

УДК 004.8  
05.00.00. Технические науки

**АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ СПЕКТРАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ КОНКРЕТНЫХ И ОБОБЩЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В СИСТЕМЕ "ЭЙДОС" (ПРИМЕНЕНИЕ ТЕОРИИ ИНФОРМАЦИИ И КОГНИТИВНЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В СПЕКТРАЛЬНОМ АНАЛИЗЕ)**

Луценко Евгений Вениаминович  
д.э.н., к.т.н., профессор  
Scopus Author ID: 57191193316  
РИНЦ SPIN-код: 9523-7101  
[prof.lutsenko@gmail.com](mailto:prof.lutsenko@gmail.com)

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

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) изображений обеспечивает автоматическое выявление признаков конкретных изображений из цветов пикселей и контуров изображений, синтез обобщенных образов изображений (классов), выявление наиболее характерных и нехарактерных для классов признаков изображений, определение ценности признаков изображений для их различения, удаление из модели малоценных признаков (абстрагирование), решение задач количественного сравнения конкретных изображений с обобщенными образами классов и обобщенных образов классов друг с другом, а также задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. В работе рассматриваются новые возможности АСК-анализа и реализующей его интеллектуальной системы «Эйдос», обеспечивающие выявление признаков изображений путем их спектрального анализа, формирования обобщенных спектров классов, решение задач сравнения изображений конкретных объектов с классами и классов друг с другом по их спектрам. Впервые стало возможным формировать обобщенные спектры классов с весами цветов по степени их характерности и нехарактерности для классов, причем это не интенсивность цвета в спектре, а количество информации в цвете о принадлежности объекта с этим цветом к данному классу. По сути, речь идет об обобщении спектрального анализа путем применением интеллектуальных когнитивных технологий и теории информации в спектральном анализе. Во-первых, все говорят о том, что в спектральных линиях содержится информация о том, какой элемент или вещество входят в состав объекта, но никто не удосужился посчитать какое же это конкретно количество этой информации, а затем использовать его для определения состава объекта методы распознавания образов, основанные на использовании этой информации. Во-вторых, спектральный анализ традиционно используется для определения эле-

UDC 004.8  
Engineering

**AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS OF SPECIFIC SPECTRAL AND INTEGRATED IMAGES IN "EIDOS" SYSTEM (APPLICATION OF INFORMATION THEORY AND COGNITIVE TECHNOLOGIES IN SPECTRAL ANALYSIS)**

Lutsenko Eugeny Veniaminovich  
Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor  
Scopus Author ID: 57191193316  
RSCI SPIN-code: 9523-7101  
[prof.lutsenko@gmail.com](mailto:prof.lutsenko@gmail.com)

*Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia*

Automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) for images provides automatic identification of specific characteristics of the given images from the color of the pixels and image edges, the synthesis of generalized images of pictures (classes), identifying the most and the least specific image features for the class, determining values of features of images for their differentiation, deletion low-value characteristics (abstraction) from the model, problem solving for quantitative comparison of specific images with generalized images of classes and generalized images of the classes with each other, and objectives of the study of the simulated subject area by studying its model. The work discusses the new features of the ASC-analysis and its implementing intellectual system called "Eidos" for identifying features of images using their spectral analysis, formation of the generalized spectra of classes, the task of comparison of images of specific objects to classes and classes with each other in their spectra. For the first time, it became possible to form the generalized spectra of classes with weights of the colors according to their degree of specificity and unspecific features for classes, and it is not the intensity of the color in the spectrum, but the amount of information in the color on the linking the object with that color to the class. In fact, there is a question of generalization of spectral analysis by using intelligent cognitive technologies and information theory in the spectral analysis. First, everyone is talking about the fact that spectral lines contain information about which element or substance is included in the object, but no one bothered to count what exactly the amount of information is and then use it to determine the composition of the object pattern recognition methods based on the use of this information. Second, spectral analysis is traditionally used to determine the elemental and molecular composition of the object; we propose to use it not only for that, but also to identify any images. A numerical example has been given

ментарного и молекулярного состава объекта, а мы предлагаем использовать его не только для этого, но и для идентификации любых изображений. Приводится численный пример

Ключевые слова: АСК-АНАЛИЗ, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ СПЕКТРАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ, КОНКРЕТНЫЕ ОБОБЩЕННЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ, СИСТЕМА "ЭЙДОС", ТЕОРИЯ ИНФОРМАЦИИ, КОГНИТИВНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

Keywords: ASC-ANALYSIS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE SPECTRUM ANALYSIS, SPECIFIC GENERALIZED IMAGE, "EIDOS", INFORMATION THEORY, COGNITIVE TECHNOLOGIES

Doi: 10.21515/1990-4665-128-001

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>1. ВВЕДЕНИЕ .....</b>	<b>3</b>
<b>2. КРАТКО ОБ АСК-АНАЛИЗЕ И СИСТЕМЕ «ЭЙДОС» .....</b>	<b>4</b>
2.1. Что же такое АСК-анализ? .....	4
2.2. Работы каких ученых сыграли большую роль в создании АСК-анализа? .....	4
2.3. Кем и когда создан АСК-анализ? .....	5
2.4. Что включает в себя АСК-анализ? .....	6
2.5. Какие ученые принимали и сейчас принимают участие в развитии АСК-анализа? .....	8
2.6. Каков индекс цитирования ученых, принимающих участие в развитии АСК-анализа? .....	8
2.7. Докторские и кандидатские диссертации защищенные с применением АСК-анализа в различных областях науки .....	8
2.8. Сколько грантов РФФИ и РГНФ выполнено и выполняется с применением АСК-анализа? .....	9
2.9. Сколько монографий, патентов, публикаций, входящих в Перечень ВАК есть по АСК-анализу? .....	10
2.10. В каких областях и где уже применялись АСК-анализ и система «Эйдос»? .....	11
2.11. В каких областях может применяться АСК-анализ? .....	13
2.12. INTERNET-ССЫЛКИ ПО АСК-АНАЛИЗУ .....	13
2.13. О ПЛАГИАТОРАХ, ИСПОЛЬЗУЮЩИХ РАБОТЫ ПО АСК-АНАЛИЗУ, НАХОДЯЩИЕСЯ В INTERNET В ОТКРЫТОМ ДОСТУПЕ .....	13
<b>3. ЧИСЛЕННЫЙ ПРИМЕР .....</b>	<b>14</b>
3.1. Постановка задачи .....	14
3.2. Логика решения задачи: ПРЕОБРАЗОВАНИЕ ДАННЫХ В ИНФОРМАЦИЮ, А ЕЕ В ЗНАНИЯ .....	15
3.3. Исходные данные .....	20
3.4. ФОРМАЛИЗАЦИЯ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ .....	21
3.4.1. Классификационные и описательные шкалы и градации .....	25
3.4.2. Обучающая выборка .....	26
3.5. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛИ .....	27
3.6. СПЕКТРЫ КОНКРЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ .....	29
3.7. СПЕКТРЫ ОБОБЩЕННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ КЛАССОВ .....	34
3.8. ВЫБОР НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ И ПРИДАНИЕ ЕЙ СТАТУСА ТЕКУЩЕЙ .....	37
3.9. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ .....	41
3.9.1. Решение задачи сравнения конкретных изображений с обобщенными образами классов .....	41
3.9.2. Решение задачи сравнения обобщенных образов классов друг с другом (задача кластерно-конструктивного анализа классов) .....	42
3.9.3. Решение задачи сравнения обобщенных образов признаков друг с другом (задача кластерно-конструктивного анализа признаков) .....	43
3.9.4. Решение задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели (автоматизированный SWOT-анализ) .....	46
3.9.5. Нелокальные нейроны классов .....	50
<b>4. ВЫВОДЫ .....</b>	<b>53</b>
<b>5. ВОЗМОЖНЫЕ ОБЛАСТИ ПРИМЕНЕНИЯ И ПЕРСПЕКТИВЫ .....</b>	<b>53</b>
<b>ЛИТЕРАТУРА .....</b>	<b>56</b>

## 1. Введение

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) изображений обеспечивает автоматическое выявление признаков конкретных изображений из цветов пикселей и контуров изображений, синтез обобщенных образов изображений (классов), выявление наиболее характерных и нехарактерных для классов признаков изображений, определение ценности признаков изображений для их различения, удаление из модели малоценных признаков (абстрагирование), решение задач количественного сравнения конкретных изображений с обобщенными образами классов и обобщенных образов классов друг с другом, а также задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели [1-10].

В работе рассматриваются новые возможности АСК-анализа и реализующей его интеллектуальной системы «Эйдос», обеспечивающие выявление признаков изображений путем их спектрального анализа, формирования обобщенных спектров классов, решение задач сравнения изображений конкретных объектов с классами и классов друг с другом по их спектрам.

***Впервые стало возможным формировать обобщенные спектры классов с весами цветов по степени их характерности и нехарактерности для классов, причем это не интенсивность цвета в спектре, а количество информации в цвете о принадлежности объекта с этим цветом к данному классу.***

По сути, речь идет об обобщении спектрального анализа путем применении интеллектуальных когнитивных технологий и теории информации в спектральном анализе.

Во-первых, все говорят о том, что в спектральных линиях содержится информация о том, какой элемент или вещество входят в состав объекта, но никто не удосужился посчитать какое же это конкретно количество этой информации, а затем использовать его для определения состава объекта методы распознавания образов, основанные на использовании этой информации.

Во-вторых, спектральный анализ традиционно используется для определения элементарного и молекулярного состава объекта, а мы предлагаем использовать его не только для этого, но и для идентификации любых изображений.

## 2. Кратко об АСК-анализе и системе «Эйдос»

### 2.1. Что же такое АСК-анализ?

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) – это новый универсальный метод искусственного интеллекта, представляющий собой единственный в настоящее время вариант автоматизированного системного анализа, а именно, системный анализ, структурированный по базовым когнитивным операциям.

Известно, что системный анализ является одним из общепризнанных в науке методов решения проблем и многими учеными рассматривается вообще как методология научного познания. Однако как впервые заметил еще в 1984 году проф. И. П. Стабин<sup>1</sup> практическое применение системного анализа наталкивается на **проблему**, суть которой состоит в том, что методология системного анализа успешно применяется в сравнительно простых случаях, в которых в принципе можно обойтись и без нее, тогда как в реальных сложных ситуациях, она чрезвычайно востребована и у нее нет альтернатив, сделать это удается очень редко. Проф. И. П. Стабин первым предложил и путь решения этой проблемы, состоящий в автоматизации системного анализа, он же ввел и термин: «Автоматизированный системный анализ» (АСА).

### 2.2. Работы каких ученых сыграли большую роль в создании АСК-анализа?

Автора идеи АСА мы упомянули выше.

