

УДК 004.8

UDC 004.8

05.20.00 Процессы и машины агроинженерных систем

Engineering

**ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ СИСТЕМО-КОГНИТИВНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ И МАШИН АГРОИНЖЕНЕРНЫХ СИСТЕМ****THEORETICAL FOUNDATIONS OF SYSTEMIC - COGNITIVE MODELING OF PROCESSES AND MACHINES IN AGRO-ENGINEERING SYSTEMS**

Луценко Евгений Вениаминович

Lutsenko Eugeny Veniaminovich

д.э.н., к.т.н., профессор

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

Scopus Author ID: 57191193316

Scopus Author ID: 57191193316

РИНЦ SPIN-код: 9523-7101

RSCI SPIN-code: 9523-7101

[prof.lutsenko@gmail.com](mailto:prof.lutsenko@gmail.com) <http://lc.kubagro.ru>[prof.lutsenko@gmail.com](mailto:prof.lutsenko@gmail.com) <http://lc.kubagro.ru>*Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия**Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia*

Процессы и машины агроинженерных систем с полным основанием могут рассматриваться как сложные многопараметрические природно-технические системы. В этих системах происходят многочисленные и разнообразные физические, химические и биологические процессы. С одной стороны эти процессы, оказывают существенное влияние на результаты работы этих систем. С другой стороны, они крайне сложно поддаются описанию в виде содержательных аналитических моделей, основанных на уравнениях. Вследствие этого разработка содержательных аналитических моделей связана с большим количеством упрощающих допущений, снижающих достоверность этих моделей. Однако математическое моделирование процессов и машин агроинженерных систем необходимо для разработки, как их конструкций, так и технологий применения. Таким образом, на лицо проблема, которую предлагается решать с применением феноменологических информационных и когнитивных моделей. Эти модели основаны на теории информации и описывают моделируемую систему чисто внешне как «черный ящик», но при этом содержательно. Системно-когнитивные модели могут строиться непосредственно на основе эмпирических данных с применением интеллектуальной системы «Эйдос». Это делается по типовой технологии и методике и это намного менее трудоемко и намного быстрее, чем разработка содержательных аналитических моделей. С другой стороны феноменологические системно-когнитивные модели могут быть вполне достаточны для определения рациональных конструктивных особенностей и параметров процессов и машин агроинженерных систем. Кроме того, такие феноменологические модели могут рассматриваться в качестве первого этапа разработки содержательных аналитических моделей. Приводится численный пример

Processes and machines of Agro-engineering systems with good reason can be considered as complex multiparameter natural and technical systems. In these systems there are numerous and diverse physical, chemical and biological processes. On the one hand, these processes have a significant impact on the performance of these systems. On the other hand, they are extremely difficult to describe in the form of meaningful analytical models based on equations. As a result, the development of meaningful analytical models is associated with a large number of simplifying assumptions that reduce the validity of these models. However, mathematical modeling of processes and machines of Agro-engineering systems is necessary for the development of both their designs and application technologies. Thus, there is a problem that is proposed to be solved with the use of phenomenological information and cognitive models. These models are based on the theory of information and describe the simulated system purely externally as a "black box", but it is meaningful. System-cognitive models can be built directly on the basis of empirical data using the intellectual system called "Eidos". This is done by model technology and methodology and is much less time-consuming and much faster than the development of meaningful analytical models. On the other hand, phenomenological system-cognitive models can be sufficient to determine rational design features and parameters of processes and machines of Agro-engineering systems. In addition, such phenomenological models can be considered as a first step in the development of meaningful analytical models. A numerical example is given

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ АСК-

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. ВВЕДЕНИЕ (INTRODUCTION)</b> .....	<b>2</b>
<b>2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ (MATERIALS AND METHODS)</b> .....	<b>4</b>
2.1. ИДЕЯ И КОНЦЕПЦИЯ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ (ЗАДАЧА 1) .....	4
2.2. ОБОСНОВАНИЕ ВЫБОРА МЕТОДА И ИНСТРУМЕНТА РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ (ЗАДАЧА 2).....	4
2.2.1. Суть метода АСК-анализа.....	5
2.2.2. Суть математической модели АСК-анализа и частные критерии .....	7
2.2.3. Интегральные критерии и принятие управляющих решений.....	13
2.3. ПРИМЕНЕНИЕ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС» ДЛЯ СОЗДАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПРИЛОЖЕНИЯ (ЗАДАЧА 3) ...	15
2.3.1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области .....	16
2.3.2. Формализация предметной области и описание исходных данных.....	16
2.3.3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей .....	22
2.3.4. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей.....	25
2.3.5. Повышение качества модели.....	28
2.3.6. Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей.....	29
<b>3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ (RESULTS AND DISCUSSION)</b> .....	<b>30</b>
3.1. ДИАГНОСТИКА (КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ) (ЗАДАЧА 3).....	30
3.2. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (ЗАДАЧА 3) .....	31
3.3. ИССЛЕДОВАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ (ЗАДАЧА 3) .....	33
3.3.1. Нелокальные нейроны и нейронные сети .....	33
3.3.2. Когнитивные диаграммы .....	35
3.3.2. SWOT и PEST анализ.....	36
3.3.3. Когнитивные функции.....	36
<b>7. ВЫВОДЫ, РЕКОМЕНДАЦИИ И ПЕРСПЕКТИВЫ</b> .....	<b>42</b>
<b>4. ВЫВОДЫ (CONCLUSIONS)</b> .....	<b>42</b>
4.1. ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПРЕДЛОЖЕННОГО РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ (ЗАДАЧА 4) .....	42
4.2. ОГРАНИЧЕНИЯ И НЕДОСТАТКИ ПРЕДЛОЖЕННОГО РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ И ПЕРСПЕКТИВЫ ЕГО РАЗВИТИЯ ПУТЕМ ИХ ПРЕОДОЛЕНИЯ ЭТИХ ОГРАНИЧЕНИЙ И НЕДОСТАТКОВ (ЗАДАЧА 5).....	42
4.3. ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	42
<b>5. БЛАГОДАРНОСТИ (ACKNOWLEDGEMENTS)</b> .....	<b>44</b>
<b>СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ (REFERENCES)</b> .....	<b>44</b>

### 1. Введение (Introduction)

Процессы и машины агроинженерных систем с полным основанием могут рассматриваться как сложные многопараметрические природно-технические системы. В этих системах происходят многочисленные и разнообразные физические, химические и биологические процессы. С одной стороны эти процессы, оказывают существенное влияние на результаты работы этих систем. С другой стороны, они крайне сложно поддаются описанию в виде содержательных аналитических моделей, основанных на уравнениях. Вследствие этого разработка содержательных аналитических моделей связана с большим количеством упрощающих допущений, снижающих достоверность этих моделей. Однако

математическое моделирование процессов и машин агроинженерных систем необходимо для разработки как их конструкций, так и технологий применения.

Таким образом на лицо **проблема**, которую предлагается решать с применением феноменологических информационных и когнитивных моделей.

Эти модели основаны на теории информации и описывают моделируемую систему чисто внешне как «черный ящик», но при этом содержательно. Системно-когнитивные модели могут строиться непосредственно на основе эмпирических данных с применением интеллектуальной системы «Эйдос». Это делается по типовой технологии и методике и это намного менее трудоемко и намного быстрее, чем разработка содержательных аналитических моделей. С другой стороны феноменологические системно-когнитивные модели могут быть вполне достаточны для определения рациональных конструктивных особенностей и параметров процессов и машин агроинженерных систем. Кроме того, такие феноменологические модели могут рассматриваться в качестве первого этапа разработки содержательных аналитических моделей.

Поэтому **целью** работы является разработка метода системно-когнитивного моделирования процессов и машин агроинженерных систем.

Для достижения поставленной цели необходимо решить ряд **задач**, являющихся этапами достижения цели и получаются путем ее декомпозиции:

**Задача 1:** сформулировать идею и концепцию решения проблемы;

**Задача 2:** обосновать выбор метода и инструмента решения проблемы;

**Задача 3:** применить выбранный метод и инструмент для решения поставленной проблемы, для чего выполнить следующие этапы:

3.1. Когнитивная структуризация предметной области.

3.2. Формализация предметной области.

3.3. Синтез и верификация модели.

3.4. Повышение качества модели и выбор наиболее достоверной модели.

3.5. Решение в наиболее достоверной модели задач диагностики (классификации, распознавания, идентификации), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

**Задача 4:** описать эффективность предложенного решения проблемы.

**Задача 5:** рассмотреть ограничения и недостатки предложенного решения проблемы и перспективы его развития путем их преодоления этих ограничений и недостатков.

Ниже кратко рассмотрим подходы к решению из этих задач.

## **2. Материалы и методы (Materials and methods)**

### **2.1. Идея и концепция решения проблемы (задача 1)**

**Идея решения проблемы** состоит в применении для этой цели современных IT-технологий, особенно интеллектуальных технологий.

**Концепция решения проблемы** конкретизирует сформулированную выше идею и заключается в применении технологий искусственного интеллекта для создания приложений, обеспечивающих системно-когнитивное моделирование процессов и машин агроинженерных систем.

Суть предлагаемой концепции состоит в применении теории информации для того, чтобы рассчитать какое количество информации содержится в тех или иных значениях природных, технологических и конструктивных факторов о том, что моделируемая система перейдет в то или иное будущее состояние, соответствующее определенному классу. При этом будущие состояния объекта моделирования могут характеризоваться как его объективно-наблюдаемыми физическими, химическими, биологическими свойствами, так и финансово-экономическими параметрами эффективности, типа прибыли и рентабельности.

Считается, что объект моделирования перейдет в то будущее состояние, о переходе в которое в действующей на него системе значений факторов содержится наибольшее количество информации.

Классы можно сравнивать друг с другом по тому, какое количество информации о принадлежности к ним содержат значения факторов.

### **2.2. Обоснование выбора метода и инструмента решения проблемы (задача 2)**

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) разработан проф. Е.В. Луценко в 2002 году [1-9] для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ имеет программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос» (система «Эйдос»).

Система «Эйдос» разработана автором проф.Е.В.Луценко в универсальной постановке не зависящей от предметной области и находится в полном открытом бесплатном доступе на сайте автора по адресу: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>, причем с открытыми актуальными исходными текстами: <http://lc.kubagro.ru/AIDOS-X.txt>. Система имеет 30 встроенных локальных учебных приложений и около 100 облачных Эйдос-приложений учебного и научного характера [4].

### 2.2.1 Суть метода АСК-анализа

Суть метода АСК-анализа состоит в последовательном повышении степени формализации модели и преобразовании данных в информацию, а ее в знания и решении на основе этих знаний задач идентификации (распознавания, классификации и прогнозирования), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области (рисунки 1 и 2) [1-9]:

#### О соотношении содержания понятий: «Данные», «Информация» и «Знания»

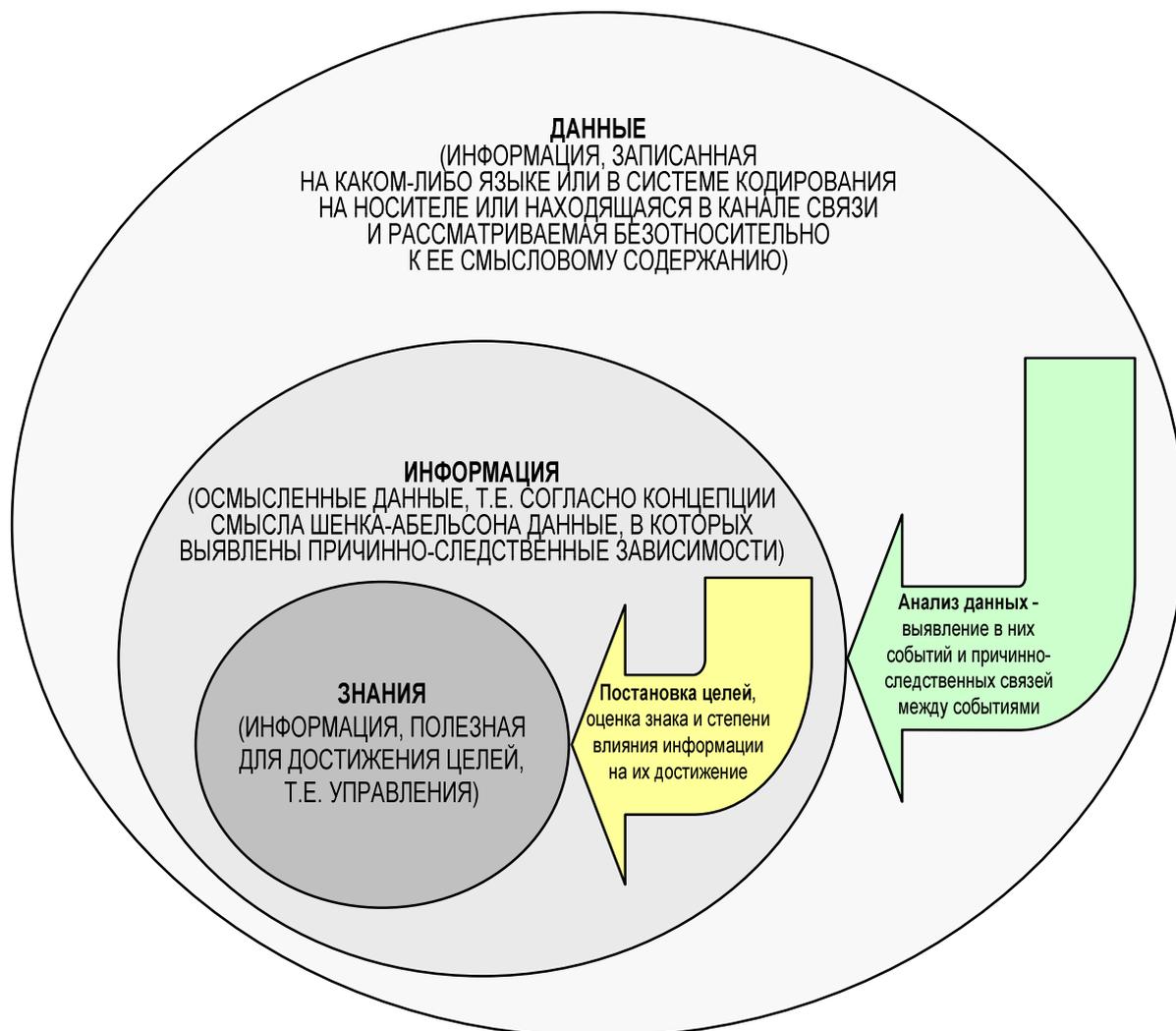


Рисунок 1. О соотношении содержания понятий: «данные», «информация» и «знания» в АСК-анализе

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

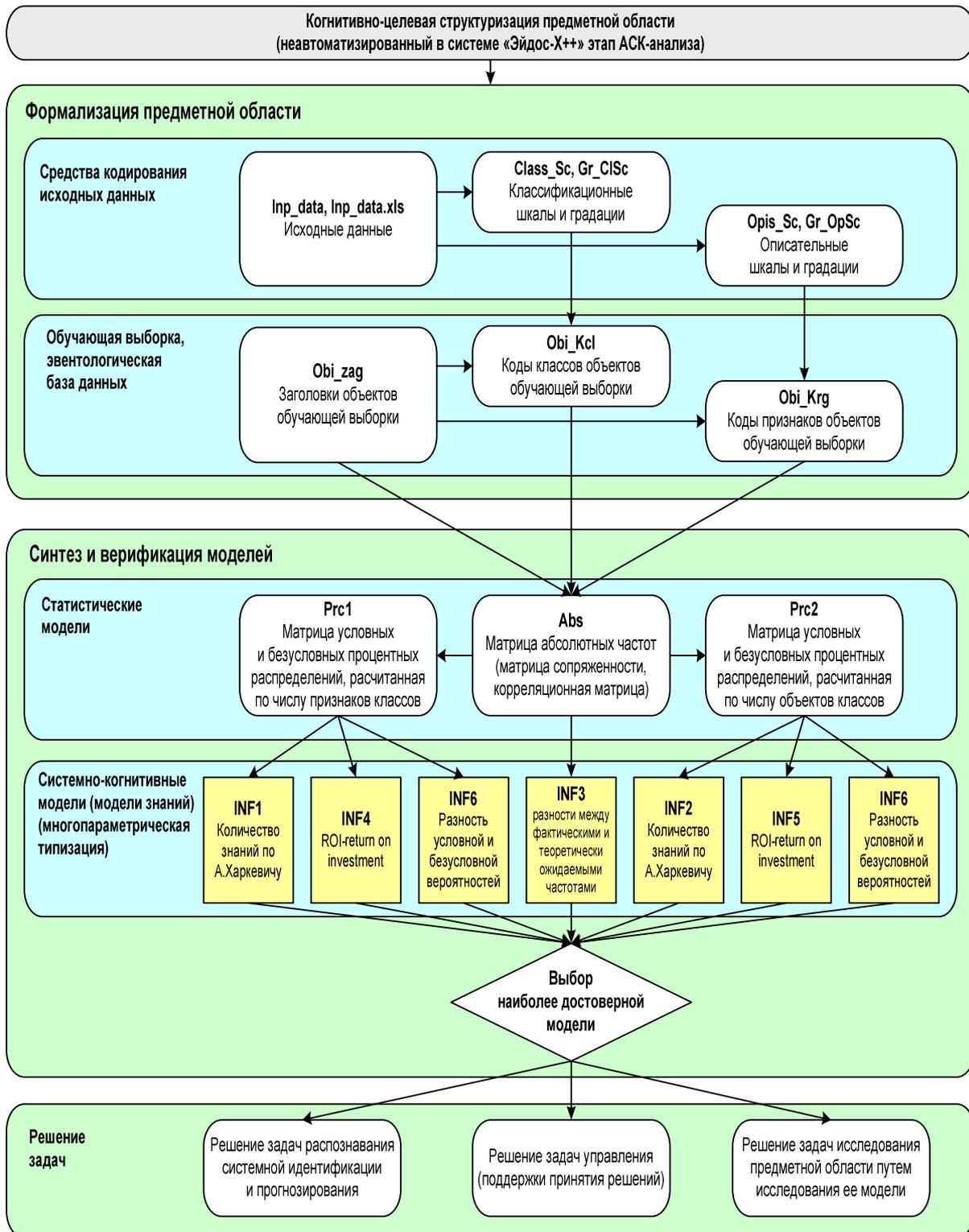


Рисунок 2. Последовательность преобразования данных в информацию, а ее в знания и решения задач в АСК-анализе и системе «Эйдос»

### 2.2.2. Суть математической модели АСК-анализа и частные критерии

**Математическая модель** АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [1, 4] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимосвязанных (нелинейных) данных [11], представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения [10-12].

