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. — Krasnodar: KubGAU, 2013. — №08(092). S. 859 – 883. — IDA [article ID]: 0921308058. — Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 u.p.l.
12. Simankov V.S., Lucenko E.V. Adaptivnoe upravlenie slozhnymi sistemami na osnove teorii raspoznavanija obrazov. Monografija (nauchnoe izdanie). — Krasnodar: TU KubGTU, 1999. - 318s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18828433>
13. Lucenko E.V. Semanticheskaja informacionnaja model' SK-analiza / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gos-udarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. — Krasnodar: KubGAU, 2008. — №02(036). S. 193 – 211. — Shifr Informregistra: 0420800012\0015, IDA

[article ID]: 0360802012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/12.pdf>, 1,188 u.p.l.

14. Lucenko E.V. Universal'naja avtomatizirovannaja sistema raspoznavanija obrazov "JeJDOS". Svidetel'stvo RosAPO №940217. Zajav. № 940103. Opubl. 11.05.94. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000217.jpg>, 3,125 u.p.l.

15. Lucenko E.V., Shul'man B.H., Universal'naja avtomatizirovannaja sistema analiza i prognozirovanija situacij na fondovom rynke «JeJDOS-fond». Svidetel'-stvo RosAPO №940334. Zajav. № 940336. Opubl. 23.08.94. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000334.jpg>, 3,125 / 3,063 u.p.l.

16. Lucenko E.V. Universal'naja avtomatizirovannaja sistema analiza, monito-ringa i prognozirovanija sostojanij mnogoparametricheskikh dinamičeskikh sistem "JeJDOS-T". Svidetel'stvo RosAPO №940328. Zajav. № 940324. Opubl. 18.08.94. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000328.jpg>, 3,125 u.p.l.

17. Lucenko E.V. Universal'naja kognitivnaja analitičeskaja sistema «JeJDOS». Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-830-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>

18. Lucenko E.V. Razvityj algoritm prinjatija reshenij v intellektual'nyh sistemah upravlenija na osnove ASK-analiza i sistemy «JeJDOS» / E.V. Lucenko, E.K. Pechurina, A.Je. Sergeev // Politematičeskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2020. – №06(160). S. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf>, 1,25 u.p.l.

19. Lucenko E.V. Kolichestvennyj avtomatizirovannyj SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual'noj sistemy «JeJDOS-H++» / E.V. Lucenko // Politematičeskij 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.

20. Lucenko E.V. Metod kognitivnoj klasterizacii ili klasterizacija na os-nove znanij (klasterizacija v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «JeJDOS») / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematičeskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №07(071). S. 528 – 576. – Shifr Inform-registra: 0421100012(0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 u.p.l.

21. Lucenko E. V. Metodologija sistemno-kognitivnogo prognozirovanija sejsmičnosti : monografija / E. V. Lucenko, A. P. Trunev, N. A. Cherednichenko; pod obshh. red. V. I. Lojko. – Krasnodar : KubGAU, 2020. – 532 s., ISBN 978-5-907294-89-9, DOI 10.13140/RG.2.2.29617.33122, https://www.researchgate.net/publication/340116509_METHODODOLOGY_OF_SYSTEM-COGNITIVE_FORECASTING_OF_SEISMICITY

22. Lucenko E.V. Invariantnoe otnositel'no ob'emov dannyh nechetkoe mul'tiklassovoe obobshhenie F-mery dostovernosti modelej Van Rizbergena v ASK-analize i sisteme «JeJDOS» / E.V. Lucenko // Politematičeskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №02(126). S. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 u.p.l.

23. Lucenko E.V. Sistemnaja teorija informacii i nelokal'nye interpretirue-mye nejronnye seti prjamogo scheta / E.V. Lucenko // Politematičeskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal

KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 u.p.l.

24. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz kak razvitie koncepcii smysla Shenka-Abel'sona / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2004. – №03(005). S. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf>, 1,375 u.p.l.

25. Lucenko E.V. ASK-analiz kak metod vyjavlenija kognitivnyh funkcional'-nyh zavisimostej v mnogomernyh zashumlennyh fragmentirovannyh dannyh / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gos-udarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. – Krasnodar: KubGAU, 2005. – №03(011). S. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf>, 1,188 u.p.l.

26. Lucenko E.V. Kognitivnye funkicii kak obobshhenie klassicheskogo ponjatija funkcional'noj zavisimosti na osnove teorii informacii v sistemnoj nechetkoj interval'noj matematike / E.V. Lucenko, A.I. Orlov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №01(095). S. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf>, 3,875 u.p.l.

27. Lucenko E.V. Reshenie zadach statistiki metodami teorii informacii / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №02(106). S. 1 – 47. – IDA [article ID]: 1061502001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/02/pdf/01.pdf>, 2,938 u.p.l.

28. Lucenko E.V. Modifikacija vzveshennogo metoda naimen'shih kvadratov pu-tem primeneniya v kachestve vesov nabljudenij kolichestva informacii v argumente o znachenii funkicii (matematicheskie aspekty) / E.V. Lucenko // Politematicheskij se-tevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo univer-siteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №01(105). S. 814 – 845. – IDA [article ID]: 1051501050. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf>, 2 u.p.l.

29. Lucenko E.V. Universal'nyj informacionnyj variacionnyj princip razvitija sistem / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №07(041). S. 117 – 193. – Shifr Informregistra: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Rezhim do-stupa: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812 u.p.l.

30. Orlov A.I. Sistemnaja nechetskaja interval'naja matematika (SNIM) – perspektivnoe napravlenie teoreticheskoi i vychislitel'noj matematiki / A.I. Orlov, E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 255 – 308. – IDA [article ID]: 0911307015. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf>, 3,375 u.p.l.

31. Lucenko E.V. Modifikacija vzveshennogo metoda naimen'shih kvadratov pu-tem primeneniya v kachestve vesov nabljudenij kolichestva informacii v argumente o znachenii funkicii (matematicheskie aspekty) / E.V. Lucenko // Politematicheskij se-tevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo univer-siteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №01(105). S. 814 – 845. –

IDA [article ID]: 1051501050. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf>, 2 u.p.l.

32. Lucenko E.V. Modifikacija vzveshennogo metoda naimen'shih kvadratov pu-tem primenenija v kachestve vesov nabljudenij kolichestva informacii v argumente o znachenii funkcii (algoritm i programmnaja realizacija) / E.V. Lucenko // Politema-ticheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrar-nogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №10(104). S. 1371 – 1421. – IDA [article ID]: 1041410100. – Rezhim do-stupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/100.pdf>, 3,188 u.p.l.

33. Lucenko E.V. Universal'nyj informacionnyj variacionnyj princip razvitija sistem / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №07(041). S. 117 – 193. – Shifr Informregistra: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Rezhim do-stupa: <http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf>, 4,812 u.p.l.

34. Lucenko E.V. Problemy i perspektivy teorii i metodologii nauchnogo po-znaniya i avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz kak avtomatizirovannyj metod nauchnogo poznaniya, obespechivajushhij sodержatel'noe fenomenologicheskoe mo-delirovanie / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №03(127). S. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1271703001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf>, 3,75 u.p.l.

35. Lucenko E.V. Asimptoticheskij informacionnyj kriterij kachestva shuma / E.V. Lucenko, A.I. Orlov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №02(116). S. 1569 – 1618. – IDA [article ID]: 1161602100. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/100.pdf>, 3,125 u.p.l.