Теперь необходимо отметить отечественных классиков методологии системного анализа проф. Ф. И. Перегудова и проф. Ф. П. Тарасенко, которые в своих фундаментальных работах<sup>2</sup> подробно рассмотрели математические методы, которые могли бы быть успешно применены для автоматизации отдельных этапов системного анализа. Однако даже самые лучшие математические методы не могут быть использованы на практике без эффективно реализующих их программных средств, а путь от научного метода, реализуемого с помощью математики к его эффективной программной системе долог и сложен. Обусловлено это тем обстоятельством, что ЦЭВМ – это дискретный автомат, работающий только в рамках дискретной математики. Для использования ЦЭВМ необходимо разработать численные методы или методики их реализации на компьютере. А затем реализовать и отладить компьютерную программу, основанную на этом численном методе.

<sup>1</sup> Стабин И.П., Моисеева В.С. Автоматизированный системный анализ.- М.: Машиностроение, 1984. –309 с.

<sup>2</sup> Перегудов Ф.И., Тарасенко Ф.П. Введение в системный анализ. М.: Высшая школа, 1989. - 320 с., Перегудов Ф. И., Тарасенко Ф. П.. Основы системного анализа. Томск Изд-во науч.-техн. лит. 1997. 389с.

В числе первых попыток реального использования автоматизированного системного анализа следует отметить монографию [11]<sup>3</sup> и докторскую диссертацию проф. В. С. Симанкова (2002). В этих работах идея автоматизации системного анализа была основана на высокой детализации этапов системного анализа и подборе уже существующих программных систем, автоматизирующих эти этапы. Эта попытка была реализована проф. В.С.Симанковым, однако лишь для специального случая исследования в области возобновляемой энергетики, где использовались системы разных разработчиков, созданные с помощью различного инструментария и не имеющие программных интерфейсов друг с другом, т.е. не образующие единой автоматизированной системы. Эта попытка, безусловно, была большим шагом по пути, предложенному проф. И.П.Стабиным, но ее нельзя признать обеспечившей достижение поставленной им цели: создание работающего автоматизированного системного анализа. Эта работа не привела к созданию единой универсальной программной системы, автоматизирующей системный анализ, которую можно было бы успешно применять в различных предметных областях.

### 2.3. Кем и когда создан АСК-анализ?

Автоматизированный системно-когнитивный анализ, как реально работающий АСА, предложен и разработан проф. Е. В. Луценко в 2002 году [12] и получил детальное и всестороннее развитие в десятках монографий и сотнях научных статей [12-33]<sup>4</sup>.

Основная идея Е. В. Луценко, позволившая сделать это, состоит в рассмотрении автоматизированного системного анализа как метода познания (отсюда и использование термина: «когнитивный» от «*cognitio*» – знание, познание, лат.).

Эта идея позволила структурировать автоматизированный системный анализ не по этапам, как это пытались сделать другие ученые, а по конкретным базовым когнитивным операциям (БКОСА), т.е. таким операциям, из комбинаций которых конструируются всевозможные операции системного анализа. Таких базовых операций оказалось 10 и они образуют когнитивный конфигурактор:

- 1) присвоение имен;
- 2) восприятие;
- 3) обобщение (синтез, индукция);
- 4) абстрагирование;
- 5) оценка адекватности модели;

<sup>3</sup> Симанков В.С., Луценко Е.В., Лаптев В.Н. Системный анализ в адаптивном управлении: Монография (научное издание). /Под науч. ред. В.С.Симанкова. – Краснодар: ИСТЭК КубГТУ, 2001. – 258с.

<sup>4</sup> Ссылки на некоторые из них приведены здесь:

[http://lc.kubagro.ru/aidos/\\_Aidos-X.htm](http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm)

<http://lc.kubagro.ru/aidos/Sprab0802.pdf>

- б) сравнение, идентификация и прогнозирование;
- 7) дедукция, силлогизм и абдукция;
- 8) классификация и генерация конструкторов;
- 9) содержательное сравнение;
- 10) планирование и принятие решений об управлении.

Каждая из этих операций достаточно элементарна для формализации и программной реализации.

Рассмотрим чуть подробнее п.7. Пример силлогизма (или дедуктивного рассуждения «от общего к частному»):

Всякий человек смертен (большая посылка)

Сократ – человек (меньшая посылка)

-----

Сократ смертен (заключение)

**Абдукция** представляет вид [вывода](#) с той особенностью, что из *посылки*, которая является условным высказыванием, и *заключения* вытекает *вторая посылка*. Например, если рассмотреть тот же пример Сократом:

Всякий человек смертен (большая посылка)

Сократ смертен (заключение)

-----

Мы можем *предположить*, что меньшая посылка: «Сократ – человек (меньшая посылка)».

Однако, кроме указания одного признака Сократа: что он смертен, мы можем привести и другие его признаки, которые могут помочь идентифицировать его как человека или препятствовать этому.

По сути, при абдукции мы по признакам объекта, его экстенциональному описанию, относим его к обобщающим категориям: *референтным* классам [34], т.е. восстанавливаем его интенциональное описание, и делаем это путем решения задачи определения степени *релевантности* объекта классу или решения задачи классификации (идентификации, распознавания, прогнозирования, классификации, диагностики). При этом мы никогда не можем точно установить принадлежит ли объект классу, но можем лишь высказать *гипотезу* [35] об этом и оценить степень достоверности этой гипотезы (ее релевантности). Поэтому абдукция имеет широкое применение в системах искусственного интеллекта, в т.ч. в системе «Эйдос».

## 2.4. Что включает в себя АСК-анализ?

АСК-анализ Е. В. Луценко представляет собой единственный существующий в настоящее время реально работающий вариант автоматизированного системного анализа. Но, конечно, это совершенно не исключает того, что в будущем, возможно, будут разработаны и другие его варианты.

Автоматизированный системно-когнитивный анализ включает: формализуемую когнитивную концепцию, математическую модель, методику

численных расчетов и реализующий их программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает постоянно совершенствуемая автором универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос".

**Компоненты АСК-анализа:**

- формализуемая когнитивная концепция и следующий из нее когнитивный конфигуратор;
- теоретические основы, методология, технология и методика АСК-анализа;
- обобщенная и частные математические модели АСК-анализа, основанная на системном обобщении теории информации;
- методика численных расчетов, в универсальной форме реализующая математическую модель АСК-анализа на компьютерах, включающая иерархическую структуру данных и 24 детальных алгоритма 10 БКОСА;
- специальное инструментальное программное обеспечение, реализующее математическую модель и численный метод АСК-анализа – Универсальная когнитивная аналитическая система "Эйдос".

**Этапы АСК-анализа:**

- 1) когнитивно-целевая структуризация предметной области;
- 2) формализация предметной области (конструирование классификационных и описательных шкал и градаций и подготовка обучающей выборки);
- 3) синтез системы обобщенных и частных моделей предметной области (в настоящее время система «Эйдос» поддерживает 3 статистические модели и 7 системно-когнитивных моделей);
- 4) оценка достоверности (верификация) системы моделей предметной области;
- 5) повышение достоверности системы моделей, в т.ч. адаптация и пересинтез этих моделей;
- 6) решение задач идентификации, прогнозирования и поддержки принятия решений;
- 7) исследование объекта моделирования (процесса, явления) путем исследования его моделей: кластерно-конструктивный анализ классов и факторов; содержательное сравнение классов факторов; изучение системы детерминации состояний моделируемого объекта, нелокальные нейроны и интерпретируемые нейронные сети прямого счета; построение классических когнитивных моделей (когнитивных карт); построение интегральных когнитивных моделей (интегральных когнитивных карт).

## 2.5. Какие ученые принимали и сейчас принимают участие в развитии АСК-анализа?

Необходимо отметить, что в развитии различных теоретических основ и практических аспектов АСК-анализа приняли участие многие ученые: д.э.н., к.т.н., проф. Луценко Е.В., Засл. деятель науки РФ, д.т.н., проф. Лойко В.И., к.ф.-м.н., Ph.D., проф., Трунев А.П. (Канада), д.э.н., д.т.н., к.ф.-м.н., проф. Орлов А.И., к.т.н., доц. Коржаков В.Е., д.э.н., проф. Барановская Т.П., д.э.н., к.т.н., проф. Ермоленко В.В., к.п.с.н. Наприев И.Л., к.п.с.н., доц. Некрасов С.Д., к.т.н., доц. Лаптев В.Н., к.п.с.н, доц. Третьяк В.Г., к.п.с.н., Щукин Т.Н., д.т.н., проф. Симанков В.С., д.э.н., проф. Ткачев А.Н., д.т.н., проф. Сафронова Т.И., д.э.н., доц. Горпинченко К.Н., к.э.н., доц. Макаревич О.А., к.э.н., доц. Макаревич Л.О., к.м.н. Сергеева Е.В. (Лаптева Е.В.), Бандык Д.К. (Белоруссия), Чередниченко Н.А., к.ф.-м.н. Артемов А.А., д.э.н., проф. Крохмаль В.В., д.т.н., проф. Рябцев В.Г., к.т.н., доц. Марченко А.Ю., д.т.н., проф. Фролов В.Ю., д.ю.н, проф. Швец С.В., Засл. деятель науки Кубани, д.б.н., проф. Трошин Л.П., Засл. изобр. РФ, д.т.н., проф. Серга Г.В., Сергеев А.С., д.б.н., проф. Стрельников В.В. и другие.

## 2.6. Каков индекс цитирования ученых, принимающих участие в развитии АСК-анализа?

Работы по АСК-анализу вызывают большой интерес у научной общественности. Это подтверждается высокими индексами цитирования этих ученых (например, проф. Е. В. Луценко занимает *1-ю позицию в России* среди ученых в области кибернетики, к которой относится искусственный интеллект по индексу Хирша).

## 2.7. Докторские и кандидатские диссертации защищенные с применением АСК-анализа в различных областях науки

Метод системно-когнитивного анализа и его программный инструментарий интеллектуальная система "Эйдос" были успешно применены при проведении ряда кандидатских и докторских диссертационных работ в ряде различных предметных областей по экономическим, техническим, психологическим и медицинским наукам. С применением АСК-анализа проведены исследования и защищены диссертации:

### - доктора экономических наук – 4:

Е.В.Луценко: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=11>

А.Н.Ткачев: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=20>

В.В.Крохмаль: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=22>

К.Н.Горпинченко: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=646>

### доктора технических наук – 2:

В.С.Симанков: <http://www.yandex.ru/yandsearch?text=профессор Симанков Владимир Сергеевич>

Т.И.Сафронова: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=111>

**кандидата психологических наук – 4:**

С.Д.Некрасов: <http://manag.kubsu.ru/index.php/ofup/kafedry/174-nekrasov>

В.Г.Третьяк: <http://law.edu.ru/person/person.asp?persID=1345265>

Т.Н.Щукин: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=94> <http://2045.ru/expert/27.html>

И.Л.Наприев: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=573>

**- кандидат технических наук – 1:**

Е.В.Луценко: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=11>

**- кандидат экономических наук – 1:**

Л.О.Макаревич:

<http://www.mesi.ru/upload/iblock/b5a/Автореферат%20Макаревич%20ЛО.pdf>

<http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=1377>

**- кандидат медицинских наук – 1:**

Сергеева Е.В. (Лаптева Е.В.): <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=1034>

На текущий момент времени в процессе выполнения и выхода на защиту находится еще несколько диссертаций на соискание ученых степеней кандидатов и докторов экономических наук.