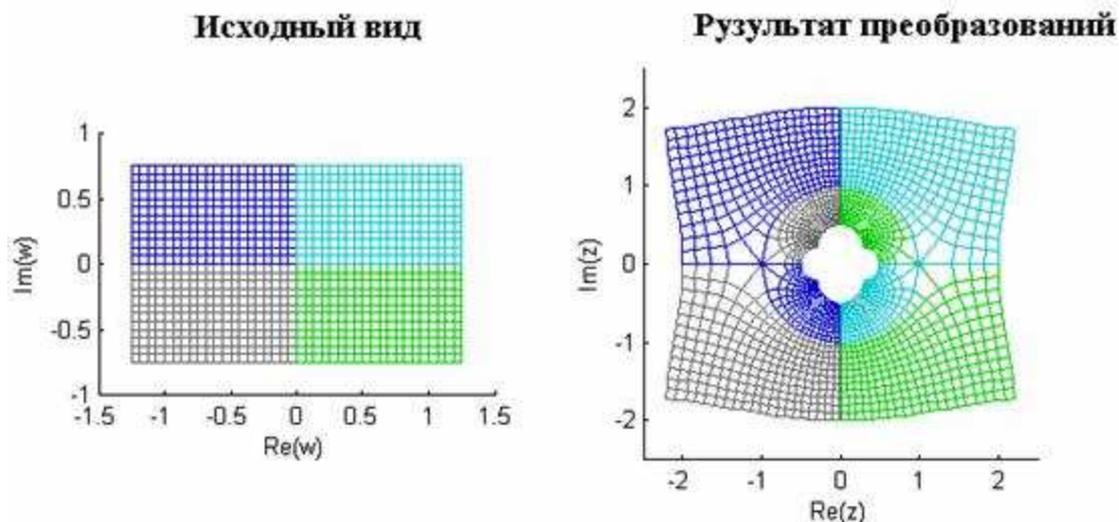
Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем.

Будем считать, что нам удалось смоделировать объект моделирования, если мы определили силу и направление влияния каждого значения фактора на объект моделирования.

Представим себе, что факторам соответствуют оси некоторого пространства, которое мы назовем пространством факторов. Факторы будем называть описательными шкалами [10].

Будущие состояния объекта моделирования будем описывать с помощью классификационных шкал, значения которых являются классами и соответствуют конкретным состояниям объекта моделирования.

Таким образом нам необходимо найти закон отображения пространства значений факторов, действующих на объект моделирования, на пространство будущих состояний объекта моделирования. Подобные отображения называются многомерными функциями, а само отображение в случае евклидова пространства конформным отображением или преобразованием (рисунок 3):



**Конформные преобразования : сетка из линий**  
 Рисунок 3. Конформное отображение (пример)<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Источник: [http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book2/images\\_38/image004.jpg](http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book2/images_38/image004.jpg)

Однако для решения поставленной в работе проблемы мы не можем использовать хорошо разработанный математический аппарат непрерывных функций и конформных отображений.

Причины этого просты и очевидны.

Этот аппарат разработан для *метрических ортонормированных пространств*, т.е. таких пространств, оси координат которых являются числовыми шкалами и взаимно перпендикулярны друг другу, причем *размерность* этих пространств должна быть одинаковой.

Если говорить о пространстве факторов и пространстве состояний объекта моделирования, то это означает, что все они должны измеряться в некоторых количественных единицах измерения и должны быть независимы друг от друга, т.е. объект моделирования должен быть линейным [11] а количество описательных классификационных шкал должно быть одинаковым.

В нашем же случае пространство факторов и пространство состояний объекта моделирования в общем случае являются неметрическими неортонормированными пространствами, т.е. могут иметь оси, являющиеся не только числовыми шкалами, но и порядковыми, и даже номинальными [10], и эти оси могут быть не взаимно-перпендикулярными друг к другу [10], а количество этих осей в пространстве факторов и пространстве состояний может быть разным.

Математическое моделирование отображений неметрических неортонормированных пространств разной размерности друг на друга является математической проблемой. В теории линейных и конформных преобразований предполагается, что все оси пространств являются числовыми и взаимно-перпендикулярными, а пространства имеют одинаковую размерность.

В нашем же случае:

– факторы могут измеряться в разных типах описательных шкал и единицах измерения;

– будущие состояния объекта моделирования также могут измеряться в разных типах классификационных шкал и в разных единицах измерения;

– количество описательных и классификационных шкал может быть не равным друг другу;

– описательные шкалы могут быть взаимозависимы, и классификационные шкалы также могут быть взаимозависимы.

Поэтому в данной работе предлагается математическое преобразование, которое мы назовем **обобщенным конформным отображением**.

Для этого необходимо преобразовать номинальные и порядковые шкалы в один тип шкал: числовой, и всех шкал в одну единицу измерения. Это преобразование измерительных шкал называется «метризация» [10].

В качестве этой единицы измерения нами выбрана единица измерения количества информации [1-12]. Иначе говоря в математической модели АСК-анализа мы рассчитываем, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния [10]. Причем делается это непосредственно на основе эмпирических данных, которые могут быть большой размерности, фрагментированы, зашумлены и взаимозависимы.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 1).

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот

		Классы					Сумма
		<i>1</i>	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
Значения факторов	<i>1</i>	$N_{11}$		$N_{1j}$		$N_{1W}$	
	...						
	<i>i</i>	$N_{i1}$		$N_{ij}$		$N_{iW}$	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij}$
	...						
	<i>M</i>	$N_{M1}$		$N_{Mj}$		$N_{MW}$	
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 ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2).

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

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

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

Таблица 2 – Матрица условных и безусловных процентных распределений

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	j	...	w	
Значения факторов	1	$P_{11}$		$P_{1j}$		$P_{1w}$	
	...						
	i	$P_{i1}$		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		$P_{iw}$	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	M	$P_{M1}$		$P_{Mj}$		$P_{MW}$	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Затем на основе таблицы 2 с использованием частных критериев, 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
<b>ABS</b> , матрица абсолютных частот	---	$N_{ij}$
<b>PRC1</b> , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
<b>PRC2</b> , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
<b>INF1</b> , 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	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_i N_j}$

признак, то это $i$ -й признак		
<b>INF2</b> , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект $j$ -го класса, то у него будет обнаружен $i$ -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_i N_j}$
<b>INF3</b> , частный критерий: <b>Хи-квадрат</b> : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
<b>INF4</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF5</b> , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_i N_j} - 1$
<b>INF6</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество признаков по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
<b>INF7</b> , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: $N_j$ – суммарное количество объектов по $j$ -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения к таблице 3:

$i$  – 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;

$\Psi$  – нормировочный коэффициент [1], 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

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

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в факте наличия или определенной степени выраженности того или иного личностного свойства о том, что обладающий им кандидат будет проявлять определенную степень успешности профессиональной деятельности, работая на той или иной должности. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о респондентах, полученную с помощью различных тестов и других различных источников [11].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 4 (отличаются частыми критериями), 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 [1-11].

Для решения этих задач в АСК-анализе и системе «Эйдос» в настоящее время используется два интегральных критерия, кратко описанные ниже.

### 2.2.3. Интегральные критерии и принятие управляющих решений

Задача принятия управляющих решений представляет собой обратную задачу прогнозирования. Если при прогнозировании на основе значений факторов, воздействующих на объект управления, определяется в какое состояние он под их воздействием перейдет, но при принятии решений наоборот, по желательному (целевому) состоянию объекта управления определяется система значений факторов, обуславливающих переход объекта в это целевое состояние.

Не все модели обеспечивают решение обратной задачи прогнозирования. Для этого они должны обеспечивать многопараметрическую типизацию, т.е. создавать обобщенные образы в будущих состояний объекта управления. Как влияет на поведение объекта управления одно значение фактора отражено в системно-когнитивных моделях. Как влияние система факторов определяется с помощью интегральных критериев. 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: М – количество градаций описательных шкал (признаков);

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

$\vec{L}_i = \{L_i\}$  – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив-локатор), т.е.:

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

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n, т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

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

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

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

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков);

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

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

$\sigma_j$  – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

$\sigma_l$  – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

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

$\vec{L}_i = \{L_i\}$  – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

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

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

т.е. представлен  $n$  раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

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.

Система «Эйдос» обеспечивает построение информационно-измерительных систем в различных предметных областях. В системе «Эйдос» реализовано большое количество программных интерфейсов, обеспечивающий автоматизированный ввод в систему данных различных типов: текстовых, табличных и графических.

Путем многопараметрической типизации в системе создается системно-когнитивная модель, с применением которой, если модель окажется достаточно достоверной, могут решаться задачи системной идентификации, прогнозирования, классификации, поддержки принятия решений и исследования моделируемого объекта путем исследования его системно-когнитивной модели.

Всем этим и обусловлен выбор АСК-анализа и его программного инструментария интеллектуальной системы «Эйдос» в качестве инструментария решения поставленной проблемы.

### **2.3. Применение системы «Эйдос» для создания интеллектуального приложения (задача 3)**

Решение задачи 3 предполагает выполнение следующих этапов, стандартных для АСК-анализа:

- когнитивная структуризация предметной области;
- формализация предметной области;
- синтез и верификация модели;
- повышение качества модели и выбор наиболее достоверной модели
- решение в наиболее достоверной модели задач диагностики (классификации, распознавания, идентификации), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Все эти этапы АСК-анализа, за исключением 1-го, автоматизированы в системе «Эйдос». Рассмотрим их в порядке исполнения в новой версии системы «Эйдос», основываясь на работах [13, 14]. В данной работе использован 461 пример из 749, рассмотренных в работах [13, 14].

### 2.3.1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области

На этом этапе мы должны решить, что будем рассматривать как факторы, а что как результаты их действия. Это единственный неформализованный и не реализованный программно в системе «Эйдос» этап АСК-анализа. В данном случае в качестве факторов выберем:

- конструктивный тип релятивного винтового барабана;
- время смешивания;
- скорость продольного перемещения комбикормовой смеси;
- число оборотов в минуту;
- коэффициент заполнения барабана комбикормовой смесью;
- угол наклона барабана или его стенок.

В качестве результата совместного действия этих факторов будем рассматривать качество получаемой комбикормовой смеси, измеряемое двумя показателями:

- максимальное отклонение от 100% качественным смешиванием;
- минимальное отклонение от 100% качественным смешиванием;

### 2.3.2. Формализация предметной области и описание исходных данных

Формализация предметной области включает конструирование классификационных и описательных шкал и градаций и кодирование исходных данных с их применением, т.е. подготовку обучающей выборки.

В системе «Эйдос» эта работа полностью автоматизирована в универсальном программном интерфейсе ввода данных из внешних баз данных.

Исходные данные имеют вид (таблица 5):

Таблица 5 – Excel-файл исходных данных

№ опыта	Макс.откл.от 100% кач.смеш.	Мин.откл.от 100% кач.смеш.	Время смеш.т (мин.)	Скорость продольного перемещения, мм/с	Число оборотов в минуту	Коэффициент заполнения барабана	Тип барабана	Угол наклона стенки барабана
3	6,0	0,1	17,6	3,0	40	0,2	РК 1.1.6	10
4	5,9	0,2	15,3	3,9	50	0,2	РК 1.1.6	10
5	5,7	0,3	10,7	4,1	60	0,2	РК 1.1.6	10
6	6,1	0,4	13,8	3,6	70	0,2	РК 1.1.6	10
7	5,8	0,3	16,3	2,1	80	0,2	РК 1.1.6	10
9	6,0	-0,1	26,5	0,1	95	0,2	РК 1.1.6	10
10	6,3	0,5	17,2	3,2	20	0,3	РК 1.1.6	10
11	6,0	0,6	17,3	4,3	30	0,3	РК 1.1.6	10
12	5,9	0,4	16,2	5,6	40	0,3	РК 1.1.6	10
13	6,1	0,5	14,8	6,9	50	0,3	РК 1.1.6	10
15	5,8	0,4	10,1	5,0	70	0,3	РК 1.1.6	10
16	5,9	0,3	15,2	4,1	80	0,3	РК 1.1.6	10
18	6,0	0,5	24,0	0,1	95	0,3	РК 1.1.6	10
19	6,3	0,6	15,8	5,0	20	0,5	РК 1.1.6	10
20	6,1	0,5	12,1	6,7	30	0,5	РК 1.1.6	10
21	6,0	0,3	10,2	8,6	40	0,5	РК 1.1.6	10

22	5,9	0,7	7,5	9,5	50	0,5	PK 1.1.6	10
24	5,8	0,9	8,2	8,6	70	0,5	PK 1.1.6	10
25	5,7	0,7	10,1	5,8	80	0,5	PK 1.1.6	10
28	5,9	0,1	17,3	6,0	20	0,6	PK 1.1.6	10
30	5,6	1,1	10,2	7,8	40	0,6	PK 1.1.6	10
31	5,4	0,9	8,2	8,6	50	0,6	PK 1.1.6	10
32	5,2	0,8	8,1	9,3	60	0,6	PK 1.1.6	10
33	5,6	0,6	9,5	8,6	70	0,6	PK 1.1.6	10
34	6,0	0,4	10,1	6,0	80	0,6	PK 1.1.6	10
37	6,1	0,5	14,5	2,6	20	0,7	PK 1.1.6	10
38	6,2	0,4	12,1	3,6	30	0,7	PK 1.1.6	10
39	6,3	0,3	11,5	4,5	40	0,7	PK 1.1.6	10
40	5,9	0,5	10,2	5,2	50	0,7	PK 1.1.6	10
41	5,8	0,3	9,8	5,4	60	0,7	PK 1.1.6	10
42	5,5	0,4	10,2	4,3	70	0,7	PK 1.1.6	10
43	5,7	0,5	12,8	3,0	80	0,7	PK 1.1.6	10
46	4,9	0,3	17,1	1,3	20	0,2	PK 2.1.6	6
47	4,8	0,2	16,2	3,4	30	0,2	PK 2.1.6	6
48	5,1	0,1	13,2	5,1	40	0,2	PK 2.1.6	6
50	5,3	0,1	9,5	6,7	60	0,2	PK 2.1.6	6
51	4,9	0,1	10,2	5,8	70	0,2	PK 2.1.6	6
56	5,4	0,7	15,9	5,5	30	0,3	PK 2.1.6	6
57	5,0	0,6	12,1	7,9	40	0,3	PK 2.1.6	6
58	4,8	0,2	9,1	10,1	50	0,3	PK 2.1.6	6
59	5,1	0,7	9,8	11,1	60	0,3	PK 2.1.6	6
60	4,9	0,4	11,9	11,1	70	0,3	PK 2.1.6	6
61	5,3	0,3	12,6	7,7	80	0,3	PK 2.1.6	6
62	5,5	0,1	15,1	3,4	90	0,3	PK 2.1.6	6
63	5,6	0,3	20,1	0,1	95	0,3	PK 2.1.6	6
65	5,6	0,6	14,3	8,1	30	0,5	PK 2.1.6	6
66	5,7	0,0	11,5	11,5	40	0,5	PK 2.1.6	6
67	5,2	0,4	8,5	14,1	50	0,5	PK 2.1.6	6
68	5,3	0,5	8,2	15,2	60	0,5	PK 2.1.6	6
69	5,4	0,3	8,1	13,7	70	0,5	PK 2.1.6	6
70	5,5	0,1	11,5	9,9	80	0,5	PK 2.1.6	6
71	5,1	0,1	14,1	4,7	90	0,5	PK 2.1.6	6
73	5,7	0,4	14,0	3,9	20	0,6	PK 2.1.6	6
74	5,3	0,3	12,0	7,1	30	0,6	PK 2.1.6	6
75	5,4	0,3	10,1	10,3	40	0,6	PK 2.1.6	6
76	5,0	0,1	9,2	12,7	50	0,6	PK 2.1.6	6
77	4,9	0,2	8,1	14,1	60	0,6	PK 2.1.6	6
78	4,9	0,1	9,3	12,4	70	0,6	PK 2.1.6	6
79	5,1	0,3	10,1	8,8	80	0,6	PK 2.1.6	6
80	5,2	0,4	13,1	3,9	90	0,6	PK 2.1.6	6
82	5,5	0,5	18,1	2,3	20	0,7	PK 2.1.6	6
83	5,6	0,6	17,3	4,3	30	0,7	PK 2.1.6	6
85	5,3	0,7	12,5	8,3	50	0,7	PK 2.1.6	6
86	5,4	0,6	9,6	9,0	60	0,7	PK 2.1.6	6
87	5,6	0,9	10,3	8,3	70	0,7	PK 2.1.6	6
89	5,3	0,0	17,1	3,0	90	0,7	PK 2.1.6	6
93	5,6	0,3	8,9	3,2	40	0,2	PK 3.1.6	4
94	5,5	0,3	8,1	4,3	50	0,2	PK 3.1.6	4
95	4,9	0,3	7,5	4,9	60	0,2	PK 3.1.6	4
96	5,0	0,2	7,9	4,9	70	0,2	PK 3.1.6	4
102	5,1	0,4	7,5	5,5	40	0,3	PK 3.1.6	4
103	5,2	0,5	6,3	6,2	50	0,3	PK 3.1.6	4
104	5,3	0,3	5,5	7,1	60	0,3	PK 3.1.6	4
105	5,1	0,2	5,8	7,3	70	0,3	PK 3.1.6	4
106	4,9	-0,1	5,1	5,5	80	0,3	PK 3.1.6	4
108	6,1	0,5	20,3	0,2	95	0,3	PK 3.1.6	4

Полностью исходные данные включают описания результатов 461 эксперимента (опыта) и здесь не приводятся из-за ограниченности объема работы.

Для ввода этих исходных данных в систему «Эйдос» используем режим 2.3.2.2 с указанными параметрами (рисунок 4):

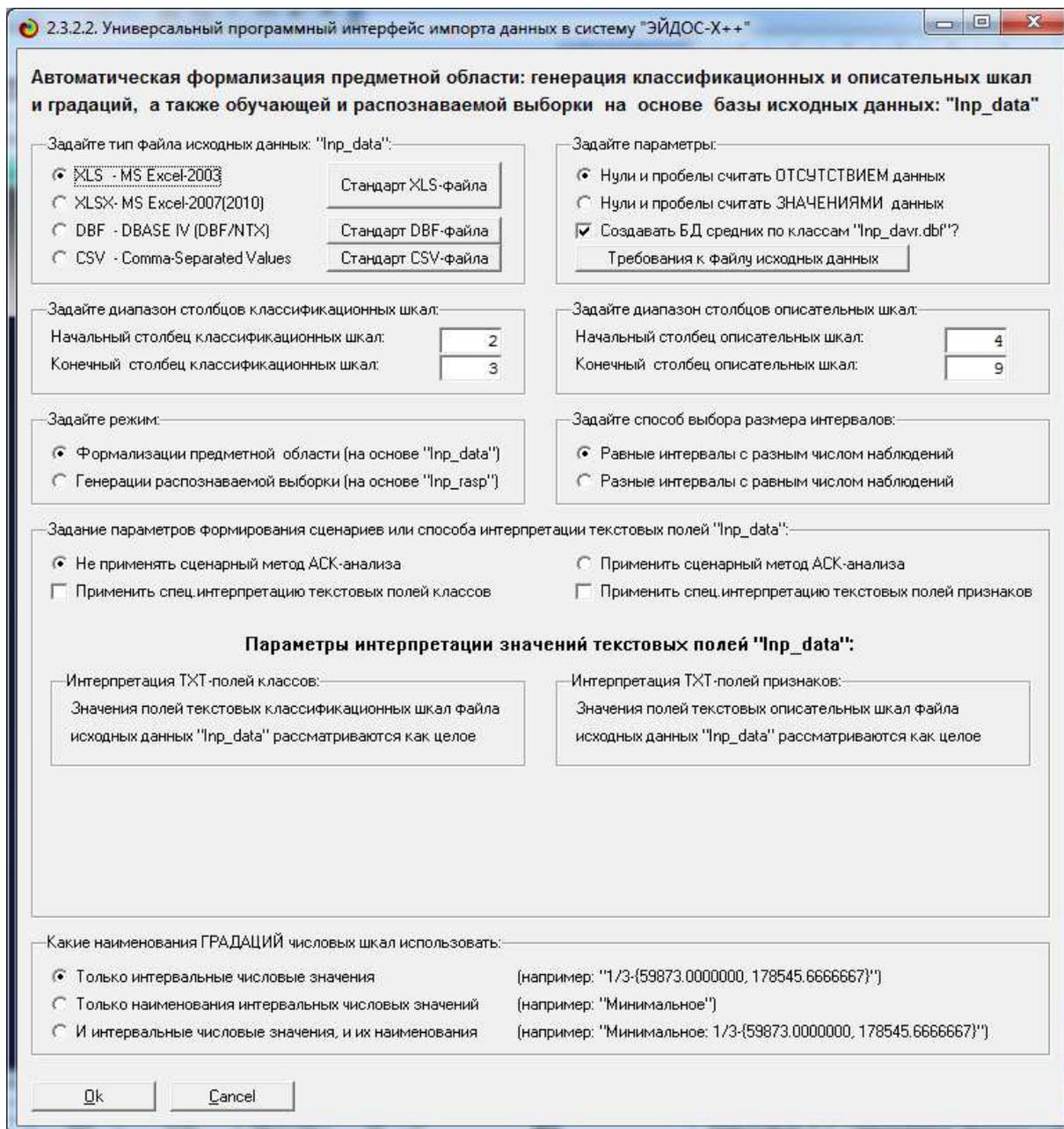


Рисунок 4. Экранная форма универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

Таблица 5 полностью соответствует требованиям этого программного интерфейса, описанным в его Help (рисунок 13):



Рисунок 5. HELP универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

Отметим, что действующие факторы и их конкретные значения описываются колонками 4-9 файла исходных данных, приведенного в таблице 1, а результаты действия этих факторов – колонками 2-3.

В данном случае значения всех факторов и результатов их действия, кроме типа барабана, числовые, а тип барабана – это текстовое значение.

При нажатии на 'ОК' на экранной форме, представленной на рисунке 4, система «Эйдос» загружает Excel-файл исходных данных, анализирует его и выводит экранную форму внутреннего калькулятора, представленную на рисунке 6:

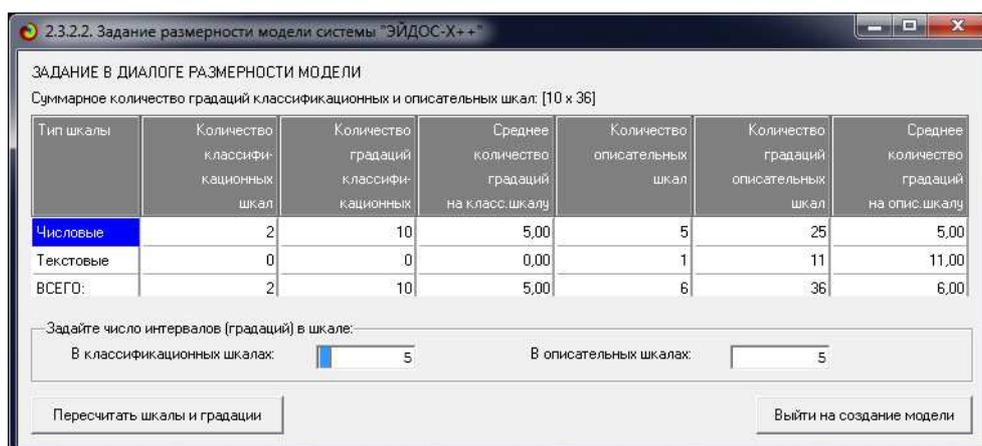


Рисунок 6. Внутренний калькулятор универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

При выходе на создание модели происходит нормализация базы исходных данных и формирование обучающей выборки (базы событий). Стадия исполнения и его результаты отражены на экранной форме, приведенной на рисунке 7. Из этой экранной формы видно, что ввод в систему «Эйдос» данных 461 опытов из таблицы 5 осуществлен за 2 секунды.

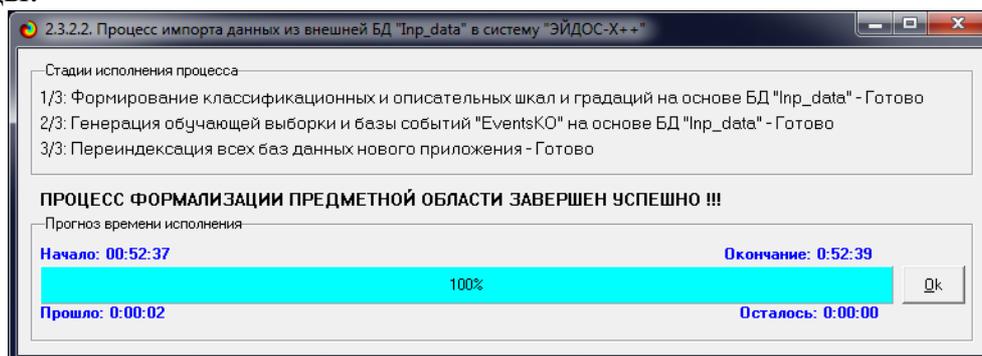


Рисунок 7. Отчет о формируемых классификационных и описательных шкалах и градациях

Ниже приведены классификационные и описательные шкалы и градации (таблицы 6 и 7), а также обучающая выборка (рисунок 8):

Таблица 6 – Классификационные шкалы и градации

KOD_CLS	NAME_CLS
1	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-1/5-{1.1000000, 3.4800000}
2	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-2/5-{3.4800000, 5.8600000}
3	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-3/5-{5.8600000, 8.2400000}
4	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-4/5-{8.2400000, 10.6200000}
5	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-5/5-{10.6200000, 13.0000000}
6	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-1/5-{-10.0000000, -6.7400000}
7	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-2/5-{-6.7400000, -3.4800000}
8	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-3/5-{-3.4800000, -0.2200000}
9	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-4/5-{-0.2200000, 3.0400000}
10	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-5/5-{-3.0400000, 6.3000000}

Таблица 7 – Описательные шкалы и градации

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)-1/5-{1.6000000, 20.6800000}
2	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)-2/5-{20.6800000, 39.7600000}
3	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)-3/5-{39.7600000, 58.8400000}
4	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)-4/5-{58.8400000, 77.9200000}
5	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)-5/5-{77.9200000, 97.0000000}
6	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/С-1/5-{0.1000000, 6.4600000}
7	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/С-2/5-{6.4600000, 12.8200000}
8	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/С-3/5-{12.8200000, 19.1800000}
9	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/С-4/5-{19.1800000, 25.5400000}
10	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/С-5/5-{25.5400000, 31.9000000}
11	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ-1/5-{20.0000000, 35.0000000}
12	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ-2/5-{35.0000000, 50.0000000}
13	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ-3/5-{50.0000000, 65.0000000}
14	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ-4/5-{65.0000000, 80.0000000}
15	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ-5/5-{80.0000000, 95.0000000}
16	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА-1/5-{0.1000000, 0.2600000}
17	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА-2/5-{0.2600000, 0.4200000}
18	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА-3/5-{0.4200000, 0.5800000}
19	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА-4/5-{0.5800000, 0.7400000}
20	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА-5/5-{0.7400000, 0.9000000}
21	ТИП БАРАБАНА-РК 1.1.б
22	ТИП БАРАБАНА-РК 2.1.б
23	ТИП БАРАБАНА-РК 3.1.б
24	ТИП БАРАБАНА-РК 5.1.а
25	ТИП БАРАБАНА-РК 7.1.а
26	ТИП БАРАБАНА-РЦ 1.1.б
27	ТИП БАРАБАНА-РЦ 1.2.б
28	ТИП БАРАБАНА-РЦ 3.5.а
29	ТИП БАРАБАНА-РЦ 4.1.б
30	ТИП БАРАБАНА-РЦ 5.1.а
31	ТИП БАРАБАНА-РЦ 7.1.а
32	УГОЛ НАКЛОНА СТЕНКИ БАРАБАНА-1/5-{2.0000000, 3.6000000}
33	УГОЛ НАКЛОНА СТЕНКИ БАРАБАНА-2/5-{3.6000000, 5.2000000}
34	УГОЛ НАКЛОНА СТЕНКИ БАРАБАНА-3/5-{5.2000000, 6.8000000}
35	УГОЛ НАКЛОНА СТЕНКИ БАРАБАНА-4/5-{6.8000000, 8.4000000}
36	УГОЛ НАКЛОНА СТЕНКИ БАРАБАНА-5/5-{8.4000000, 10.0000000}

Обучающая выборка представляет собой базу исходных данных (таблица 5), нормализованную (закодированную) с помощью созданных классификационных и описательных шкал (таблицы 6 и 7) (рисунок 8):

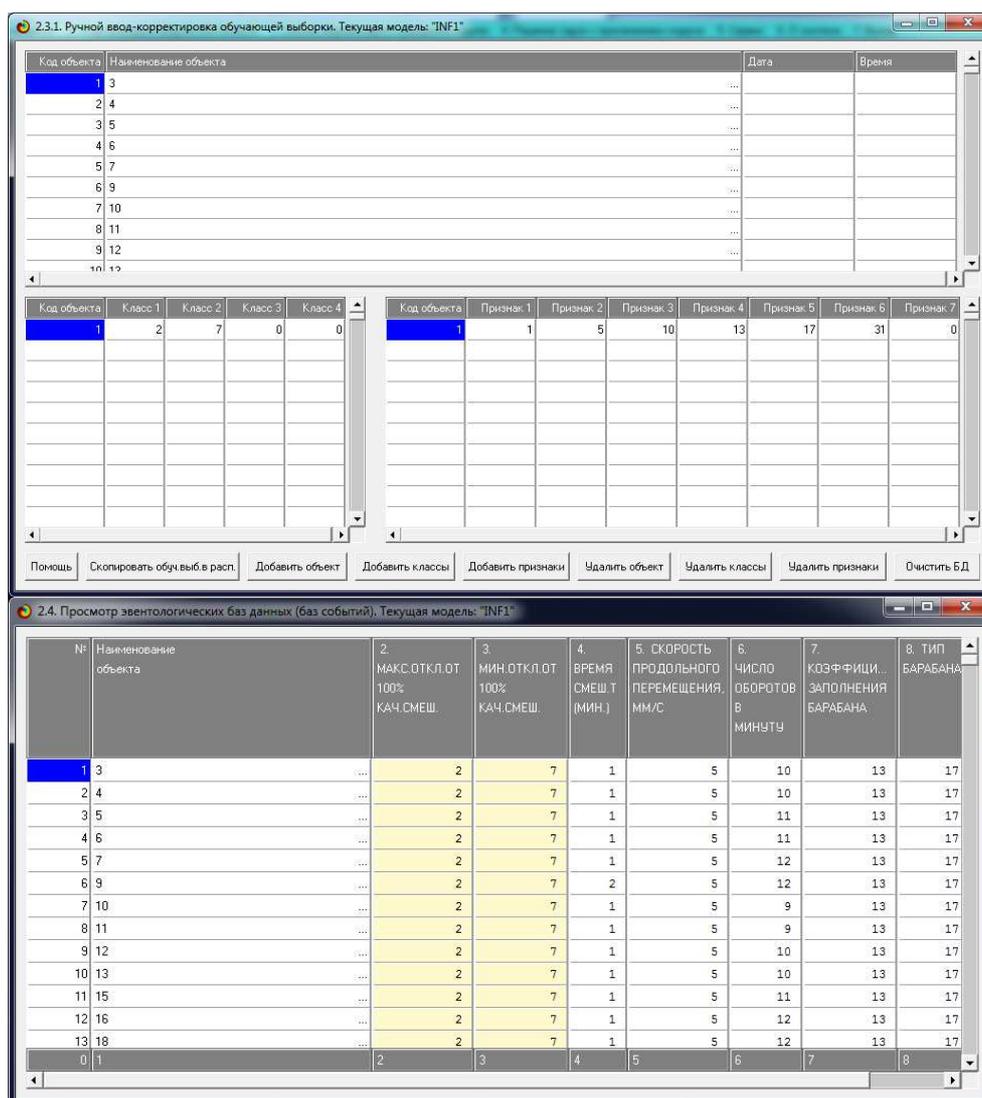


Рисунок 8. Обучающая выборка (фрагмент)

Таким образом созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

### 2.3.3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей

Синтез и верификация моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 9).