## 2.8. Сколько грантов РФФИ и РГНФ выполнено и выполняется с применением АСК-анализа?

С применением АСК-анализа с использованием системы "Эйдос" были выполнены (или находятся в процессе выполнения) следующие гранты РФФИ и РГНФ (пронумерованы только одобренные проекты):

### РФФИ:

№	Номер проекта	Название проекта	Начало - окончание
	02-01-00035-a	Разработка компьютерных методов изучения эмерджентных свойств плодовых культур с дальнейшим использованием их для оптимизации выращивания	2002 -2004
1	02-05-64234-a	Разработка теории многокритериальной оценки ландшафтных и метеорологических характеристик юга России для увеличения продуктивности плодовых культур на основе создания системы банков данных и компьютерного моделирования.	2002 - 2003
2	03-04-96771-p2003юг_a	Разработка новой методологии районирования сортов сельскохозяйственных культур на основе системного подхода при анализе и математическом прогнозе их жизнеобеспечения и продуктивности	2003 - 2005
3	03-07-96801-p2003юг_v	Создание системы мониторинга, прогнозирования, анализа и поддержки управленческих решений по продуктивности плодовых культур на основе электронных баз данных	2003- 2005
	06-06-96644-p_юг_a	Семантические информационные модели управления агропромышленным комплексом	2006 - 2008
	07-07-13510-офи_ц	Инвестиционное управление АПК на основе методологии системно-когнитивного анализа	2007 - 2008
	08-06-99005-p_офи	Управление в АПК исходя из критерия качества жизни	2008 - 2009
	09-06-13509-	Системно-когнитивные основы инвестиционного управления	2009 - 2010

	офи_ц	региональным агропромышленным комплексом	
4	11-06-96508-р_юг_ц	Системно-когнитивные основы инвестиционного управления региональным агропромышленным комплексом	2011 - 2012
	<a href="#">13-07-96507</a>	Принципы создания облачного сервиса по курсу математики с визуализацией понятийного аппарата, процесса доказательств теорем и выполнения практических заданий	2013 - 2014
5	15-06-02569	Когнитивные модели прогнозирования развития многоотраслевой корпорации	2015 - 2017
6	<a href="#">16-06-00114</a>	Разработка интеллектуальной технологии исследования влияния экологических факторов на различные аспекты качества жизни населения региона	2016 – 2018
	15-29-02530	Управление генресурсами семейства Rosaceae и Juglandacea для сохранения и использования биорарнообразия культурных растений на основе информационной системы, включая оцифровку коллекций	2015 - 2017
	15-29-02545	Ампелографическое и молекулярно-генетическое изучение происхождения, структуры, динамики генетических ресурсов рода Vitis (Tournef) L., их систематизация и оцифровка для эффективного управления биоресурсами	2015 - 2017

**РГНФ:**

№	Номер проекта	Название проекта	Начало - окончание
1	13-02-00440а	Методологические основы управления экономической устойчивостью перерабатывающего комплекса региона с применением технологий искусственного интеллекта	2013 - 2015
	16-02-00185а	Управление качеством жизни населения региона через объемы и направленность инвестиций в АПК на примере Краснодарского края	2018 – 2018
2	17-02-00064а	Системно-когнитивный анализ в управлении номенклатурой и объемами закупки-реализации продукции в торговой агрофирме	2017 – 2019

**2.9. Сколько монографий, патентов, публикаций, входящих в Перечень ВАК есть по АСК-анализу?**

По проблематике АСК-анализа издано 23 монографии [12-33] (еще несколько в стадии подготовки к печати), получено 29 патентов на системы искусственного интеллекта, их подсистемы, режимы и приложения, издано около 233 статей в изданиях, входящих в Перечень ВАК РФ. В одном только Научном журнале КубГАУ (входит в Перечень ВАК РФ с 26-го марта 2010 года) автором АСК-анализа и разработчиком системы «Эйдос» проф.Е.В.Луценко опубликовано: 207 статей, общим объёмом 369,621 у.п.л., в среднем 1,786 у.п.л. на одну статью<sup>5</sup>.

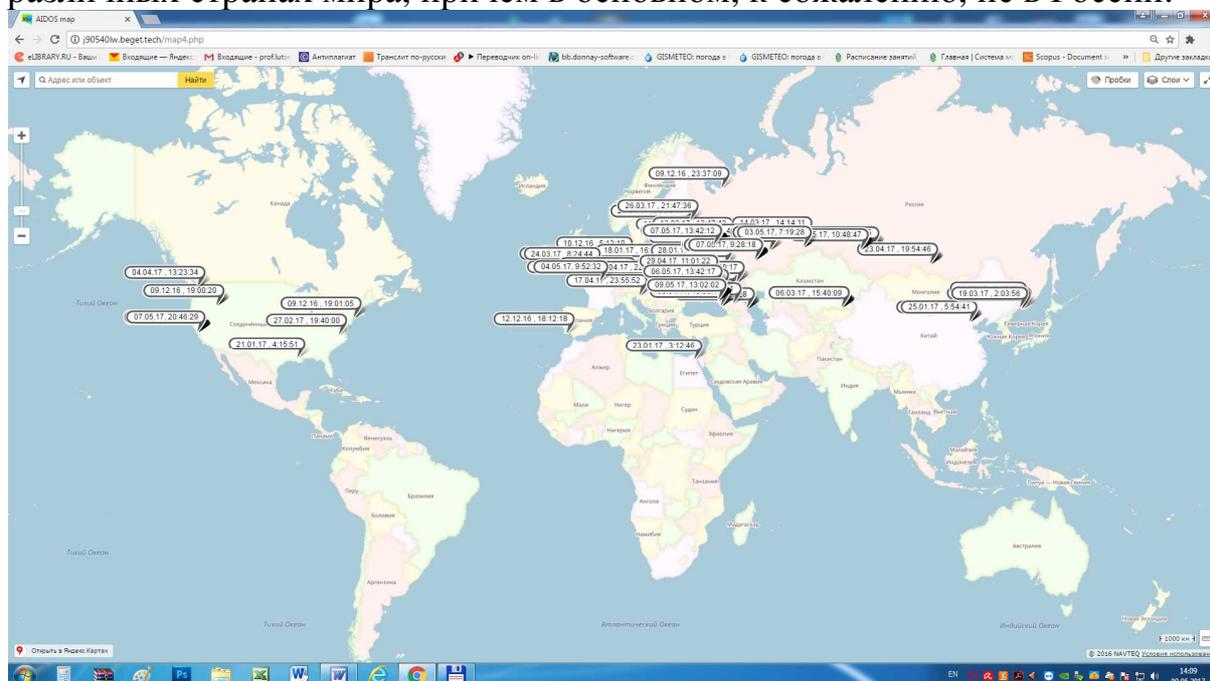
<sup>5</sup> <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=11>

## 2.10. В каких областях и где уже применялись АСК-анализ и система «Эйдос»?

Анализ приведенных выше грантов, диссертаций и публикаций позволяет констатировать, что АСК-анализ успешно применяется в следующих предметных областях и научных исследованиях:

- региональная экономика;
- отраслевая экономика;
- экономика предприятий;
- технические науки – интеллектуальные системы управления в возобновляемой энергетике;
- технические науки – мелиорация и управление мелиоративными системами;
- психология личности;
- психология экстремальных ситуаций;
- психология профессиональных и учебных достижений;
- медицинская диагностика;
- прогнозирование результатов применения агротехнологий;
- принятие решений по выбору рациональных агротехнологий;
- геофизика: прогнозирование землетрясений;
- геофизика: прогнозирование параметров магнитного поля Земли;
- геофизика: прогнозирование движения полюсов Земли.

На рисунке ниже представлены использование системы «Эйдос» в различных странах мира, причем в основном, к сожалению, не в России:



Дата ДД.ММ.ГГ	Время ЧЧ:ММ:СС	IP-адрес	Домен	Страна	Округ	Регион	Город	Почтовый индекс	Временной пояс	Широта	Долгота
09.12.16	17:31:18	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83703	America/Boise	43,71	-116,25
09.12.16	17:31:51	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83703	America/Boise	43,71	-116,25
09.12.16	17:33:15	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83703	America/Boise	43,71	-116,25
09.12.16	17:45:53	176.59.52.241	RU	Russia	MOW	Moscow	Moscow	101194	Europe/Moscow	55,75	37,62
09.12.16	17:57:21	213.215.118.194	SK	Slovak Republic	Unknown	Unknown	Unknown	Unknown	Europe/Bratislava	48,67	19,50
09.12.16	18:43:30	2.95.13.30	RU	Russia	SAM	Samarskaya Oblast'	Samara	443013	Europe/Samara	53,18	50,12
09.12.16	18:58:06	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83703	America/Boise	43,71	-116,25
09.12.16	18:58:47	71.246.99.47	US	United States	NY	New York	College Point	11356	America/New_York	40,78	-73,84
09.12.16	19:00:16	71.246.99.47	US	United States	NY	New York	College Point	11356	America/New_York	40,78	-73,84
09.12.16	19:00:20	71.39.117.6	US	United States	ID	Idaho	Boise	83703	America/Boise	43,71	-116,25
09.12.16	19:01:05	71.246.99.47	US	United States	NY	New York	College Point	11356	America/New_York	40,78	-73,84
09.12.16	21:23:15	2.95.13.30	RU	Russia	SAM	Samarskaya Oblast'	Samara	443013	Europe/Samara	53,18	50,12
09.12.16	23:24:39	62.138.2.243	DE	Germany	NW	North Rhine-Westphalia	Hoest	47652	Europe/Berlin	51,65	6,18
09.12.16	23:37:09	128.71.142.145	RU	Russia	ARK	Arkhangelskaya	Unknown	Unknown	Europe/Moscow	64,56	39,83
10.12.16	5:13:19	217.236.124.225	DE	Germany	HH	Hamburg	Hamburg	20099	Europe/Berlin	53,56	9,99
10.12.16	8:56:12	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodarskiy Kray	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45,04	38,98
10.12.16	9:01:58	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodarskiy Kray	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45,04	38,98
10.12.16	9:11:11	128.70.246.180	RU	Russia	KDA	Krasnodarskiy Kray	Krasnodar	350000	Europe/Moscow	45,04	38,98

Карта и база данных системы «Эйдос» с информацией о запусках системы «Эйдос» в мире с 09.12.2016 по 09.05.2017