Стадия процесса исполнения синтеза и верификации моделей и прогноз времени его окончания отображается на экранной форме (рисунок 10):

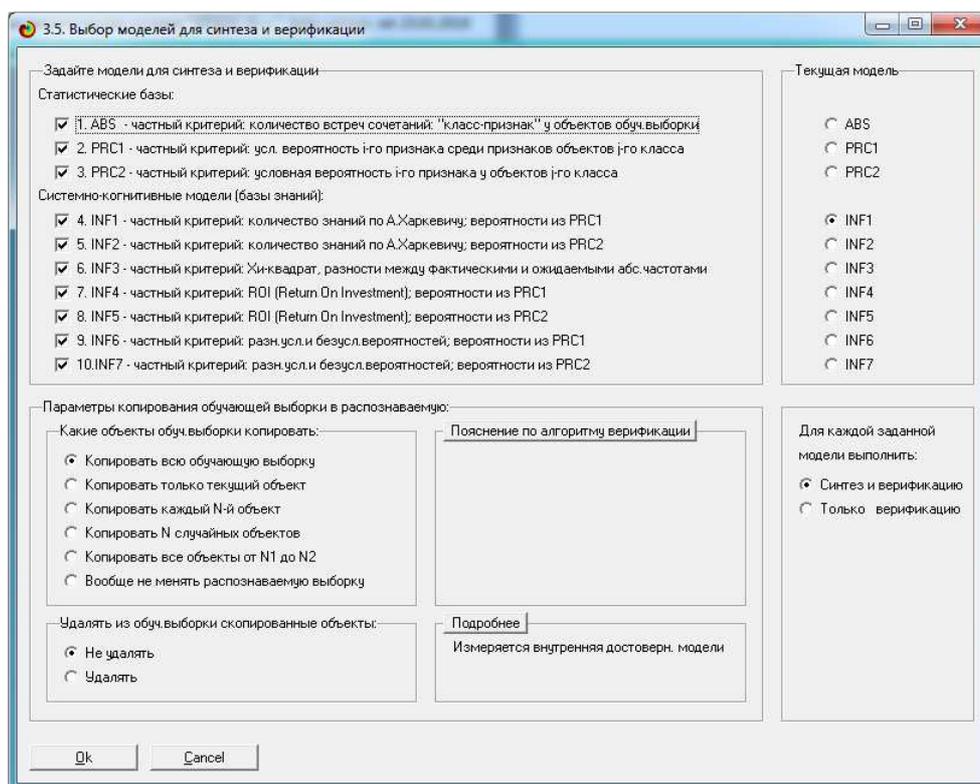


Рисунок 9. Экранная форма режима синтеза и верификации моделей системы «Эйдос»

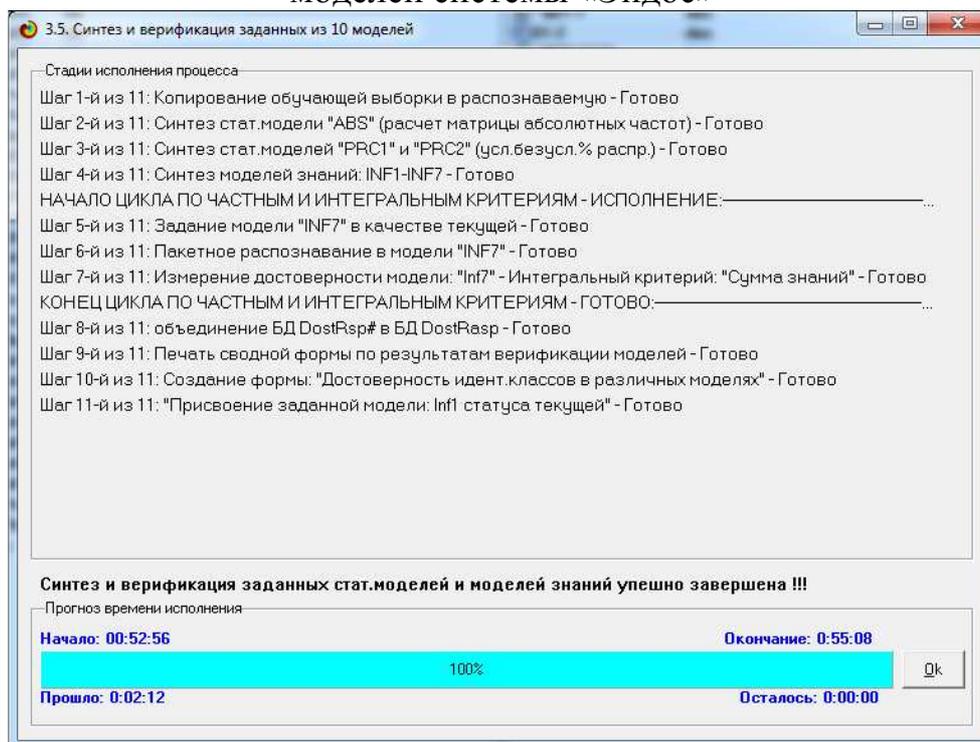


Рисунок 10. экранная форма с отображением стадия процесса исполнения синтеза и верификации моделей и прогноза времени его окончания

Видно, что весь процесс синтеза и верификации моделей занял 2 минуты 12 секунд.

Сами модели приведены на рисунках 11-13:

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обучающей"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/5 (1.1000000, 3.4800000)	2. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/5 (3.4800000, 5.8600000)	3. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/5 (5.8600000, 8.2400000)	4. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 4/5 (8.2400000, 10.6200000)	5. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 5/5 (10.6200000, 13.0000000)	6. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/5 (10.0000000, 6.7400000)	7. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/5 (6.7400000, 3.4800000)	8. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/5 (3.4800000, 0.2200000)	9. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 4/5 (0.2200000, 3.0400000)	10. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 5/5 (3.0400000, 6.3000000)	Сумма	Среднее
1	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)1/5(1.6000000, 20.6800000)...	5	168	202	40	3	1	1	85	328	3	836	83.60
2	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)2/5(20.6800000, 39.7600000)...			25	11	5			16	26		83	8.30
3	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)3/5(39.7600000, 58.8400000)...												
4	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)4/5(58.8400000, 77.9200000)...												
5	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)5/5(77.9200000, 97.0000000)...			1						1		2	0.20
6	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...		51	125	23	4			24	179	1	407	40.70
7	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...		64	61	16	3			38	104	2	288	28.80
8	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	4	31	21	9	1	1		23	42		132	13.20
9	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...		13	13	2			1	10	17		56	5.60
10	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	1	9	5	1				5	11		32	3.20
11	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ1/5(20.0000000, 35.0000000)...	1	14	75	24	6	1		28	91	1	241	24.10
12	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ2/5(35.0000000, 50.0000000)...	3	41	48	5				19	77	1	194	19.40
13	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ3/5(50.0000000, 65.0000000)...		57	7	2				17	49		132	13.20
14	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ4/5(65.0000000, 80.0000000)...	1	48	37	2			1	15	72		176	17.60
15	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ5/5(80.0000000, 95.0000000)...		8	61	18	2			22	66	1	178	17.80
16	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА1/5(0.0000000, 0.2000000)...		30	31	15	1			18	60		155	15.50
17	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА2/5(0.0000000, 0.4000000)...	1	31	37	6	4			14	65		158	15.80
18	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА3/5(0.0000000, 0.6000000)...	2	25	31	11	1	1		13	55	1	140	14.00
19	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА4/5(0.0000000, 0.8000000)...	2	80	126	17	2		1	55	169	2	454	45.40
20	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА5/5(0.0000000, 1.0000000)...		2	3	2				1	6		14	1.40

Рисунок 11. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, вероятности из РСР1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/5 (1.1000000, 3.4800000)	2. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/5 (3.4800000, 5.8600000)	3. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/5 (5.8600000, 8.2400000)	4. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 4/5 (8.2400000, 10.6200000)	5. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 5/5 (10.6200000, 13.0000000)	6. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/5 (10.0000000, 6.7400000)	7. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/5 (6.7400000, 3.4800000)	8. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/5 (3.4800000, 0.2200000)	9. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 4/5 (0.2200000, 3.0400000)	10. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 5/5 (3.0400000, 6.3000000)	Сумма	Среднее
1	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)1/5(1.6000000, 20.6800000)...	0.055	0.036	-0.015	-0.031	-0.326	0.028	0.028	0.003	-0.002	0.028	-0.193	
2	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)2/5(20.6800000, 39.7600000)...			0.070	0.363	0.765			0.251	-0.089		1.359	
3	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)3/5(39.7600000, 58.8400000)...												
4	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)4/5(58.8400000, 77.9200000)...												
5	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)5/5(77.9200000, 97.0000000)...			0.266						0.092		0.358	
6	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...		-0.146	0.078	0.033	0.064			-0.207	0.042	-0.118	-0.254	
7	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...		0.075	-0.066	0.027	0.086			0.104	-0.034	0.284	0.476	
8	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	0.682	0.096	-0.176	0.106	-0.037	0.742		0.212	-0.083		1.542	
9	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...		0.092	-0.030	-0.144			1.078	0.221	-0.101		1.111	
10	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	0.694	0.166	-0.183	-0.196				0.170	-0.053		0.598	
11	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ1/5(20.0000000, 35.0000000)...	-0.086	-0.444	0.083	0.252	0.423	0.509		0.055	-0.017	0.085	0.861	
12	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ2/5(35.0000000, 50.0000000)...	0.422	0.056	-0.006	-0.270				-0.011	0.003	0.168	0.362	
13	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ3/5(50.0000000, 65.0000000)...		0.332	-0.601	-0.476				0.095	-0.023		-0.673	
14	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ4/5(65.0000000, 80.0000000)...	0.035	0.154	-0.069	-0.587			0.631	-0.065	0.014		0.114	
15	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ5/5(80.0000000, 95.0000000)...		-0.543	0.120	0.258	0.115			0.079	-0.024	0.202	0.208	
16	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА1/5(0.0000000, 0.2000000)...		0.022	-0.088	0.241	-0.099			0.055	-0.007		0.124	
17	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА2/5(0.0000000, 0.4000000)...	0.077	0.027	-0.027	-0.120	0.429			-0.050	0.017		0.353	
18	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА3/5(0.0000000, 0.6000000)...	0.392	-0.009	-0.049	0.161	-0.060	0.719		-0.032	-0.001	0.295	1.415	
19	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА4/5(0.0000000, 0.8000000)...	-0.063	-0.015	0.039	-0.126	-0.246		0.264	0.071	-0.022	0.108	0.010	
20	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА5/5(0.0000000, 1.0000000)...		-0.096	-0.061	0.392				-0.133	0.032		0.134	

Рисунок 12. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/5 (1.1000000, 3.4800000)	2. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/5 (3.4800000, 5.8600000)	3. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/5 (5.8600000, 8.2400000)	4. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 4/5 (8.2400000, 10.6200000)	5. МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 5/5 (10.6200000, 13.0000000)	6. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 1/5 (10.0000000, 6.7400000)	7. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 2/5 (6.7400000, 3.4800000)	8. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 3/5 (3.4800000, 0.2200000)	9. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 4/5 (0.2200000, 3.0400000)	10. МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ. 5/5 (3.0400000, 6.3000000)	Сумма	Среднее
1	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)1/5(1.6000000, 20.6800000)...	0.664	15.015	-7.968	-3.356	-3.968	0.071	0.071	0.765	-1.507	0.213		
2	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)2/5(20.6800000, 39.7600000)...	-0.430	-15.189	4.154	6.695	4.308	-0.092	-0.092	7.637	-6.714	-0.277		
3	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)3/5(39.7600000, 58.8400000)...												
4	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)4/5(58.8400000, 77.9200000)...												
5	ВРЕМЯ СМЕШ.Т (МИН.)5/5(77.9200000, 97.0000000)...	-0.010	-0.366	0.498	-0.104	-0.017	-0.002	-0.002	-0.202	0.212	-0.007		
6	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	-2.111	-23.480	22.779	1.892	0.608	-0.452	-0.452	-17.009	18.592	-0.357		
7	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	-1.494	11.297	-11.333	1.064	0.800	-0.320	-0.320	8.981	-9.514	1.040		
8	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	3.315	6.844	-12.153	2.154	-0.100	0.853	-0.147	9.700	-10.027	-0.440		
9	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	-0.290	2.752	-1.065	-0.904	-0.467	-0.062	0.938	4.357	-5.072	-0.187		
10	СКОРОСТЬ ПРОДОЛЬНОГО ПЕРЕМЕЩЕНИЯ, ММ/...	0.834	3.144	-3.037	-0.660	-0.267	-0.036	-0.036	1.776	-1.613	-0.107		
11	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ1/5(20.0000000, 35.0000000)...	-0.250	-30.102	14.471	11.501	3.991	0.732	-0.268	3.717	-3.989	0.197		
12	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ2/5(35.0000000, 50.0000000)...	1.394	5.499	-0.725	-5.061	-1.617	-0.216	-0.216	-0.547	0.595	0.353		
13	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ3/5(50.0000000, 65.0000000)...	-0.685	32.844	-26.153	-8.846	-1.100	-0.147	-0.147	9.700	-3.027	-0.440		
14	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ4/5(65.0000000, 80.0000000)...	0.087	15.793	-7.204	-7.128	-1.467	-0.196	-0.196	0.804	-2.734	2.630	-0.587	
15	ЧИСЛО ОБОРОТОВ В МИНУТУ5/5(80.0000000, 95.0000000)...	-0.923	-24.573	16.294	8.769	0.516	-0.198	-0.198	4.065	-4.158	0.407		
16	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА1/5(0.0000000, 0.2000000)...	-0.804	1.635	-7.929	6.961	-0.292	-0.172	-0.172	2.382	-1.093	-0.517		
17	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА2/5(0.0000000, 0.4000000)...	0.181	2.086	-2.683	-2.194	2.683	-0.176	-0.176	-1.920	2.725	-0.527		
18	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА3/5(0.0000000, 0.6000000)...	1.274	-0.620	-4.162	3.739	-0.167	0.844		-1.106	-0.181	0.538		
19	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА4/5(0.0000000, 0.8000000)...	-0.355	-3.081	11.974	-6.545	-1.784	-0.505	0.495	9.255	-9.943	0.486		
20	КОЭФФИЦИЕНТ ЗАПОЛНЕНИЯ БАРАБАНА5/5(0.0000000, 1.0000000)...	-0.073	-0.562	-0.516	1.274	-0.117	-0.016	-0.016	-0.411	0.482	-0.047		

Рисунок 13. Модель INF3 (фрагмент)

### **2.3.4. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей**

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации исходных изображений по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергера и L1- L2-мерам проф.Е.В.Луценко [15]. Классическая количественная мера достоверности моделей: F-мера Ван Ризбергера основана на подсчете суммарного количества верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов обучающей выборки. В мультиклассовых системах классификации, таких как система «Эйдос», один и тот же объект обучающей или распознаваемой выборки может одновременно относиться ко многим классам. Соответственно, при синтезе модели его описание используется для формирования обобщенных образов многих классов, к которым он относится. При использовании модели для классификации определяется степень сходства-различия объекта со всеми классами, причем истинно-положительным решением может являться принадлежность объекта сразу к нескольким классам. В результате такой классификации получается, что объект не просто правильно или ошибочно относится или не относится к различным классам, как в классической F-мере, но правильно или ошибочно относится или не относится к ним в различной степени. Однако классическая F-мера не учитывает того, что объект может, фактически, одновременно относиться ко многим классам (мультиклассовость) и того, что в результате классификации может быть получена различная степень сходства-различия объекта с классами (нечеткость). На многочисленных численных примерах автором установлено, что при истинно-положительных и истинно-отрицательных решениях модуль сходства-различия объекта с классами значительно выше, чем при ложно-положительных и ложно-отрицательных решениях.

Поэтому была предложена L1-мера достоверности моделей [15], учитывающая не просто сам факт истинно или ложно положительного или отрицательного решения, но и степень уверенности классификатора в этих решениях.

Однако при классификации больших данных было обнаружено большое количество ложно-положительных решений с низким уровнем сходства, которые, суммарно могут вносить большой вклад в снижение достоверности модели.

Чтобы преодолеть эту проблему предлагается L2-мера [15], в которой вместо сумм уровней сходства используется средние уровни сходства по различным вариантам классификации.

Таким образом, в системе «Эйдос» применяются меры достоверности моделей, названные L1-мера и L2-мера, смягчающие и

преодолевающие недостатки F-меры. В работе [15] эти меры описаны математически и их применение продемонстрировано на численном примере. В интеллектуальной системе «Эйдос», которая является программным инструментарием автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), реализованы все эти меры достоверности моделей: F, L1 и L2

В режиме 4.1.3.6 кратко и в режиме 4.1.3.7 более подробно показана достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности. В данном случае по L2-мере наивысшую достоверность имеет модель INF3 (рисунок 14):



Рисунок 14. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [16]

Из рисунка 14 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по критерию L2 наиболее достоверной (0,814) является модель INF3 с интегральным критерием «сумма знаний» (частный критерий, аналогичный хи-квадрат). На рисунке 15 приведено частное распределение уровней сходства и различия истинных и ложных положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной модели INF3:

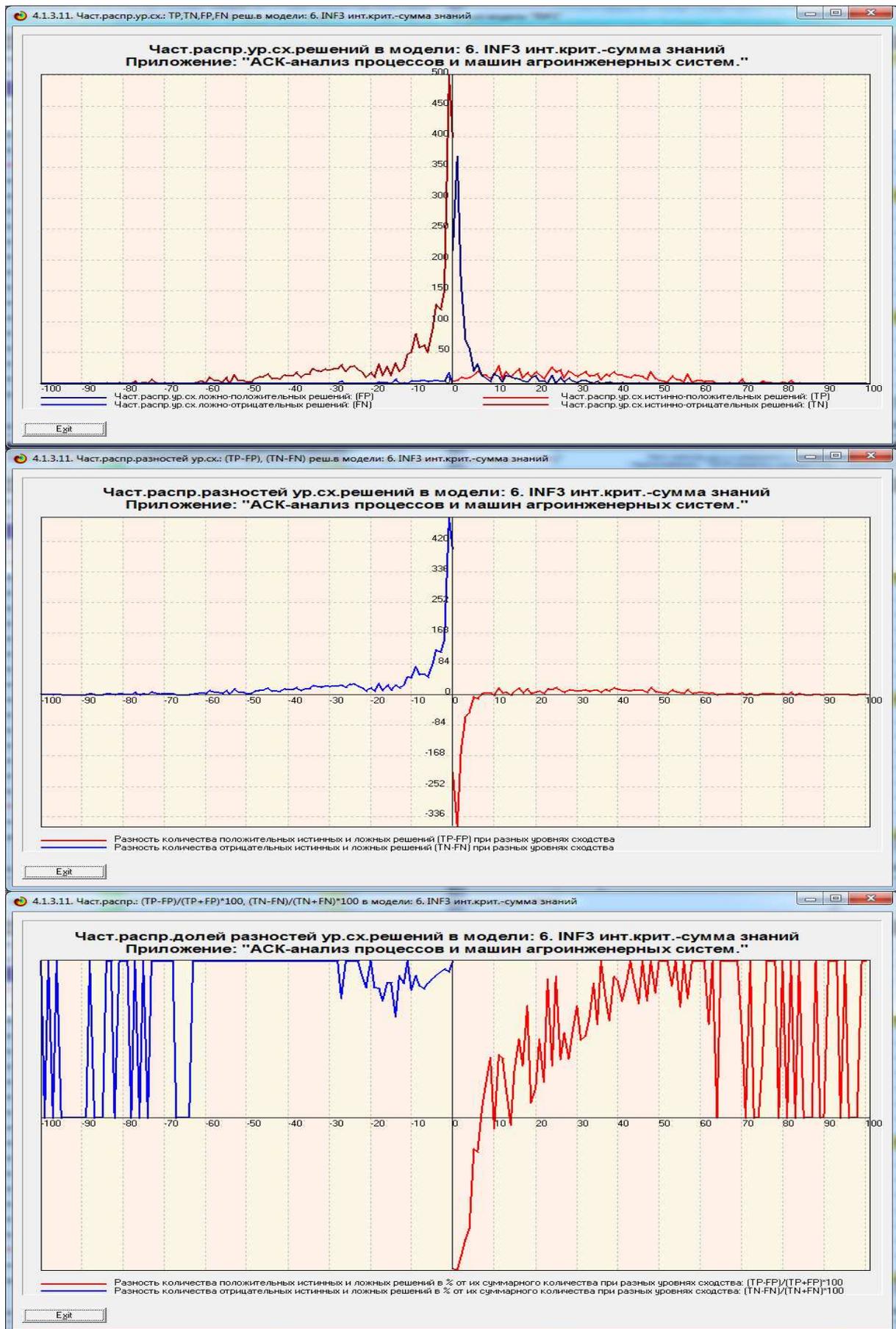


Рисунок 15. Частные распределения уровней схождения

Из рисунка 15 мы видим, что истинных отрицательных решений (т.е. решений о непринадлежности объекта к классу) в данной модели всегда больше чем ложных, а истинных положительных решений (т.е. о принадлежности объекта к классу) больше чем ложных при уровнях сходства выше 7% (при двух исключениях). При этом чем выше уровень сходства, тем выше доля истинных решений. Ложно положительных решений с уровнем сходства выше 35% вообще нет.

Это неплохие и вполне разумные результаты.

### 2.3.5. Повышение качества модели

Обратимся к режиму 3.7.5. Данный режим показывает Парето-зависимость суммарной дифференцирующей мощности модели от числа градаций описательных шкал, рассортированных в порядке убывания их селективной силы (рисунок 16):

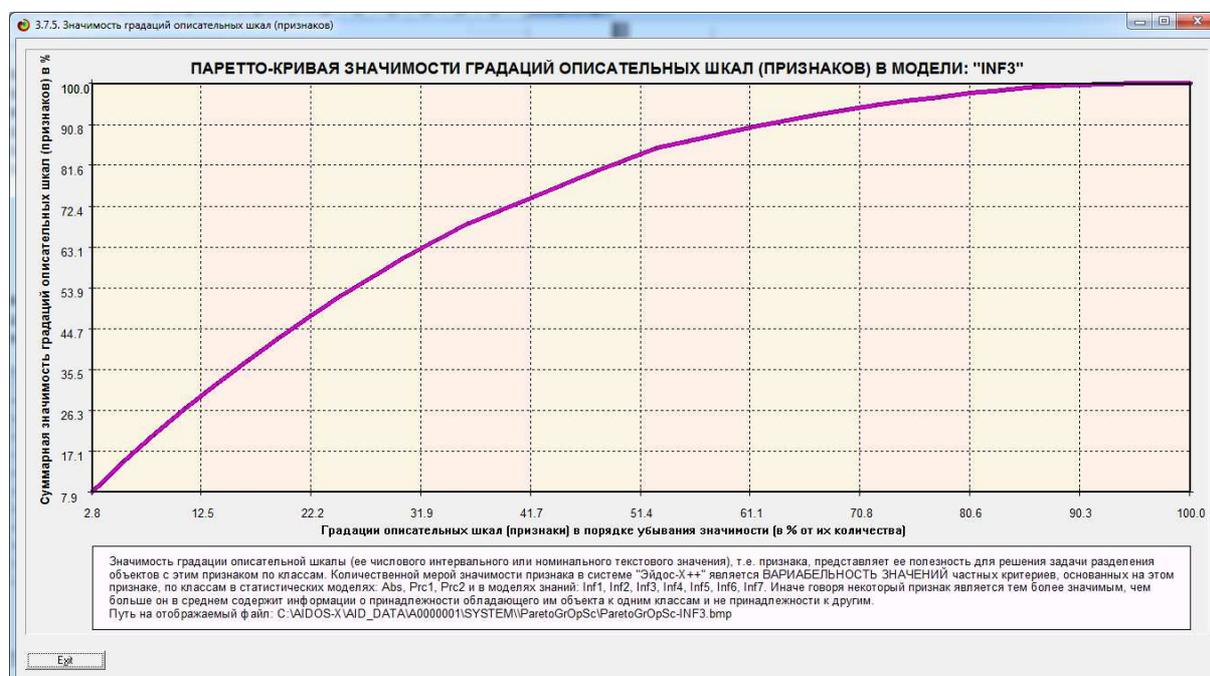


Рисунок 16. Парето-зависимость суммарной дифференцирующей мощности модели от числа градаций описательных шкал, рассортированных в порядке убывания их селективной силы

На основе рисунка 16 и соответствующих таблиц, которые здесь не приводятся из-за ограниченности объема статьи, можно обоснованно сделать следующие выводы:

1. 50% наиболее значимых градаций описательных шкал обеспечивают около 80% суммарной селективной мощности модели.
2. 50% суммарной селективной мощности модели обеспечивается примерно 22% наиболее значимых градаций описательных шкал.

3. Число градаций описательных шкал может быть существенно сокращено без особой потери качества модели путем удаления из модели малозначимых градаций. При этом размерность модели существенно сократится и ее быстродействие соответственно возрастет.

### 2.3.6. Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 2), присвоим наиболее достоверной статус текущей модели. Для это запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 17):

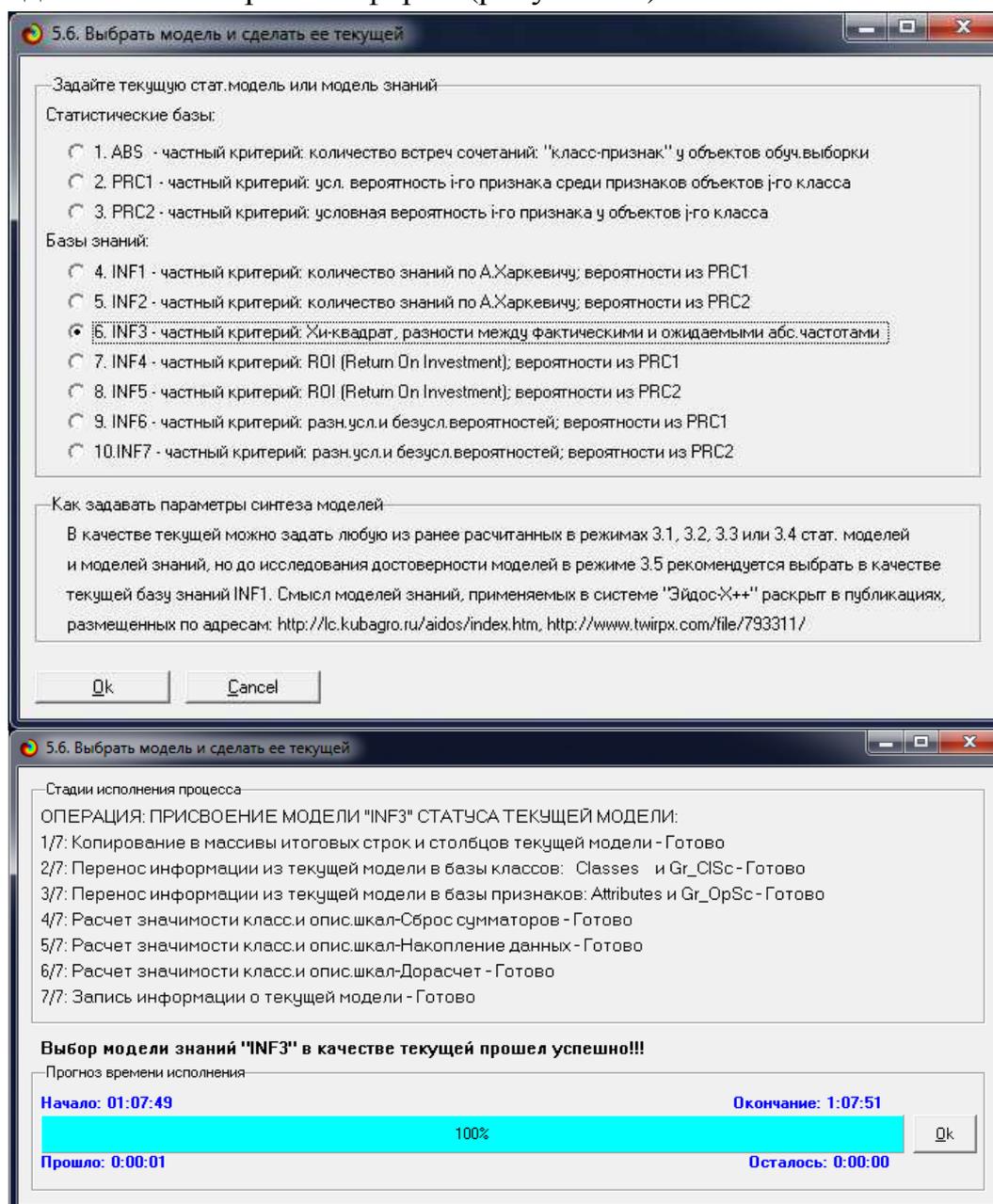


Рисунок 17. Экранные формы придания модели статуса текущей

### 3. Результаты и обсуждение (Results and discussion)

#### 3.1. Диагностика (классификация, распознавание, идентификация) (задача 3)

Решим задачу идентификации в наиболее достоверной модели. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 18):

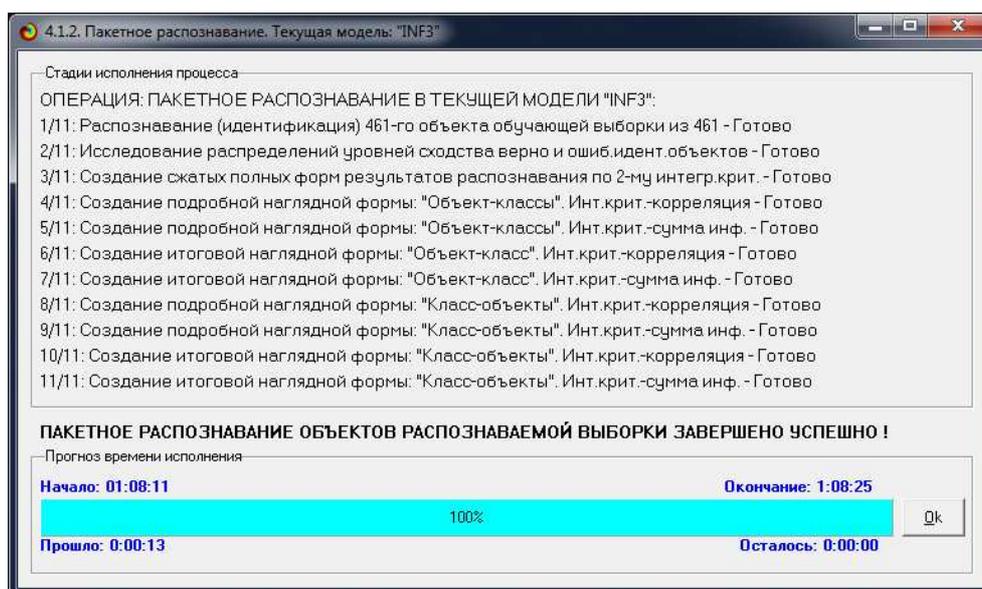
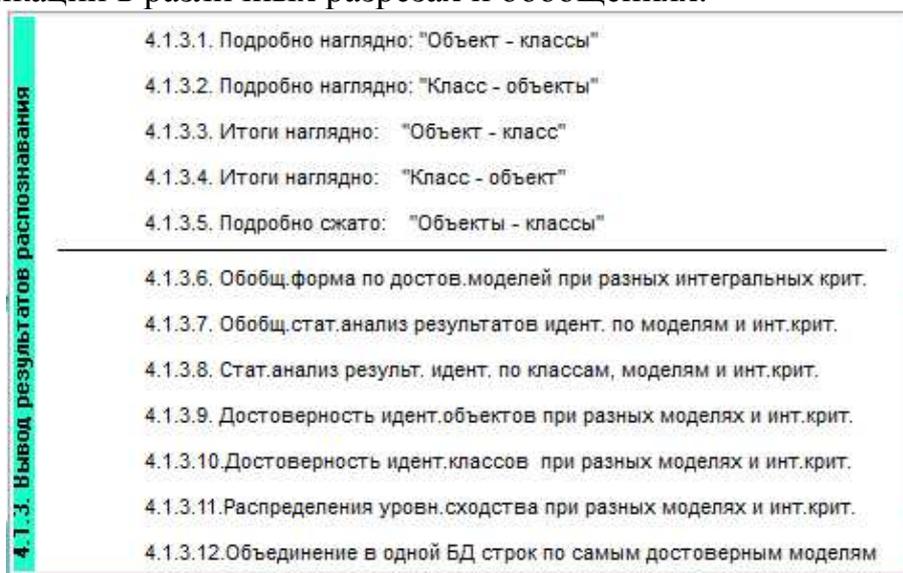


Рисунок 18. Экранная форма отображения процесса решения задачи идентификации в наиболее достоверной модели

Видно, что идентификация 749 примеров в ранее созданных моделях заняла 21 секунду.