Вместо пояснения по рисунку приведем ниже экранную форму помощи по режиму, обеспечивающему отображение на карте мира и в базе данных информации о запусках системы «Эйдос»:

```

Режим: 6.9. География пользователей системы "Эйдос-X++".

когда кто-либо в мире запускает систему "Эйдос-X++" на исполнение на компьютере, подключенном к Internet, то она программно
обращается к специально созданному сайту: 'http://j905401w.beget.tech', на котором как index.php размещен следующий PHP-код:

<?php
$file = 'test_strings.txt'; // файл
define("divider", ","); // разделитель
$logdate = date("d.m.y,G:i:s"); // дата, время
$ip = getenv('HTTP_X_REAL_IP'); // ip-адрес
if ( $ip == '' ) $ip = 'unknown'; // проверяем, определился ли ip-адрес
$var=file_get_contents('http://freegeoip.net/csv/' . $ip); // определяем регион, город и его геогр. координаты
$log = $logdate . divider . $var; // формируем строку
file_put_contents($file, $log, FILE_APPEND | LOCK_EX); // пишем содержимое в файл
echo "<meta http-equiv='refresh' content='0;URL=http://7c.kubagro.ru'>"; // Редирект на основной сайт
?>

Этот код определяет дату и время обращения, а также IP-адрес компьютера, с которого произошло это обращение, а затем по нему
определяет страну, регион и город пользователя. Вся эту информацию данный скрипт заносит в базу данных: 'test_strings.txt',
расположенную на сайте, а затем выполняет переход (редирект) на основной сайт разработчика: http://7c.kubagro.ru.

Режим 6.9. считывает по FTP базу данных 'test_strings.txt' с сайта: http://j905401w.beget.tech и преобразует ее в DBF-файл:
'visitors.DBF', которая и отображается в данном режиме в виде таблицы с различными сортировками или просто текста.

Если на компьютере есть FTP-доступ, то пользователь может получить картографическую визуализацию на масштабируемой карте
мира как всех посещений, так и только тех, которые были в заданный диапазон дат.

Если на компьютере нет FTP-доступа (обычно это бывает в случаях, когда он заблокирован политиками безопасности), то можно
воспользоваться упрощенным вариантом демонстрации карты посетителей, доступным, когда есть только HTTP-доступ. В этом случае
пользователь лишен возможности сделать выборку по диапазону дат. В остальном возможности те же самые. PHP-скрипт картографи-
ческой визуализации бд: 'test_strings.txt' приведен в файле: ../Aidos-X/sheet_changes.doc за 11.12.2016.
    
```

Экранная форма Help по режиму 6.9 системы «Эйдос»:

Исследования по некоторым из перечисленных направлений мы стараемся отразить в данной монографии.

Две монографии проф. Е. В. Луценко размещены в библиотеке конгресса США [5, 18]:

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

– Трунев А.П., Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния факторов космической среды на ноосферу, магнитосферу и литосферу Земли: Под науч. ред. д.т.н., проф. В.И.Лойко. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2012. – 480 с. ISBN 978-5-94672-519-4. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683737>.

### **2.11. В каких областях может применяться АСК-анализ?**

По мнению авторов АСК-анализ, как метод искусственного интеллекта, может успешно применяться во всех областях, в которых для решения своих профессиональных задач специалист использует свой естественный интеллект, при этом АСК-анализ выступает в качестве инструмента, многократно увеличивающего возможности естественного интеллекта.

АСК-анализ может применяться во всех предметных областях, где ученый или практики решает свои профессиональные задачи и проблемы, постоянно развивает свои знания, используя новейшие достижения в сфере искусственного интеллекта.

Главный вывод: автоматизированный системно-когнитивный анализу присущи все основные признаки нового перспективного междисциплинарного научного направления в рамках автоматизированного системного анализа.

### **2.12. Internet-ссылки по АСК-анализу**

Интернет-ссылки по АСК-анализу лучше всего представлены на сайте проф. Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>. Данный сайт посетило уже более 500000 посетителей с уникальными IP-адресами.

Страничка проф. Е.В.Луценко имеется на сайте Научного журнала КубГАУ: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=11>. В расчете на фамилию автора приходится более 270000 прочтений статей.

### **2.13. О плагиаторах, использующих работы по АСК-анализу, находящиеся в Internet в открытом доступе**

Все авторы научных работ по АСК-анализу всегда размещали и размещают их в свободном открытом бесплатном доступе, чем не преминули воспользоваться плагиаторы. Лучше всего их деятельность описана в статье «Групповой плагиат: от студента до министра»<sup>6</sup>. Чтобы найти многочисленные «труды» плагиаторов, включая диссертации, достаточно в любой поисковой системе Internet сделать запрос, например: «Кэффициенты

---

<sup>6</sup> Вяткин В.Б. Групповой плагиат: от студента до министра. - Троицкий вариант — Наука - <http://trv-science.ru> - [Электронный ресурс]. Адрес доступа: <http://trv-science.ru/2011/11/08/grupповојј-plagiат-от-studenta-do-ministra/> или: <http://trv-science.ru/2011/11/08/grupповојј-plagiат-от-studenta-do-ministra/print/>

эмерджентности Хартли, Харкевича, Шеннона», которые автор системной теории информации (СТИ) проф. Е.В.Луценко назвал так в честь этих выдающихся ученых в области теории информации. При этом автор следовал сложившейся научной традиции называть единицы измерения и математические выражения в честь указанных выдающихся ученых. Причем часто *плагиаторы даже не понимают, что сами основоположники и классики теории информации не предлагали этих коэффициентов, а предложены они были в работах проф. Е.В.Луценко [12]<sup>7</sup>*. Наверное, поэтому они и не считают нужным делать ссылки и пишут, например:

1. «По Харкевичу коэффициент эмерджентности определяет степень детерминированности ситемы...» (подчеркнуто нами, авт., в цитате сохранены орфографические ошибки плагиатора).

2. «Отсюда строится системная численная мера количества информации в ИС на основе оценки **эмерджентности системы (по Хартли и Харкевичу)**» (выделено плагиатором).

Эти фразы легко найти в Internet. Здесь автор не считает нужным уделять вопросу о плагиате большего внимания. Отметим лишь, что эта плагиаторская деятельность не просто продолжается, а даже набирает обороты.

Рассмотрим численный пример.

### 3. Численный пример

#### 3.1. Постановка задачи

Пусть у нас есть некоторое количество изображений, сгруппированных по определенному принципу в классы. Необходимо получить спектральные образы каждого конкретного изображения и обобщенные спектры классов и решить задачу идентификации конкретных изображений с классами по их спектрам и задачу сравнения классов по их обобщенным спектрам, а также другие задачи, решаемые в АСК-анализе и системе «Эйдос».

---

<sup>7</sup> См., также: Луценко Е.В. Подборка публикаций по вопросам системного обобщения математики, теории множеств и теории информации: <http://www.twirpx.com/file/780491/>

### **3.2. Логика решения задачи: преобразование данных в информацию, а ее в знания**

Данные – это информация, записанная на каком-либо носителе (или находящаяся в каналах связи) и представленная на каком-то языке или в системе кодирования.

Это определение является общепринятым<sup>8</sup>, но не выдерживает никакой критики.

Во-первых, обычно определение понятия дается через более общее понятие и выделение специфического признака.

*Например:* млекопитающее – это животное (более общее понятие), выкармливающее своих детенышей молоком (специфический признак).

Если следовать этой логике, то понятие информации должно быть более общим, чем понятие данных, а на самом деле как раз наоборот. Кроме того, специфическим признаком информации, которая является данными, оказывается то, что она записана на каком-то носителе, в том время как и данные и информация, всегда записаны на каком-либо носителе в какой-то системе кодирования и невозможно даже представить себе информации, не записанной на носителе и не представленной на каком-либо языке.

Во-вторых, естественно, и более общее понятие, и специфический признак, должны быть *известны* и сами не требовать определения, иначе получится, что мы определяем одно неизвестное через другое неизвестное, иногда даже более неизвестное, чем первое. Но понятие информации является не менее неизвестным, чем определяемое через него понятие данных.

*Например*, мы определяем что такое бутерброд и говорим: «бутерброд это хлеб, на который намазано масло». А когда мы спрашиваем, что же такое хлеб, нам отвечают: «Но так это же просто: это то, на что намазывают масло, когда делают бутерброд». И когда, наконец, мы спрашиваем, а что такое масло, нам говорят: «Но это Вы уже и сами должны были догадаться, – это то, что намазывают на хлеб, когда делают бутерброд». Мы уже не говорим о смысле слова: «намазывают». Все вместе взятые эти «определения» выглядят уже просто как издевательство. Наверное это было бы даже смешно, если бы не было грустно, т.к. в науке подобный способ давать определения, как это ни странно, довольно распространен. Например нетрудно найти подобные «определения» материи и сознания друг через друга: *материя – это то, что существует вне и независимо от сознания, а сознание это способность мозга, что отражать материю*<sup>9</sup>.

Исходные данные об объекте управления обычно представлены в форме баз данных, чаще всего временных рядов, т.е. данных, привязанных

<sup>8</sup> См., например: <http://dic.academic.ru/dic.nsf/ruwiki/71919>

<sup>9</sup> См., например: <http://nounivers.narod.ru/bibl/diam9.htm>: «Материя есть объективная реальность, существующая вне и независимо от сознания, тогда как сознание производно от материи и зависит от неё. Сознание есть отражение объективного мира в мозгу человека. Сознание-свойство высокоорганизованной материи, способность нашего мозга отражать вне нас существующий материальный мир.»

ко времени. В соответствии с методологией и технологией автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), развиваемой проф. Е.В.Луценко, для управления и принятия решений использовать непосредственно исходные данные не представляется возможным. Точнее сделать это можно, но результат управления при таком подходе оказывается мало чем отличающимся от случайного. Для реального же решения задачи управления необходимо предварительно преобразовать данные в информацию, о том, какие воздействия на объект моделирования к каким последствиям приводят, и в знания о том, какие значения факторов применить для воздействия на объект моделирования, чтобы он перешел в заранее заданные желательные целевые состояния.

**Информация** есть осмысленные данные.

Смысл данных, в соответствии с концепцией смысла Шенка-Абельсона [21], состоит в том, что известны причинно-следственные зависимости между событиями, которые описываются этими данными. Понятие причинно-следственных связей относится к реальной области. Данные же являются лишь моделью, с определенной степенью адекватности *отражающей* реальную предметной область. Поэтому в данных никаких причинно-следственных связей нет и выявить их в данных невозможно.

Но причинно следственные связи вполне возможно выявить между *событиями*, отражаемыми этими данными. Но для этого нужно предварительно преобразовать базу исходных данных в базу событий. Операция выявления причинно-следственных связей между событиями, отраженными в данных, называется «Анализ данных». По сути, анализ данных представляет собой их осмысление и преобразование в информацию.