Система «Эйдос» формирует 10 выходных форм с результатами идентификации в различных разрезах и обобщениях:



Приведем две формы из этих 10: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 19):

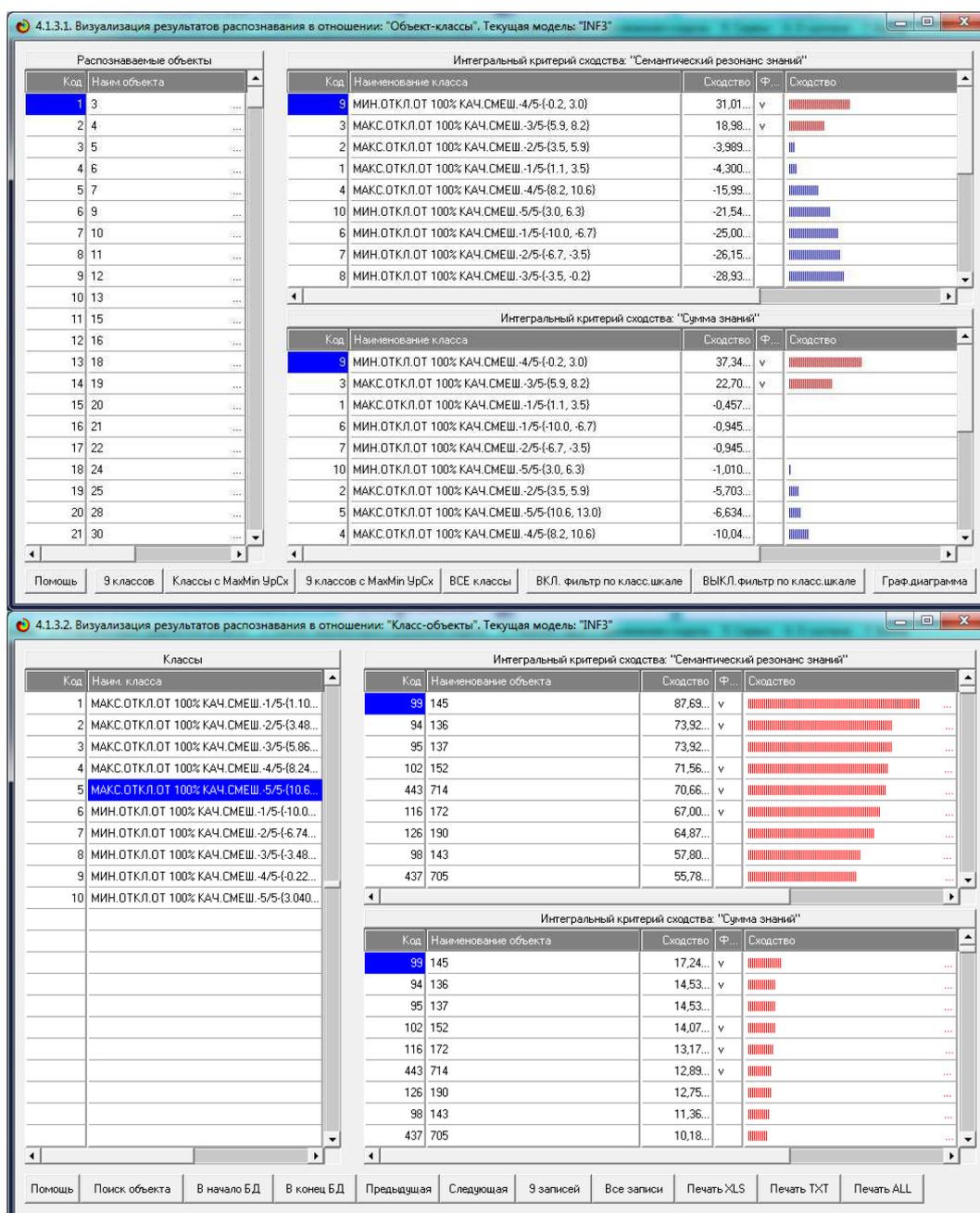


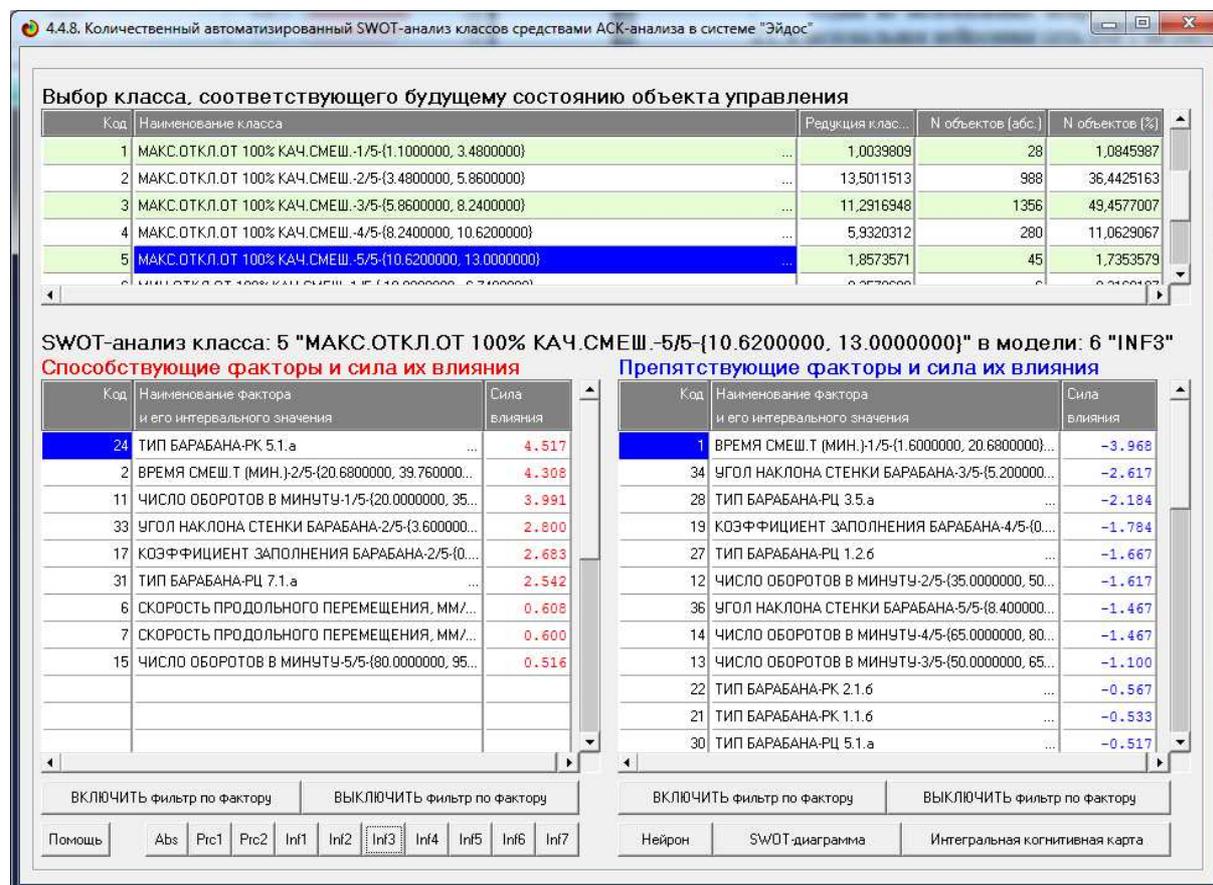
Рисунок 19. Выходные формы по результатам идентификации

### 3.2. Поддержка принятия решений (задача 3)

При принятии решений определяется сила и направления влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам. По сути это решение задачи SWOT-анализа [16]. SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что

эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос». В статье [16] на реальном численном примере подробно описывается возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Предложено решение прямой и обратной задач SWOT-анализа. PEST-анализ рассматривается как SWOT-анализ, с более детализированной классификацией внешних факторов. Поэтому выводы, полученные в статье [16] на примере SWOT-анализа, можно распространить и на PEST-анализ.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи (рисунок 20):



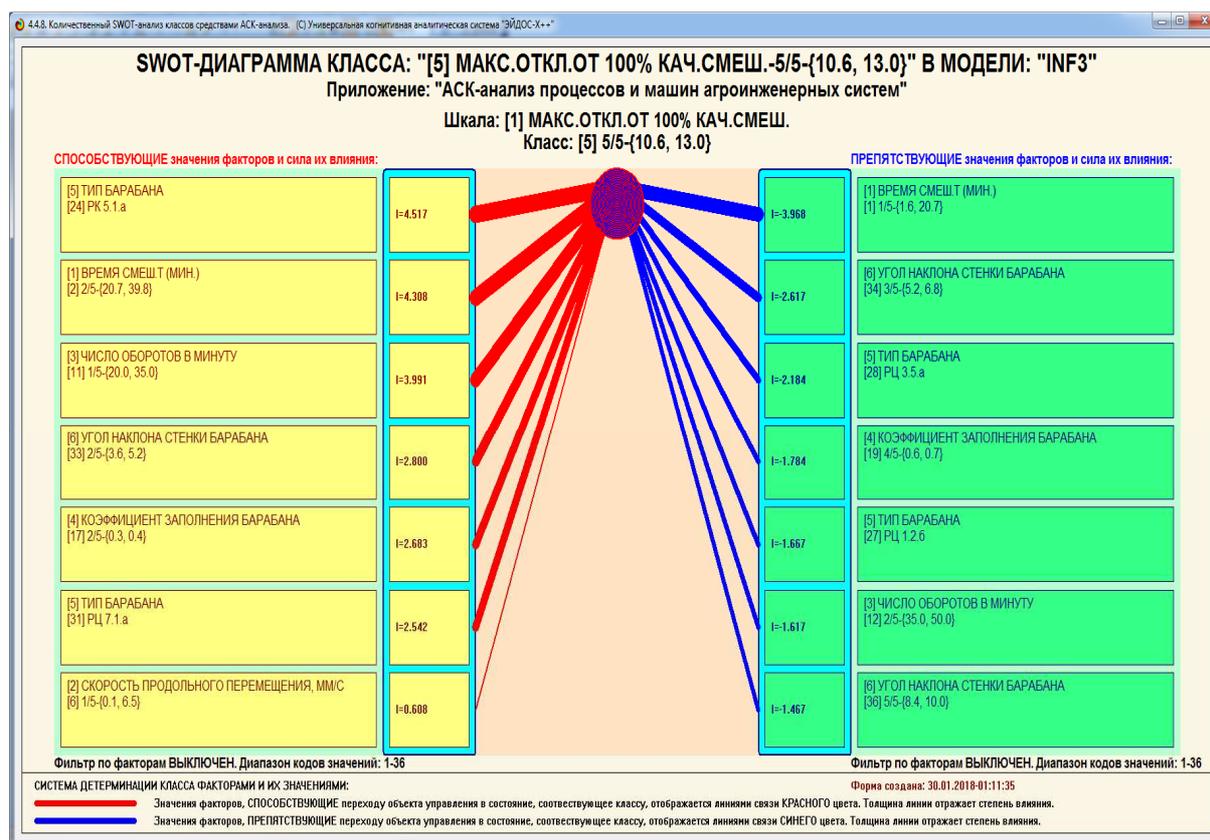


Рисунок 20. Экранные формы решения задачи SWOT-анализа

### 3.3. Исследование предметной области путем исследования ее модели (задача 3)

Исследование моделируемого объекта путем исследования его моделей является корректным, если модель верно отражает моделируемый объект и включает ряд возможностей. Используем те из этих возможностей, которые полезны для решения задачи, поставленной в работе, т.е. для определения рациональных конструктивных особенностей и режимов работы релятивных барабанов для качественного смешивания комбикормов.

#### 3.3.1. Нелокальные нейроны и нейронные сети

В работе [17] автором предложены нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети прямого счета, основанные на теории информации. Эти сети, предложенные автором 15 лет очень сходны с популярным сегодня нейробайесовским подходом [18].

Один из нелокальных нейронов модели INF3 приведен на рисунке 21, а нелокальная нейронная сеть INF3 на рисунке 22:

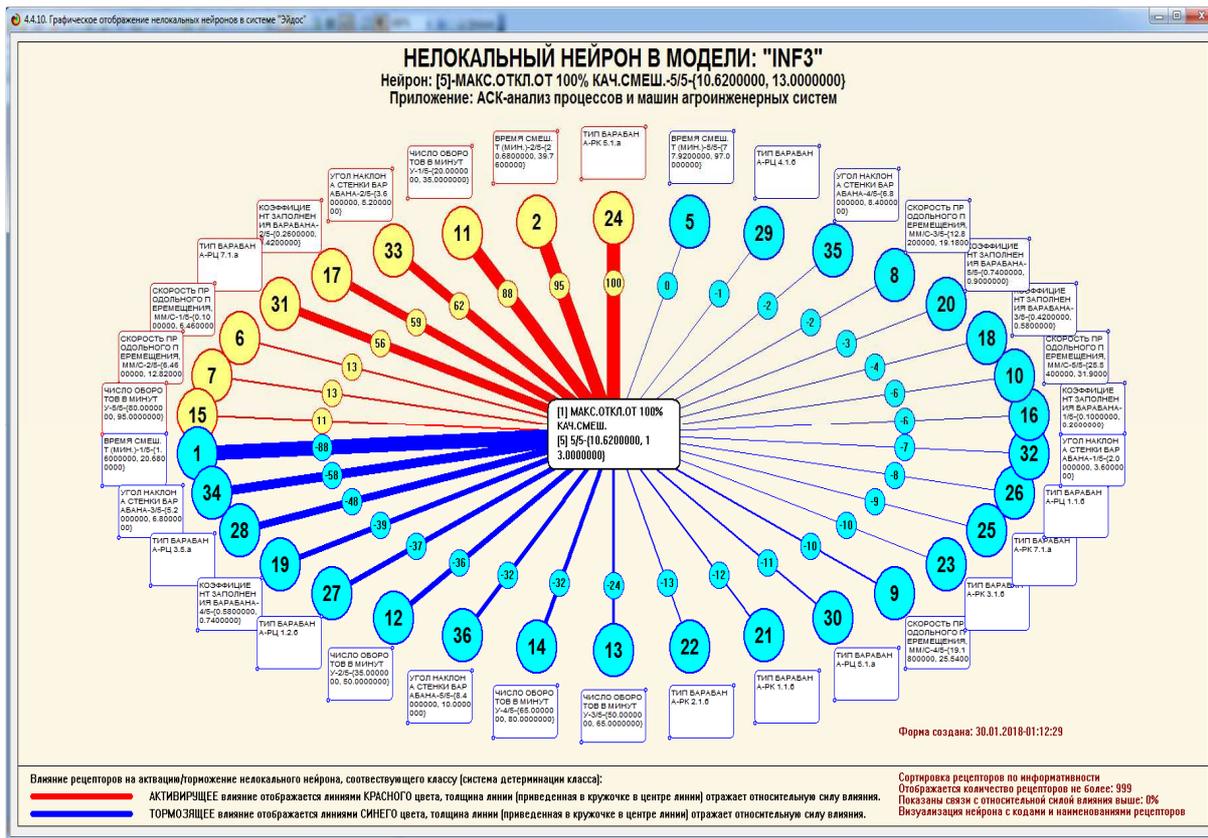


Рисунок 21. Нелокальный нейрон

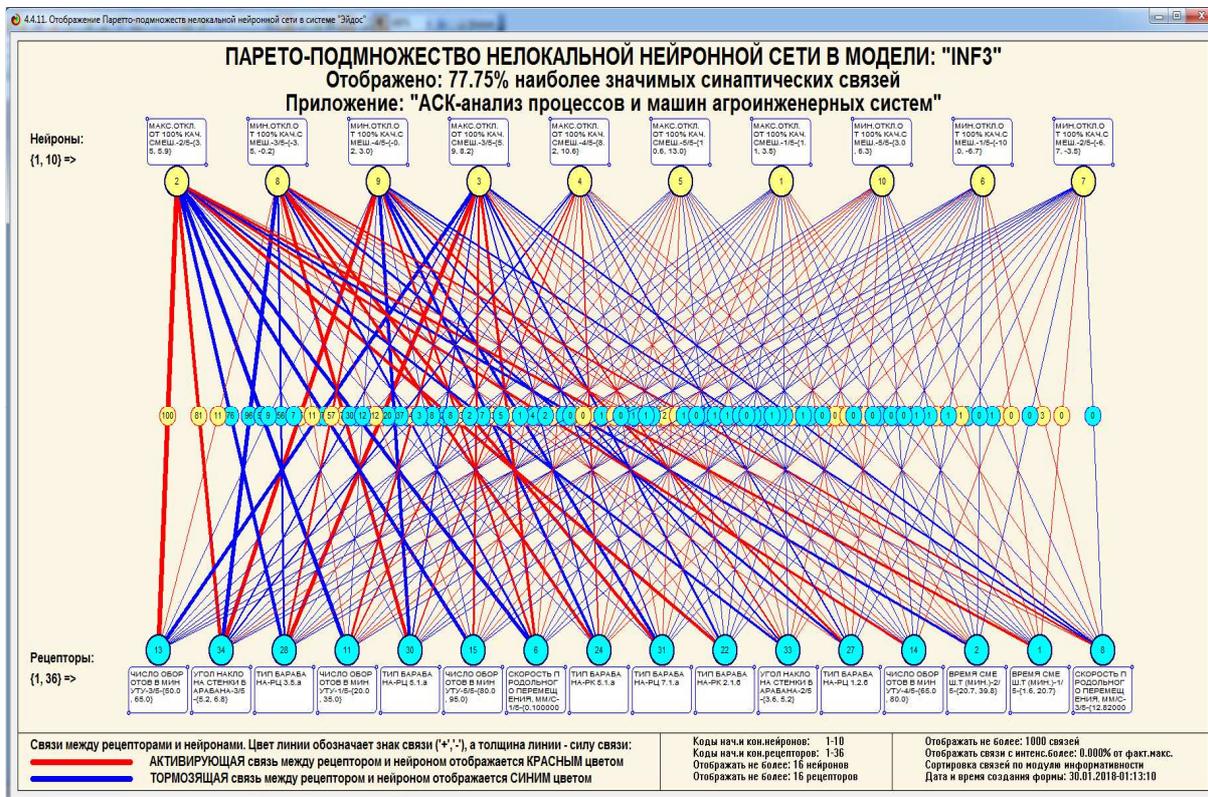


Рисунок 22. Парето-подмножество нелокальной нейронной сети (показаны 77,75% наиболее значимых синаптических связей)

### 3.3.2. Когнитивные диаграммы

В режиме 4.2.2.1 рассчитывается матрица сходства классов, отражающая сходство-различие классов друг с другом (таблица 8).

Таблица 8 – Матрица сходства классов

KOD_CLS	NAME_CLS	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10
1	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-1/5-{1.1000000, 3.4800000}	100,0	15,8	-31,2	7,2	-0,4	51,6	13,2	38,7	-40,0	-8,6
2	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-2/5-{3.4800000, 5.8600000}	15,8	100,0	-82,6	-56,3	-49,6	-19,8	3,7	-10,9	10,5	1,9
3	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-3/5-{5.8600000, 8.2400000}	-31,2	-82,6	100,0	1,4	4,0	-16,4	-13,1	-36,8	36,7	13,8
4	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-4/5-{8.2400000, 10.6200000}	7,2	-56,3	1,4	100,0	72,1	52,3	9,6	71,7	-70,8	-21,3
5	МАКС.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-5/5-{10.6200000, 13.0000000}	-0,4	-49,6	4,0	72,1	100,0	48,3	17,0	50,7	-50,1	-22,4
6	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-1/5-{10.0000000, -6.7400000}	51,6	-19,8	-16,4	52,3	48,3	100,0	29,8	40,2	-43,2	-8,9
7	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-2/5-{6.7400000, -3.4800000}	13,2	3,7	-13,1	9,6	17,0	29,8	100,0	41,0	-43,8	-20,2
8	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-3/5-{3.4800000, -0.2200000}	38,7	-10,9	-36,8	71,7	50,7	40,2	41,0	100,0	-99,8	-21,2
9	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-4/5-{0.2200000, 3.0400000}	-40,0	10,5	36,7	-70,8	-50,1	-43,2	-43,8	-99,8	100,0	17,4
10	МИН.ОТКЛ.ОТ 100% КАЧ.СМЕШ.-5/5-{3.0400000, 6.3000000}	-8,6	1,9	13,8	-21,3	-22,4	-8,9	-20,2	-21,2	17,4	100,0

В графической форме эта таблица отображается в форме когнитивных диаграмм (рисунок 23):

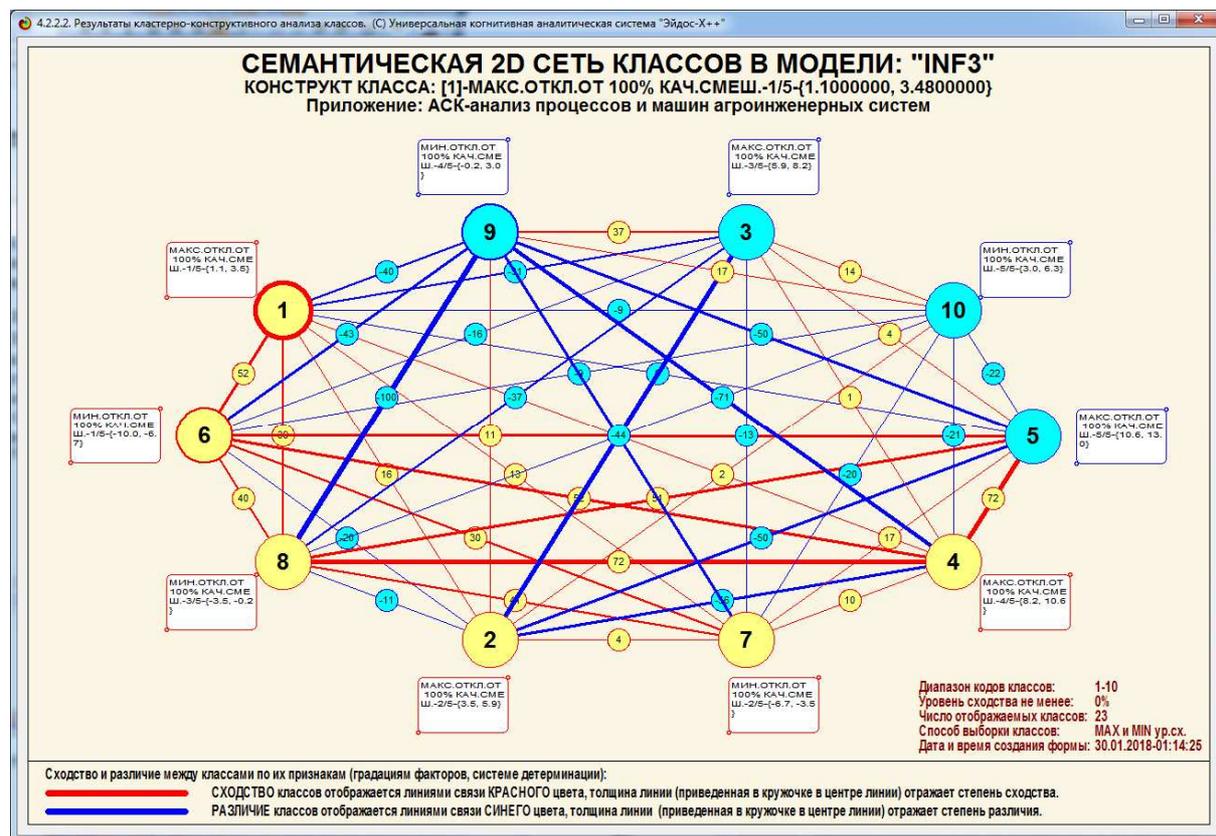


Рисунок 23. Когнитивная диаграмма, отражающая сходство-различие обобщенных образов классов друг с другом

Видно, что классы образуют два кластера, являющиеся полюсами конструкта. В кластеры объединены сходные классы, а на полюсах конструкта находятся противоположные по смыслу кластеры. Малозначимые связи могут отфильтрованы (не отображаться).

В текущей версии системы «Эйдос» реализована дивизивная кластеризация, а агломеративная когнитивная кластеризация была реализована лишь в DOS-версии системы «Эйдос» [19].

### 3.3.2. SWOT и PEST анализ

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос». В статье [27] на реальном численном примере подробно описывается возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Предложено решение прямой и обратной задач SWOT-анализа. PEST-анализ рассматривается как SWOT-анализ, с более детализированной классификацией внешних факторов. Поэтому выводы, полученные в статье [27] на примере SWOT-анализа, можно распространить и на PEST-анализ.

### 3.3.3. Когнитивные функции

*Система «Эйдос» является единственной на данный момент системой, обеспечивающей полностью автоматизированное определение количества информации в значениях аргумента о значениях функции непосредственно на основе эмпирических данных и визуализацию на этой основе прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций [2].*

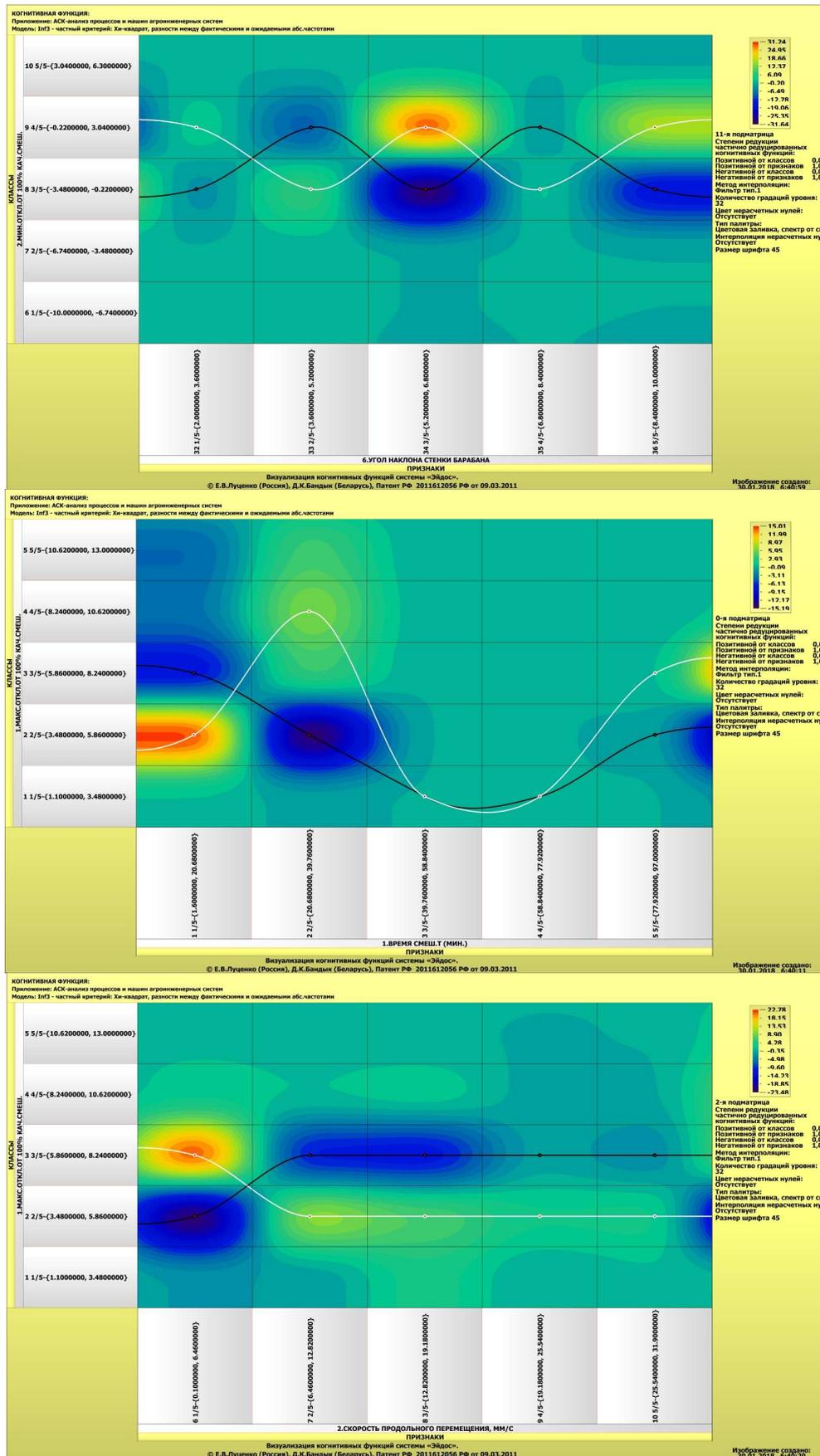
Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие

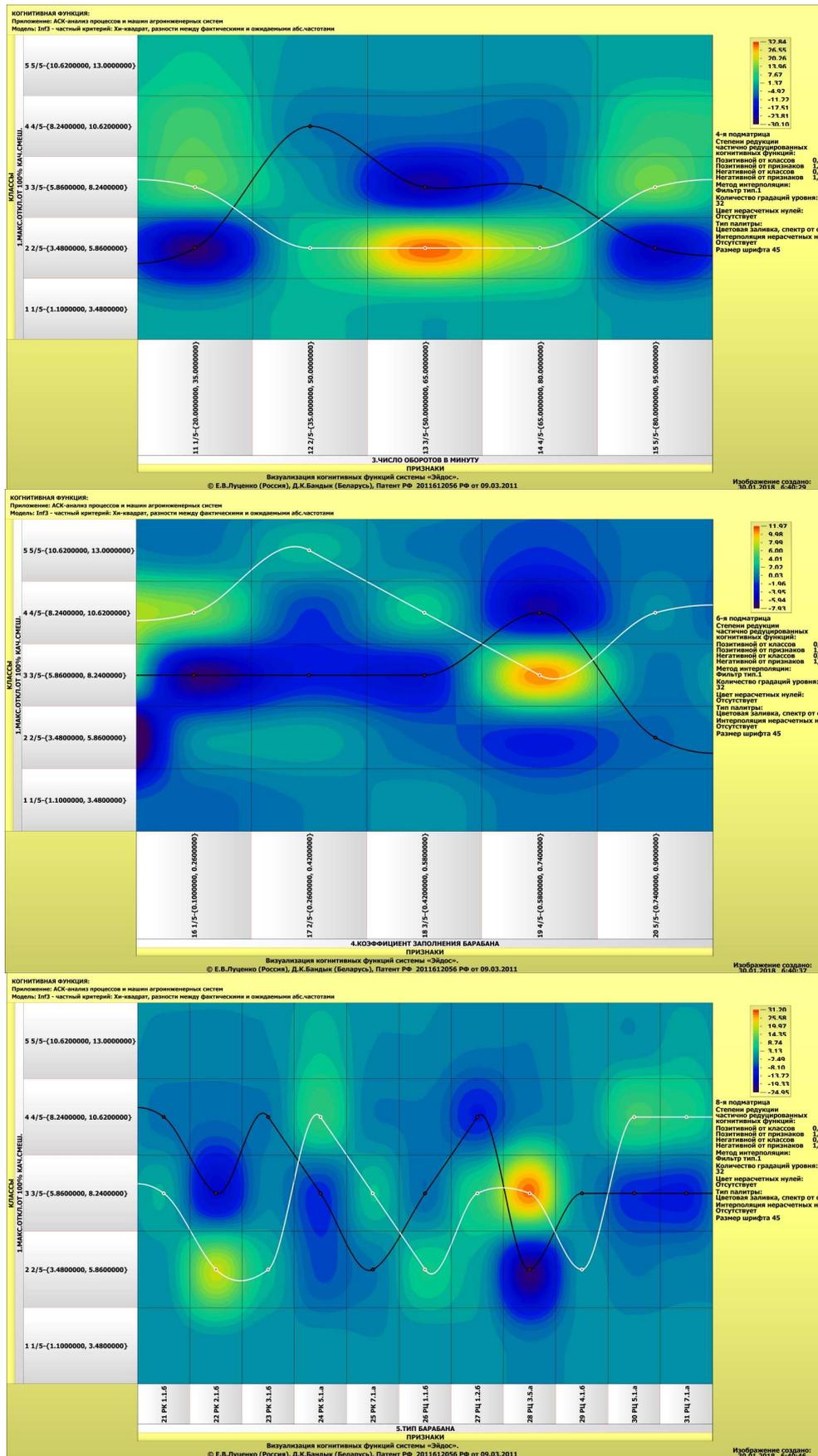
классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции 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 значениях 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.

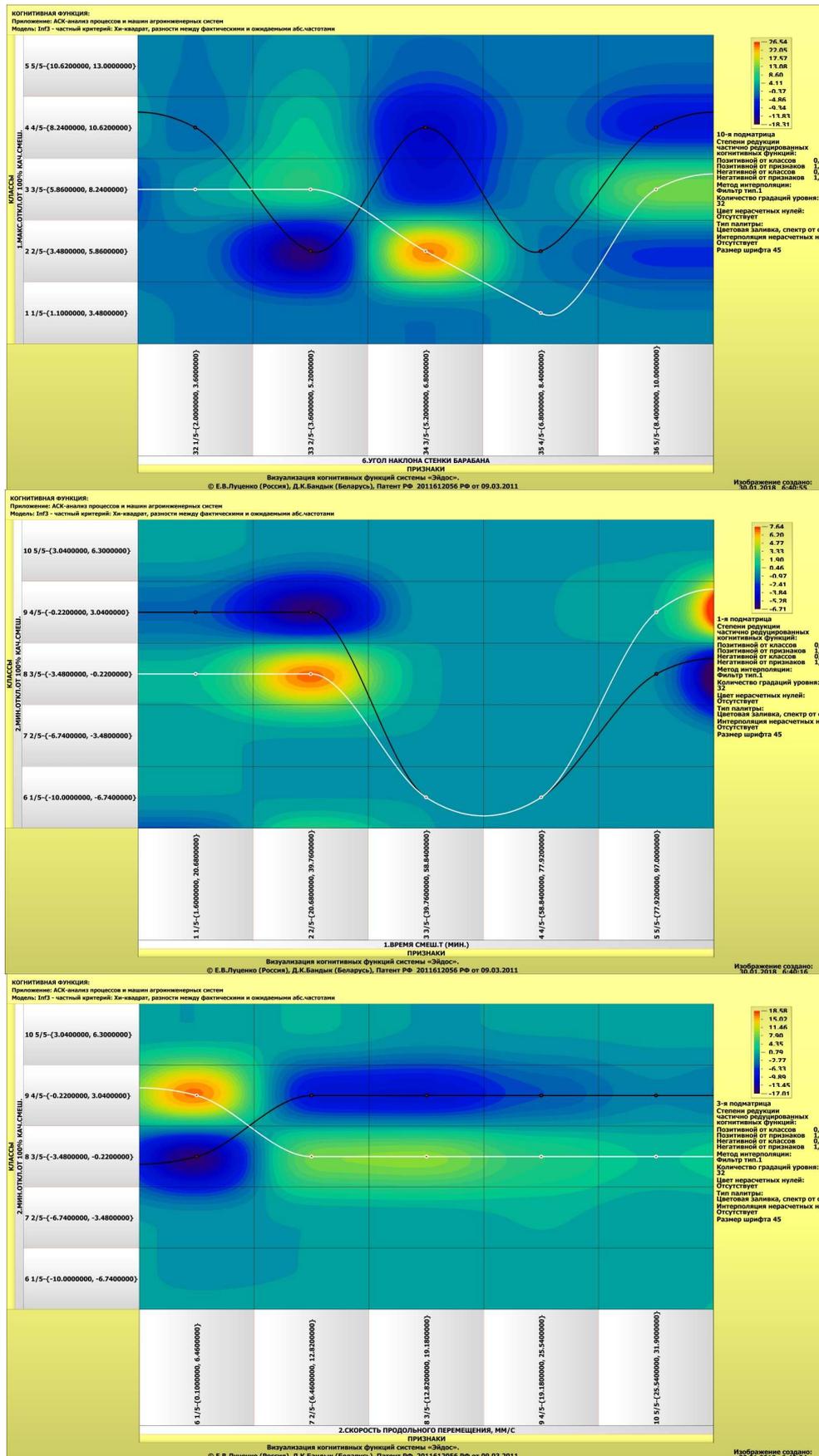
Отметим, что полученные и отраженные в форме когнитивных функций причинно-следственные зависимости обнаружены непосредственно на основе эмпирических данных путем преобразования их в информацию, а ее в знания и отражают факты, а не их теоретическое объяснение (теоретическую интерпретацию), разработка которой является делом специалиста, хорошо содержательно разбирающегося в моделируемой предметной области.