*Например*, анализируя временные ряды, отражающие события на фондовом рынке, мы начинаем замечать, что если вырос спрос на какую-либо валюту, то за этим обычно следует повышение ее курса.

Анализ данных включает следующие этапы:

1. Выявление событий в данных:

– разработка классификационных и описательных шкал и градаций;  
– преобразование исходных в базу событий – эвентологическую базу, путем кодирования исходных данных с применением классификационных и описательных шкал и градаций, т.е. по сути путем нормализации исходных данных.

2. Выявление причинно-следственных зависимостей между событиями в эвентологической базе данных.

В случае систем управления, событиями в данных являются совпадения определенных значений входных факторов и выходных параметров объекта управления, т.е. по сути, случаи перехода объекта управления в определенные будущие состояния, соответствующие классам, под действием определенных сочетаний значений управляющих факторов. *Качественные* значения входных факторов и выходных параметров естественно

формализовать в форме лингвистических переменных. Если же входные факторы и выходные параметры являются *числовыми*, то их значения измеряются с некоторой погрешностью и фактически представляют собой *интервальные числовые значения*, которые также могут быть представлены или формализованы в форме порядковых лингвистических переменных (типа: «малые», «средние», «большие» значения показателей).

Какие же математические меры могут быть использованы для количественного измерения силы и направления причинно-следственных зависимостей?

Наиболее очевидным ответом на этот вопрос, который обычно первым всем приходит на ум, является: «Корреляция». Однако, в статистике хорошо известно, что это совершенно не так, т.к. для выявления причинно-следственных связей в соответствии с методом научной индукции (Ф.Бэкон, Дж.Милль) необходимо сравнивать результаты по крайней мере в двух группах, в одной из которых фактор действовал, а в другой нет.

Например, на плакате, выпущенном полицией<sup>10</sup>, написано: «По статистике, порядка 7,5-8 % аварий в России ежегодно совершается по вине водителей, находящихся в состоянии алкогольного опьянения»<sup>11</sup>. Все. Точка. Больше ничего не написано. Однако, чтобы понять, является ли состояние алкогольного опьянения фактором, увеличивающим риск совершения ДТП или его тяжесть, этой информации недостаточно. Для этого обязательно необходима также информация о том, *сколько процентов аварий в России ежегодно совершается по вине трезвых водителей. Но эта информация не приводится*, поэтому формально здесь возможно три варианта: 1) по вине трезвых водителей аварий совершается меньше, чем по вине пьяных; 2) по вине трезвых водителей аварий совершается столько же, сколько по вине пьяных; 3) по вине трезвых водителей аварий совершается больше, чем по вине пьяных. Первый вариант содержит информацию о том, что опьянение – это фактор риска совершения ДТП, второй – что это никак не влияет на риск совершения ДТП, а третий – что опьянение уменьшает его. Конечно, все понимают, что в жизни реализуется 1-й вариант. Но об этом ведь нет прямых статистических данных. Таким образом, знак разности этих процентов определяет направление влияния этого фактора, а модуль этой разности силу его влияния, что и используется как один из частных критериев знаний в АСК-анализе и системе «Эйдос» [35].

Для преобразования исходных данных в информацию необходимо не только выявить события в этих данных, но и найти причинно-следственные связи между этими событиями. В АСК-анализе предлагается 7 количественных мер причинно-следственных связей, основной из которых является семантическая мера целесообразности информации по А. Харкевичу. Все эти меры причинно-следственных связей основаны на

<sup>10</sup> Автор такой плакат видел, когда проходил медосмотр перед получением прав нового образца.

<sup>11</sup> См., например: <https://cnev.ru/polezno/stati/osnovnye-prichiny-dtp-pyanstvo-za-rulem>

сравнении условных вероятностей встречи различных значений факторов при переходе объекта моделирования в различные состояния и по всей выборке.

**Знания** – это информация, полезная для достижения целей, т.е. для управления.

Значит для преобразования информации в знания необходимо:

1. Поставить цель (классифицировать будущие состояния моделируемого объекта на целевые и нежелательные в какой-то шкале, лучше всего в порядковой или числовой).

2. Оценить *полезность* информации для достижения этой цели (знак и силу влияния).

Второй пункт, по сути, выполнен при преобразовании данных в информацию. Поэтому остается выполнить только первый пункт, т.к. классифицировать будущие состояния объекта управления как желательные (целевые) и нежелательные.

Знания могут быть представлены в различных формах, характеризующихся различной степенью формализации:

– вообще неформализованные знания, т.е. знания в своей собственной форме, ноу-хау (мышление без вербализации есть медитация);

– знания, формализованные в естественном вербальном языке;

– знания, формализованные в виде различных методик, схем, алгоритмов, планов, таблиц и отношений между ними (базы данных);

– знания в форме технологий, организационных, производственных, социально-экономических и политических структур;

– знания, формализованные в виде математических моделей и методов представления знаний в автоматизированных интеллектуальных системах (логическая, фреймовая, сетевая, продукционная, нейросетевая, нечеткая и другие).

Таким образом, для решения сформулированной проблемы необходимо осознанно и целенаправленно последовательно повышать степень формализации исходных данных до уровня, который позволяет ввести исходные данные в интеллектуальную систему, а затем:

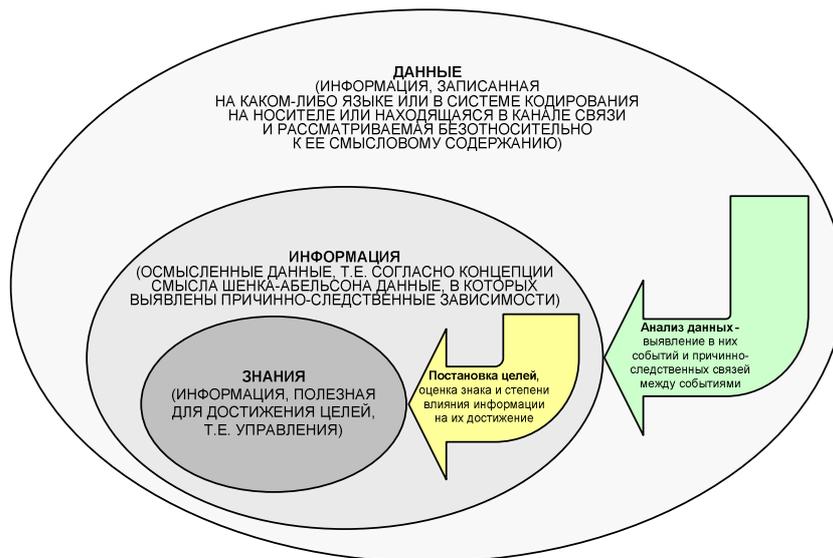
– преобразовать исходные данные в информацию;

– преобразовать информацию в знания;

– использовать знания для решения задач управления, принятия решений и исследования предметной области.

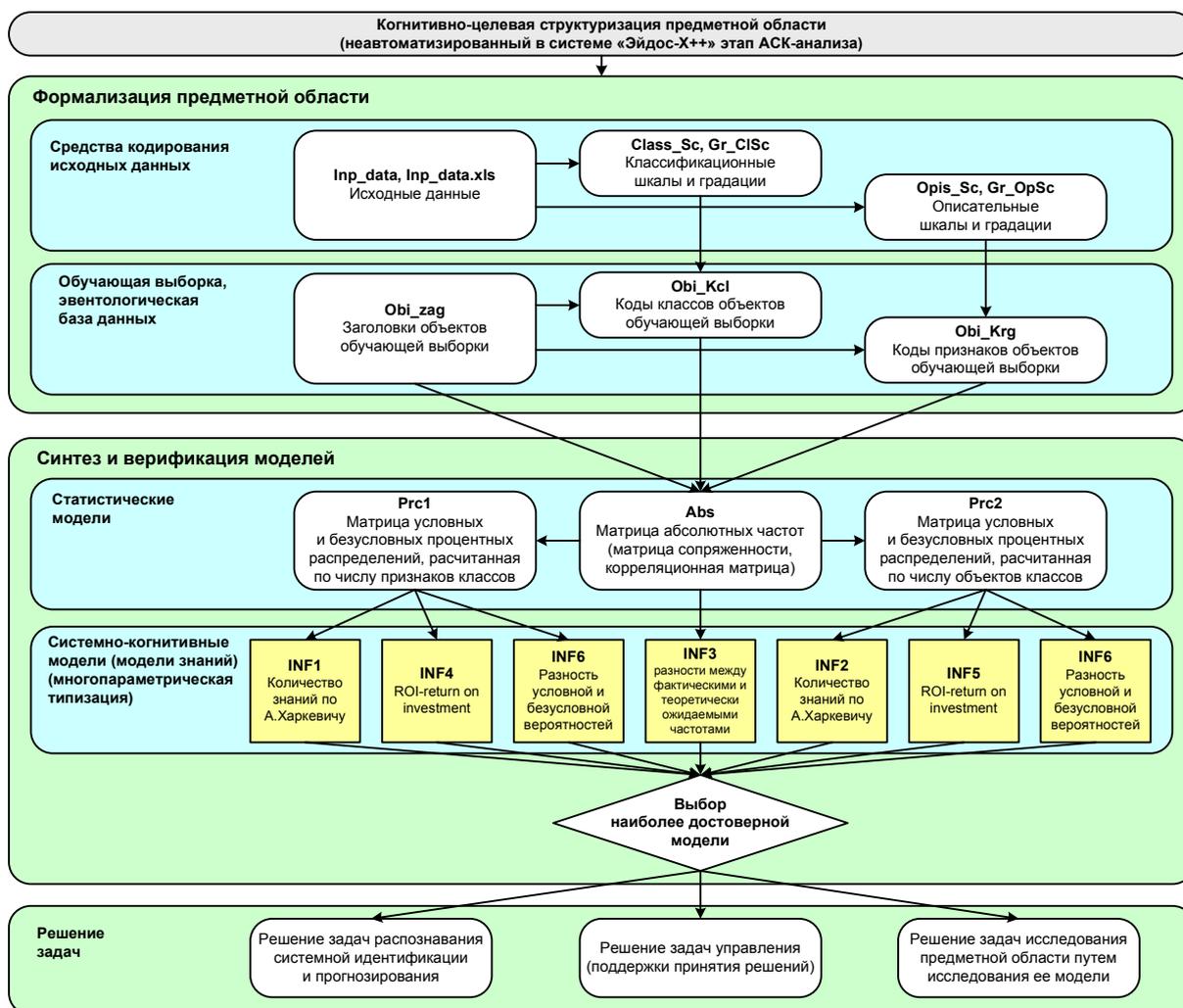
Процесс преобразования данных в информацию, а ее в знания называется анализ:

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



В системе «Эйдос» этот процесс осуществляется в следующей последовательности:

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

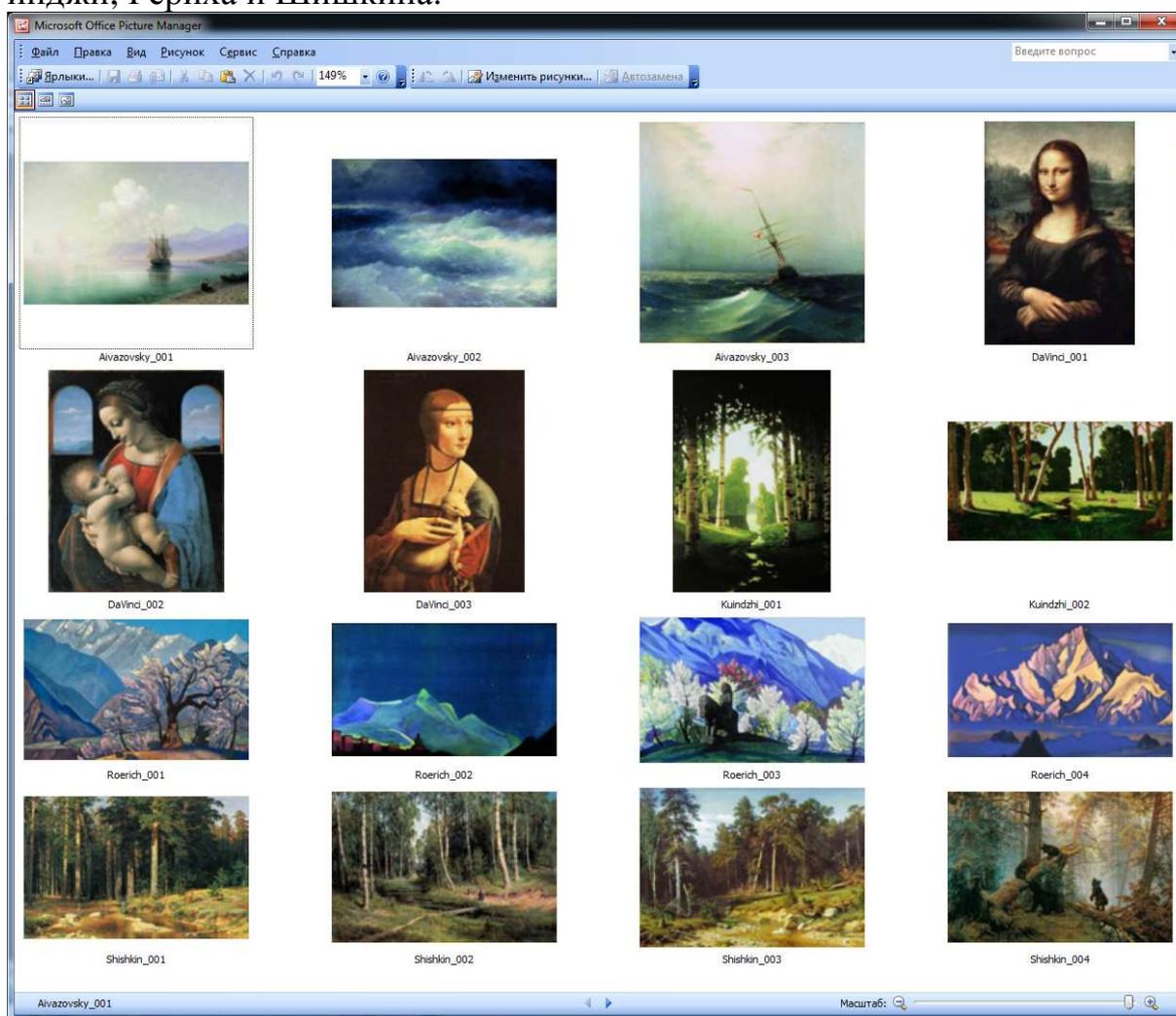


Основные публикации автора по вопросам выявления, представления и использования знаний [36, 37, 38].

Из вышеизложенного можно сделать обоснованный вывод о том, что АСК-анализ и система «Эйдос» обеспечивают движение познания от эмпирических данных к информации, а от нее к знаниям. По сути, это движение от феноменологических моделей, описывающих явления внешне, к содержательным теоретическим моделям [39].

### 3.3. Исходные данные

В качестве исходных данных для численного примера выбрано 16 картин выдающихся художников Леонардо да Винчи, Айвазовского, Куинджи, Рериха и Шишкина:



Изображения картин должны быть записаны в папку: c:\Aidos-X\AID\_DATA\Inp\_data\ в виде файлов формата jpg или bmp. Желательно, чтобы размер изображений не превосходил  $700 \times 700$  pix. Если изображения будут большего размера это не только увеличит время обработки, но и может привести к их неправильному отображению на графических форах.

Режимы пакетного переименования, изменения формата изображений и изменения их размеров есть во многих программах, например в ACDSee.

Часть имени файла изображения до черточки «-» воспринимается системой как имя класса, к которому относится данное изображение (на рисунке слева). Если мы хотим, чтобы как классы рассматривались сами изображения, то в их именах не должно быть черточки (на рисунке справа она заменена нижней чертой).

Имя	Тип	Размер	Дата
[.]			
Aivazovsky-001	jpg	Roerich-001	jpg
Aivazovsky-002	jpg	Roerich-002	jpg
Aivazovsky-003	jpg	Roerich-003	jpg
DaVinci-001	jpg	Roerich-004	jpg
DaVinci-002	jpg	Shishkin-001	jpg
DaVinci-003	jpg	Shishkin-002	jpg
Kuindzhi-001	jpg	Shishkin-003	jpg
Kuindzhi-002	jpg	Shishkin-004	jpg
		Художники как классы гаг	

Имя	Тип	Размер	Дата
[.]			
Aivazovsky_001	jpg	Roerich_001	jpg
Aivazovsky_002	jpg	Roerich_002	jpg
Aivazovsky_003	jpg	Roerich_003	jpg
DaVinci_001	jpg	Roerich_004	jpg
DaVinci_002	jpg	Shishkin_001	jpg
DaVinci_003	jpg	Shishkin_002	jpg
Kuindzhi_001	jpg	Shishkin_003	jpg
Kuindzhi_002	jpg	Shishkin_004	jpg
		Картины как классы гаг	

Если мы хотим, чтобы оба варианта осуществлялись одновременно, то необходимо продублировать файлы с одними и теми же изображениями с именами как слева на рисунке, и как справа, в одну папку: c:\Aidos-X\AID\_DATA\Inp\_data\.

### 3.4. Формализация предметной области

Формализация предметной области включает разработку классификационных и описательных шкал и градаций и кодирование исходных данных с их использованием, в результате чего формируется обучающая выборка, представляющая собой нормализованную базу исходных данных.

В случае обработки изображений по их спектрам формализация предметной области осуществляется в режиме 4.7. АСК-анализ изображений по пикселям, спектрам и контурам в системе "Эйдос".

Благодаря данному режиму система "Эйдос" может:

1. Измерять спектры графических объектов (т.е. очень точно определять цвета, присутствующие в изображении).
2. Формировать обобщенные спектры классов. При этом рассчитывается количество информации в каждом цвете обобщенного спектра класса о принадлежности конкретного объекта с этим цветом в спектре к данному классу.
3. Сравнивать конкретные объекты с классами по их спектрам. При этом рассчитывается суммарное количество информации в цветах спектра конкретного объекта о его принадлежности к обобщенному образу класса.
4. Сравнивать классы друг с другом по их спектрам.

В качестве спектра изображения в системе рассматривается доля пикселей разных цветов в общем числе пикселей изображения.

Данный режим обеспечивает:

- ввод изображений в систему по пикселям (для этого выполнить первые два режима подготовки данных);
- измерение спектров изображений с заданным числом цветовых диапазонов (цветовых интервалов) (выполнить 4-й режим подготовки данных);
- рассмотрение характеристик спектра конкретных изображений как их признаков при формировании моделей (наряду с пикселями);
- вывод исходных изображения с их спектрами на экран и запись в виде файлов в папку: ..\AID\_DATA\InpSpectrPix\.
- формирование обобщенных спектров изображений, относящихся к различным группам, классам (обобщенные спектры классов);
- количественное сравнение конкретных изображений по их спектрам с обобщенными спектрами классов, т.е. решение задачу идентификации (классификации, диагностики, распознавания, прогнозирования);
- количественное сравнение обобщенных спектров классов друг с другом и решение задач кластерно-конструктивного анализа;
- другие стандартные возможности работы системы "Эйдос" с созданными моделями, отражающими спектры изображений.

Исходные изображения должны быть в формате jpg или bmp и находиться непосредственно в папке: ../Aid\_data/Inp\_data/, если ставится формализации предметной области и синтеза модели, ../Aid\_data/Inp\_rasp/, если ставится цель формирования распознаваемой выборки.

Для режимов спектрального анализа изображений не важно, как они масштабированы и повернуты, но желательно, чтобы они были без фона. Пакетные on-line сервисы, обеспечивающие "оконтуривание и удаление фона" изображений можно найти в Internet по запросу, который в кавычках.

Порядок работы в системе "Эйдос" для создания и верификации моделей описан в режиме 6.4.

1. Исходные изображения должны быть в папке: ../AID\_DATA/INP\_DATA/ без поддиректорий. Часть имени файла до тире: "-", если оно есть, используется как имя класса, для формирования которого используется данное изображение. Если тире нет, то как имя класса используется имя файла изображения целиком.

2. Для создания модели нужно в режиме 2.3.2.5 или "Подготовка данных" сбросить БД "Image.dbf" и ввести в нее исходные изображения, затем создать базу "Inp\_data".

3. После ввода изображений в систему (режим подготовки данных) необходимо создать модель в 3-м режиме АСК-анализа изображений по пикселям (режим 2.3.2.3 с параметрами по умолчанию).

4. Посмотреть на классификационные шкалы и градации в режиме 2.1.5. Посмотреть на описательные шкалы и градации в режиме 2.2.

6. Посмотреть на обучающую выборку в режиме 2.3.1.

7. Посмотреть файл исходных данных Inp\_data.xls или Inp\_rasp.xls в папке: ../AID\_DATA/INP\_DATA/.

8. Запустить режим синтеза и верификации моделей с параметрами по умолчанию (режим 3.5).

9. Посмотреть сформированные модели в режиме 5.5.

10. Посмотреть достоверность моделей в режиме 4.1.3.6.

11. Посмотреть частотные распределения уровней сходства при истинно и ложно положительных и отрицательных решениях (режим 4.1.3.11).

12. Сделать текущей наиболее достоверную модель по L2-критерию (в режиме 5.6).

13. Провести распознавание в наиболее достоверной модели в режиме 4.1.2.