Выводы и рекомендации по рациональному выбору конструктивных особенностей и режимов работы сложных технических систем, полученные на основе SWOT-диаграмм и когнитивных функций, совпадают.

Ниже приведены когнитивные функции, отражающие зависимость значений классификационных шкал (классов) от значений описательных шкал (факторов) (рисунки 24).







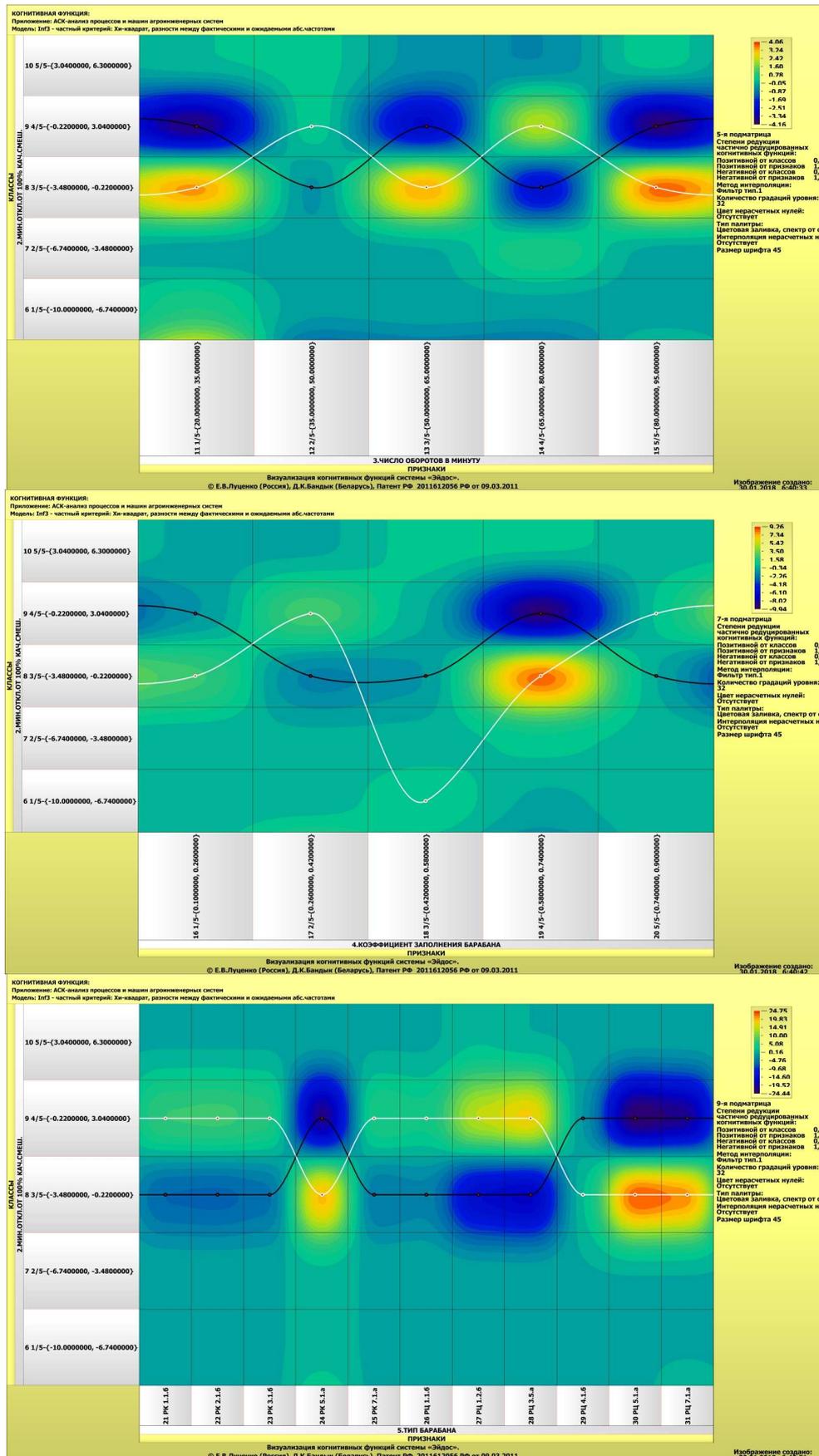


Рисунок 24. Когнитивные функции

## **7. Выводы, рекомендации и перспективы**

### **4. Выводы (Conclusions)**

#### **4.1. Эффективность предложенного решения проблемы (задача 4)**

Как показывает анализ результатов численного эксперимента предложенное и реализованное в системе «Эйдос» решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута.

#### **4.2. Ограничения и недостатки предложенного решения проблемы и перспективы его развития путем их преодоления этих ограничений и недостатков (задача 5)**

Вместе с тем, было обнаружено, что длительность решения задачи от синтеза модели до получения выходных форм, приведенных в статье, на приведенных данных, составляет около 10 минут.

Это означает, что говорить о решении задачи в *режиме реального времени, например при динамическом изменении параметров моделируемой системы*, не приходится. Решение этой задачи представляет большой научный и практический интерес.

Сделать это планируется уже в последующих работах.

#### **4.3. Заключение**

В сложных многопараметрических технических системах происходят многочисленные и разнообразные физические процессы, которые, с одной стороны, оказывают существенное влияние на характеристики этих систем, а с другой стороны, крайне сложно поддаются описанию в виде содержательных аналитических моделей, основанных на уравнениях, т.к. эти модели должны учитывать специфические особенности систем. Вследствие этого разработка содержательных аналитических моделей является *«штучной работой»* и связана с большим количеством упрощающих допущений, снижающих их универсальность и достоверность.

Но известен и другой принцип моделирования: построение феноменологических информационных моделей, т.е. моделей, не имеющих аналитической формы представления и описывающих моделируемую систему чисто внешне как «черный ящик». Такие модели могут строиться непосредственно на основе эмпирических данных и при наличии соответствующего программного инструментария это может быть по

**типовой** технологии намного быстрее и значительно менее трудоемко, чем разработка содержательных аналитических моделей.

С другой стороны феноменологические информационные модели могут быть вполне достаточны для определения рациональных конструктивных особенностей и параметров режимов работы сложных технических систем. Кроме того такие феноменологические модели могут рассматриваться в качестве первого этапа разработки содержательных аналитических моделей.

Предлагается применить для создания феноменологических моделей сложных технических систем новый универсальный инновационный метод искусственного интеллекта: автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос». В системе «Эйдос» реализован программный интерфейс, обеспечивающий непосредственный ввод в систему больших объемов эмпирических данных из Excel-файла.

***Система «Эйдос» непосредственно на основе эмпирических (экспериментальных) данных позволяет рассчитать какое количество информации о результатах работы технической системы содержится в фактах наличия у нее определенных конкретных конструктивных элементов и в определенных значениях параметров режимов ее работы.*** На этой основе системой предлагаются научно-обоснованные и адекватные рекомендации по рациональному выбору конструктивных особенностей и параметров режимов работы моделируемой системы.

Таким образом, метод АСК-анализа может быть применен для анализа и рационального выбора конструктивных особенностей и параметров режимов работы технических систем, т.е. задача, поставленная в работе, успешно решена.

Отметим, что АСК-анализ и его программный инструментарий интеллектуальная система «Эйдос» позволяют моделировать не только физико-технические характеристики сложных технических систем, но и их ***социальные свойства***, такие, например, как ***финансово-экономические и инженерно-психологические***. Можно исследовать как конструктивные особенности и параметры режимов работы сложных технических систем влияют на финансово-экономическую и инженерно-психологическую эффективность применения этих систем и на этой основе выбирать их рациональные конструктивные особенности и режимы работы.

Материалы данной статьи и предлагаемый в ней подход могут быть использованы при преподавании дисциплин: интеллектуальные системы; инженерия знаний и интеллектуальные системы; интеллектуальные технологии и представление знаний; представление знаний в интеллектуальных системах; основы интеллектуальных систем; введение в

нейроматематику и методы нейронных сетей; основы искусственного интеллекта; интеллектуальные технологии в науке и образовании; управление знаниями; автоматизированный системно-когнитивный анализ и интеллектуальная система «Эйдос»; которые автор ведет в настоящее время<sup>2</sup>, а также и в других дисциплинах, связанных с преобразованием данных в информацию, а ее – в знания и применением этих знаний для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области (а это практически все дисциплины во всех областях науки), например: Моделирование в агроинженерии [21].

Этим и другим применениям должно способствовать и то, что система «Эйдос» является мультязычной on-line средой и находится в полном открытом бесплатном доступе (причем с подробно комментированными открытыми исходными текстами: <http://lc.kubagro.ru/AIDOS-X.txt>) на сайте автора по адресу: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>.

Презентация к данной статье находится по адресу: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/upload/02.zip>

## 5. Благодарности (Acknowledgements)

Автор выражает благодарность докторам технических наук, профессорам Г.В. Серге и В.Ю. Фролову, а также кандидату технических наук доценту А.Ю.Марченко за любезное предоставление реальных экспериментальных данных для численного эксперимента, приведенного в качестве примера в данной статье [13, 14]. В этих статьях проведен и более детальный агроинженерный анализ полученных результатов. В частности, этот анализ показал, что результаты, полученные с помощью системно-когнитивных моделей, совпадают с экспертными оценками.

## Список литературы (References)

1. 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>
2. 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>
3. 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

---

<sup>2</sup> [http://lc.kubagro.ru/My\\_training\\_schedule.doc](http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc)

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.

4. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л.

5. 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.

6. 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.

7. Луценко Е.В., Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС". Пат. № 2003610986 РФ. Заяв. № 2003610510 РФ. Оpubл. от 22.04.2003. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610986.jpg>, 3,125 у.п.л.

8. Луценко Е.В., Универсальная когнитивная аналитическая система "ЭЙДОС-Х++". Пат. № 2012619610 РФ. Заявка № 2012617579 РФ от 10.09.2012. Зарегистр. 24.10.2012. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012619610.jpg>, 3,125 у.п.л.

9. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.

10. 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.

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

12. Луценко Е.В. Автоматизация Функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе АСК-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар:

КубГАУ, 2017. – №07(131). С. 1 – 18. – IDA [article ID]: 1311707001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/07/pdf/01.pdf>, 1,125 у.п.л.

13. Луценко Е.В. Теория информации и когнитивные технологии в моделировании сложных многопараметрических динамических технических систем / Е.В. Луценко, Г.В. Серга // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 68 – 115. – IDA [article ID]: 1211607002. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/02.pdf>, 3 у.п.л.

14. Марченко А.Ю. Применение АСК-анализа для определения рациональных конструктивных особенностей и параметров режимов работы релятивных винтовых барабанов для смешивания комбикормов / А.Ю. Марченко, Е.В. Луценко, В.Ю. Фролов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №06(120). С. 1 – 48. – IDA [article ID]: 1201606001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/06/pdf/01.pdf>, 3 у.п.л.

15. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергера 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.

16. 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.

17. 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.

18. Artem Artemov, Eugeny Lutsenko, Edward Ayunts, Ivan Bolokhov/ Informational Neurobayesian Approach to Neural Networks Training. Opportunities and Prospects // *arXiv Computer Science, Learning (cs.LG)* // *arXiv preprint arXiv:1710.07264*. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1710.07264>

19. 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.

20. Сайт автора АСК-анализа проф.Е.В.Луцекко: <http://lc.kubagro.ru/>

21. Гордеев А.С.. Моделирование в агроинженерии. Мичуринский государственный аграрный университет, 2007. <https://www.twirpx.com/file/265678/>

#### Spisok literatury (References)

1. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivnymi ob#ektami (sistemnaja teorija informacii i ee primenenie v issledovanii jekonomicheskikh, social'no-psihologicheskikh, tehnologicheskikh i organizacionno-tehnicheskikh sistem): Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>
2. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaja nechetkaja interval'naja matematika. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>
3. Lucenko E.V. Problemy i perspektivy teorii i metodologii nauchnogo poznaniya i avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz kak avtomatizirovannyj metod nauchnogo poznaniya, obespechivajushhij sodержatel'noe fenomenologicheskoe modelirovanie / 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.
4. Lucenko E.V. Otkrytaja masshtabiruemaja interaktivnaja intellektual'naja on-line sreda dlja obuchenija i nauchnyh issledovanij na baze ASK-analiza i sistemy «JeJdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №06(130). S. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 u.p.l.
5. 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.
6. Lucenko E.V., Universal'naja avtomatizirovannaja sistema analiza, monitoringa i prognozirovaniya sostojanij mnogoparametricheskikh dinamicheskikh 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.
7. Lucenko E.V., Universal'naja kognitivnaja analiticheskaja sistema "JeJDOS". Pat. № 2003610986 RF. Zajav. № 2003610510 RF. Opubl. ot 22.04.2003. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2003610986.jpg>, 3,125 u.p.l.
8. Lucenko E.V., Universal'naja kognitivnaja analiticheskaja sistema "JeJDOS-X++". Pat. № 2012619610 RF. Zajavka № 2012617579 RF ot 10.09.2012. Zaregistr. 24.10.2012. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2012619610.jpg>, 3,125 u.p.l.
9. Lucenko E.V., Otkrytaja masshtabiruemaja interaktivnaja intellektual'naja on-line sreda «JeJdos» («JeJdos-online»). Svid. RosPatenta RF na programmu dlja JeVM, Zajavka № 2017618053 ot 07.08.2017, Gos.reg.№ 2017661153, zaregistr. 04.10.2017. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 u.p.l.
10. 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.
11. Lucenko E.V. Modelirovanie slozhnyh mnogofaktornyh nelinejnyh ob#ektov upravlenija na osnove fragmentirovannyh zashumlennyh jempiricheskikh dannyh bol'shoj razmernosti v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «JeJdos-H++» / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU)

[Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 u.p.l.

12. Lucenko E.V. Avtomatizacija Funkcional'no-stoimostnogo analiza i metoda "Direkt-kosting" na osnove ASK-analiza i sistemy "Jejdos" (avtomatizacija upravlenija natural'noj i finansovoj jeffektivnost'ju zatrat bez sodержatel'nyh tehnologicheskikh i finansovo-jekonomicheskikh raschetov na osnove informacionnyh i kognitivnyh tehnologij i teorii upravlenija) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №07(131). S. 1 – 18. – IDA [article ID]: 1311707001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/07/pdf/01.pdf>, 1,125 u.p.l.

13. Lucenko E.V. Teorija informacii i kognitivnye tehnologii v modelirovanii slozhnyh mnogoparametricheskikh dinamicheskikh tehniceskikh sistem / E.V. Lucenko, G.V. Serga // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №07(121). S. 68 – 115. – IDA [article ID]: 1211607002. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/02.pdf>, 3 u.p.l.

14. Marchenko A.Ju. Primenenie ASK-analiza dlja opredelenija racional'nyh konstruktivnyh osobennostej i parametrov rezhimov raboty reljativnyh vintovyh barabanov dlja smeshivaniya kombikormov / A.Ju. Marchenko, E.V. Lucenko, V.Ju. Frolov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №06(120). S. 1 – 48. – IDA [article ID]: 1201606001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/06/pdf/01.pdf>, 3 u.p.l.

15. 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 // Politematicheskij setевой 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.

16. Lucenko E.V. Kolichestvennyj avtomatizirovannyj SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual'noj sistemy «Jejdos-H+++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой 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.

17. Lucenko E.V. Sistemnaja teorija informacii i nelokal'nye interpretiruemye nejronnye seti prjamogo scheta / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой 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.

18. Artem Artemov, Eugeny Lutsenko, Edward Ayunts, Ivan Bolokhov/ Informational Neurobayesian Approach to Neural Networks Training. Opportunities and Prospects // arXiv Computer Science, Learning (cs.LG) //arXiv preprint arXiv:1710.07264. – Rezhim dostupa: <https://arxiv.org/pdf/1710.07264>

19. Lucenko E.V. Metod kognitivnoj klasterizacii ili klasterizacija na osnove znaniij (klasterizacija v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos») / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №07(071). S. 528 – 576. – Shifr

Informregistra: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 u.p.l.

20. Sajt avtora ASK-analiza prof.E.V.Luceko: <http://lc.kubagro.ru/>

21. Gordeev A.S.. Modelirovanie v agroinzhenerii. Michurinskij gosudarstvennyj agrarnyj universitet, 2007. <https://www.twirpx.com/file/265678/>