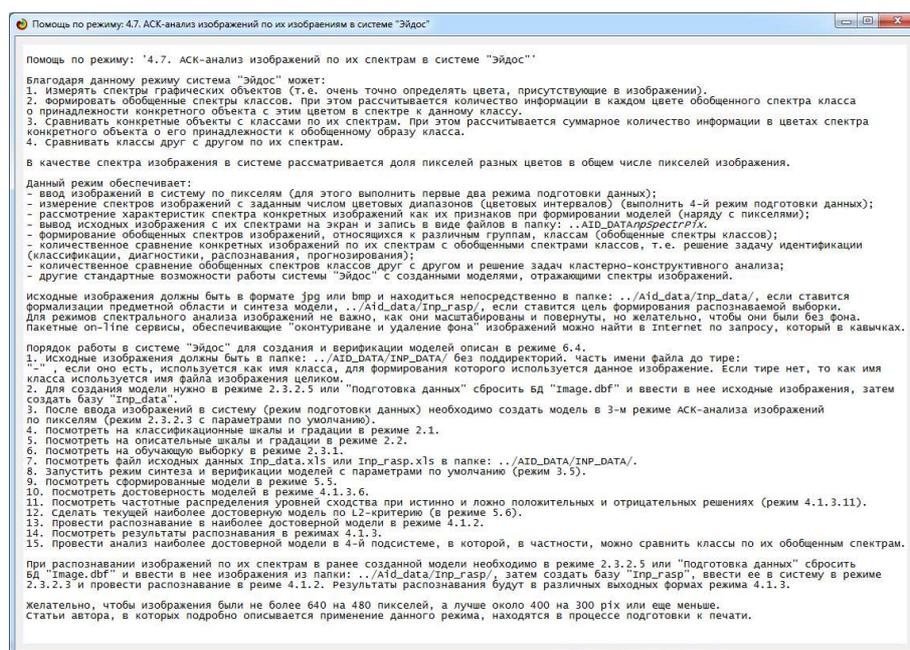
14. Посмотреть результаты распознавания в режимах 4.1.3.

15. Провести анализ наиболее достоверной модели в 4-й подсистеме, в которой, в частности, можно сравнить классы по их обобщенным спектрам.

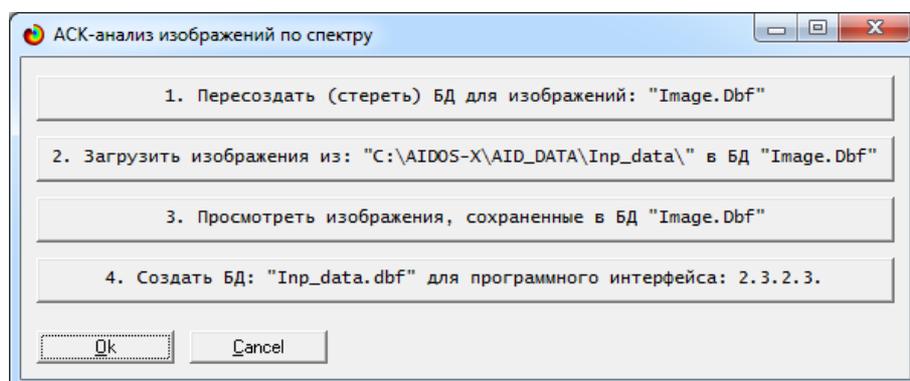
При распознавании изображений по их спектрам в ранее созданной модели необходимо в режиме 2.3.2.5 или "Подготовка данных" сбросить БД "Image.dbf" и ввести в нее изображения из папки: ../Aid\_data/Inp\_rasp/, затем создать базу "Inp\_rasp", ввести ее в систему в режиме 2.3.2.3 и провести распознавание в режиме 4.1.2. Результаты распознавания будут в различных выходных формах режима 4.1.3.

Желательно, чтобы изображения были не более 640 на 480 пикселей, а лучше около 400 на 300 рix или еще меньше.

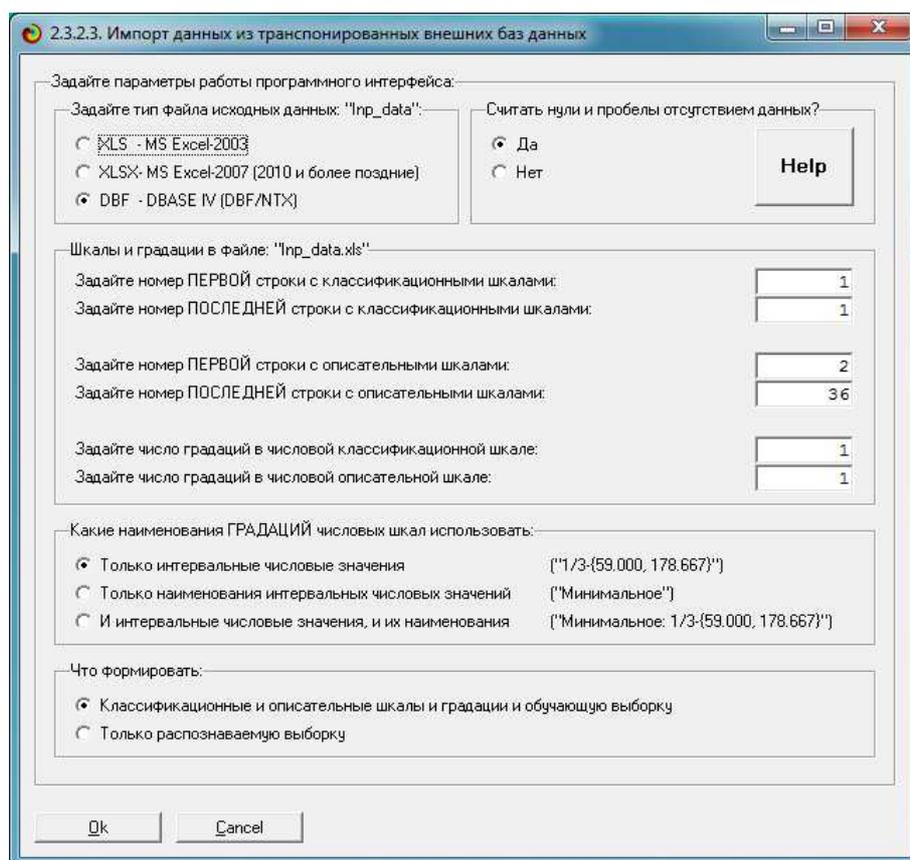
Экранная форма помощи по данному режиму приведена ниже:



Если кликнуть по кнопке «Подготовка данных» и последовательно выполнить режимы, представленные на рисунке, то создается база данных «Inp\_data.dbf» для программного интерфейса 2.3.2.3.

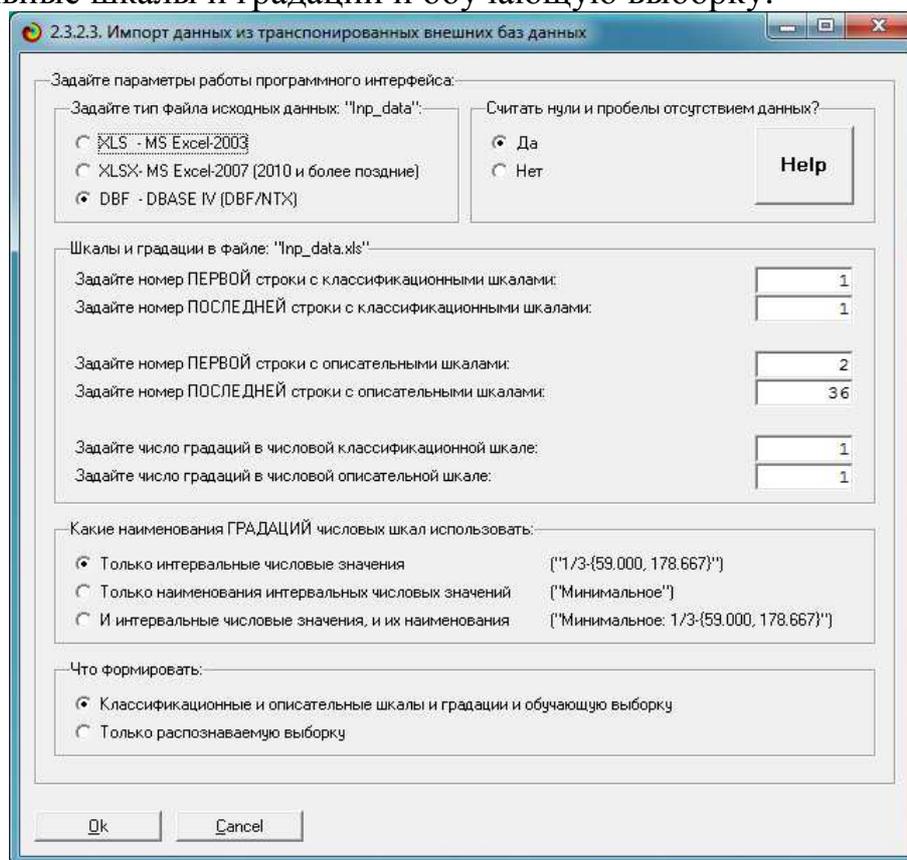


Непосредственно перед созданием этой базы данных запрашиваются следующие параметры:



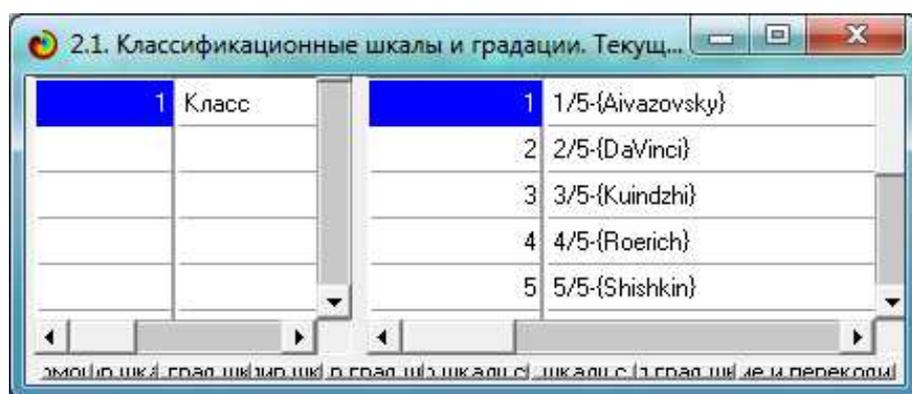
В результате формируется файл Inp\_data.dbf с информацией об изображениях для универсального программного интерфейса 2.3.2.3, обеспечивающего ввода данных из внешних источников данных. Этот программный интерфейс создает новое приложение, название которого можно по-

менять в диспетчере приложений 1.3, включающее классификационные и описательные шкалы и градации и обучающую выборку:



### 3.4.1. Классификационные и описательные шкалы и градации

Ниже представлена классификационная шкала и ее градации, т.е. классы, соответствующие художникам:



Описательная шкала представляет собой спектр, включающий 35 цветовых диапазонов. Количество цветовых диапазонов (в данном случае 35) задано перед подготовкой данных. Каждому цветовому диапазону соответствует свое сочетание яркостей лучей Red, Green, Blue, которые получены в системе «Эйдос» расчетным путем для формирования спектра:

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF5"

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы	Информативно...	N объектов об...
1	SPECTRINTERV:	1	1/35-(255,063,063)	0,7673910	2
		2	2/35-(252,084,045)	1,5154834	745
		3	3/35-(246,106,029)	1,3249203	669
		4	4/35-(236,129,016)	0,7090155	1660
		5	5/35-(223,152,006)	0,8673354	300
		6	6/35-(206,174,001)	0,9495604	1014
		7	7/35-(187,194,000)	0,6904383	1660
		8	8/35-(166,212,002)	2,0518260	1133
		9	9/35-(144,228,009)	1,9332982	84
		10	10/35-(121,240,020)	1,1527383	800
		11	11/35-(099,249,034)	1,2494567	238
		12	12/35-(077,254,051)	1,3633823	59
		13	13/35-(057,254,070)	0,8860897	601
		14	14/35-(039,251,091)	0,9768430	5
		15	15/35-(024,243,114)	0,6908986	883
		16	16/35-(012,232,137)	1,0768230	164
		17	17/35-(004,218,159)	0,9877546	79
		18	18/35-(000,200,181)	0,8069094	308
		19	19/35-(000,181,200)	0,5872524	438
		20	20/35-(004,159,218)	0,7888101	293
		21	21/35-(012,137,232)	0,9285002	815
		22	22/35-(024,114,243)	1,0630375	1886

Помощь Доб. шкалу Доб. град. шкалы Копир. шкалу Копир. град. шкалы Копир. шкалу с град. Удал. шкалу с град. Удал. град. шкалы Перекодировать Очистить

### 3.4.2. Обучающая выборка

Обучающая выборка представляет собой описание каждой картины в виде онтологии, по сути, конкретного определения путем подведения под более общую категорию (класс) и указания специфических признаков (значений пикселей)<sup>12</sup>, т.е. путем указания для каждого ее пикселя кода цветового диапазона в соответствии с описательными шкалами и градациями и указания принадлежности к обобщающему классу в соответствии с классификационными шкалами и градациями.

Фрагмент обучающей выборки приведен на рисунке ниже:

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF5"

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время
1	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivazovsky-001.jpg	17.04.2017	15:07:32
2	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivazovsky-002.jpg	17.04.2017	15:07:32
3	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivazovsky-003.jpg	17.04.2017	15:07:32
4	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivinci-001.jpg	17.04.2017	15:07:32
5	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivinci-002.jpg	17.04.2017	15:07:32
6	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivinci-003.jpg	17.04.2017	15:07:32
7	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivindzh-001.jpg	17.04.2017	15:07:33
8	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivindzh-002.jpg	17.04.2017	15:07:33
9	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivindzh-001.jpg	17.04.2017	15:07:33
10	C:\VAIDOS\VAID_DATA\inp_data\VAivindzh-002.jpg	17.04.2017	15:07:33

Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	1	0	0	0	1	2	2	2	2	3	3	3
					1	3	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	4	4	4	4	4	4	4
					1	6	6	6	6	6	6	6

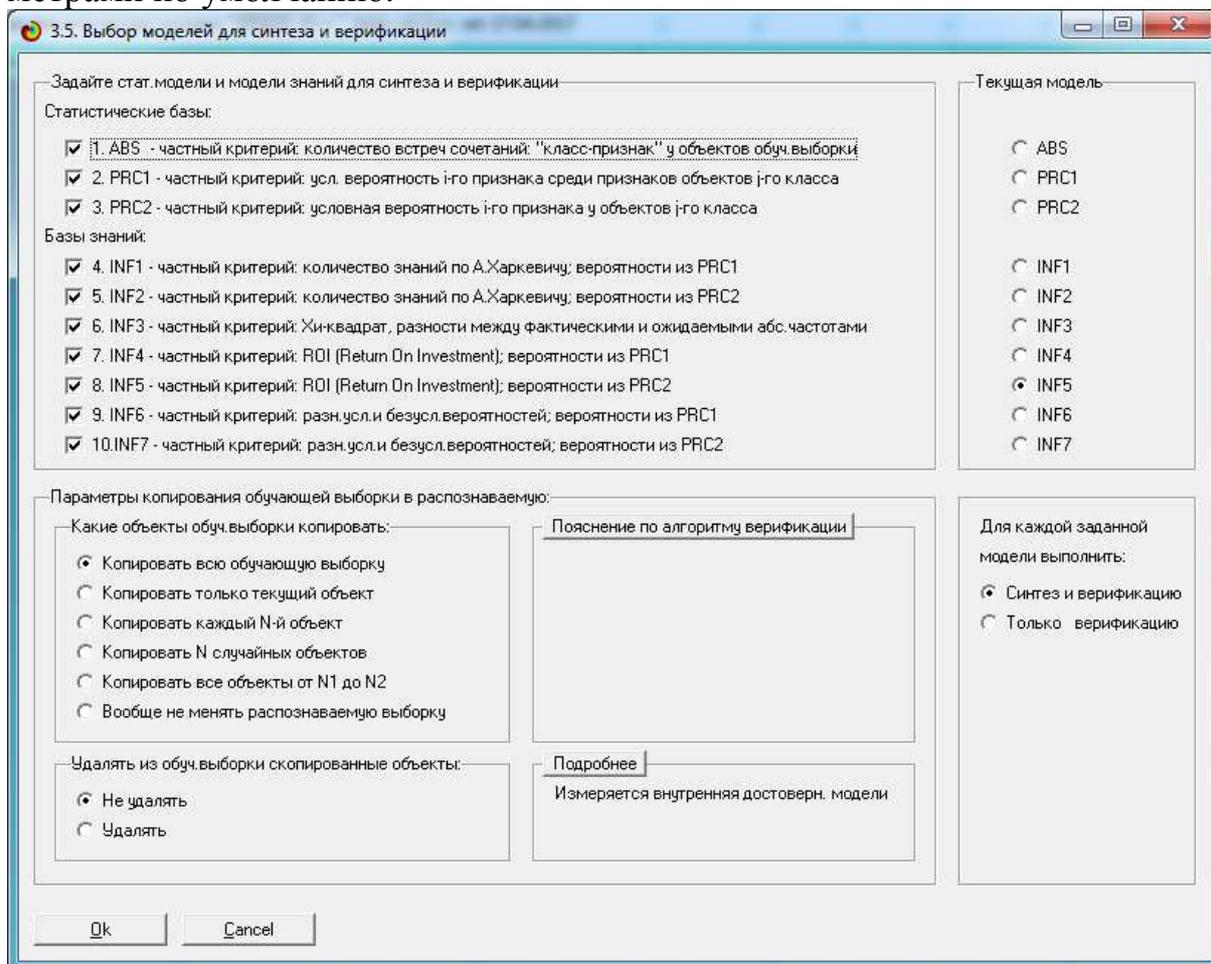
Помощь Скопировать обж. в расп. Добавить объект Добавить классы Добавить признаки Удалить объект Удалить классы Удалить признаки Очистить БД

12

сочетания экстенционального и интенционального описаний

### 3.5. Синтез и верификация модели

Синтез и верификация модели осуществляется в режиме 3.5 с параметрами по умолчанию:



В данном примере это занимает 13 секунд на среднем компьютере.

Ниже приведены фрагменты некоторых из созданных 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей.

В матрице абсолютных частот ABS показано число встреч пикселей разных спектральных диапазонов в разных классах. В матрице условных и безусловных процентных распределений PRC1 показаны доли пикселей разных спектральных диапазонов среди всех пикселей изображений разных классов. В матрице информативностей INF1 показано количество информации (в битах) содержащееся в факте наличия в изображении пикселя определенного спектрального диапазона о том, что изображение с ним относится к тому или иному классу.

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

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. КЛАСС 1/5 (AVAZOV...)	2. КЛАСС 2/5 (DAVINCI)	3. КЛАСС 3/5 (KUINDZHI)	4. КЛАСС 4/5 (ROERICH)	5. КЛАСС 5/5 (SHISHKIN)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	SPECTRINTERV-1/35-(255,063,063)		1				2	0.400	0.548
2	SPECTRINTERV-2/35-(252,084,045)	23	519	24	68	111	745	149.000	210.004
3	SPECTRINTERV-3/35-(246,106,029)	18	419	33	59	140	669	133.800	166.240
4	SPECTRINTERV-4/35-(236,129,016)	129	500	154	113	764	1660	332.000	289.699
5	SPECTRINTERV-5/35-(223,152,006)		83	17	19	181	300	60.000	74.666
6	SPECTRINTERV-6/35-(206,174,001)	75	172	115	12	640	1014	202.800	251.266
7	SPECTRINTERV-7/35-(187,194,000)	552	173	237	49	649	1660	332.000	256.556
8	SPECTRINTERV-8/35-(166,212,002)	13	71	691	15	343	1133	226.600	293.184
9	SPECTRINTERV-9/35-(144,228,009)	19		52	13	4	84	16.800	20.632
10	SPECTRINTERV-10/35-(121,240,020)	125	52	306	43	274	800	160.000	123.379
11	SPECTRINTERV-11/35-(099,249,034)	143	2	27	45	21	238	47.600	55.496
12	SPECTRINTERV-12/35-(077,254,051)	43		5			59	11.800	18.019
13	SPECTRINTERV-13/35-(057,254,070)	136	60	191	37	177	601	120.200	68.983
14	SPECTRINTERV-14/35-(039,251,091)	1				4	5	1.000	1.732
15	SPECTRINTERV-15/35-(024,243,114)	350	73	57	150	253	883	176.600	124.146
16	SPECTRINTERV-16/35-(012,232,137)	85	1	5	37	36	164	32.800	33.678
17	SPECTRINTERV-17/35-(004,218,159)	41		2	25	11	79	15.800	17.196
18	SPECTRINTERV-18/35-(000,200,181)	127	15	8	75	83	308	61.600	49.898
19	SPECTRINTERV-19/35-(000,181,200)	147	61	9	117	104	438	87.600	53.729
20	SPECTRINTERV-20/35-(004,159,218)	67	26		172	28	293	58.600	67.755
21	SPECTRINTERV-21/35-(012,137,232)	156	128	3	485	42	815	163.000	190.480
22	SPECTRINTERV-22/35-(024,114,243)	591	102	9	1125	59	1886	377.200	478.924
23	SPECTRINTERV-23/35-(039,091,251)	8			567		575	115.000	252.699
24	SPECTRINTERV-24/35-(057,070,254)	76	114	6	343	8	547	109.400	138.455

5.5. Модель: "2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов j-го класса"

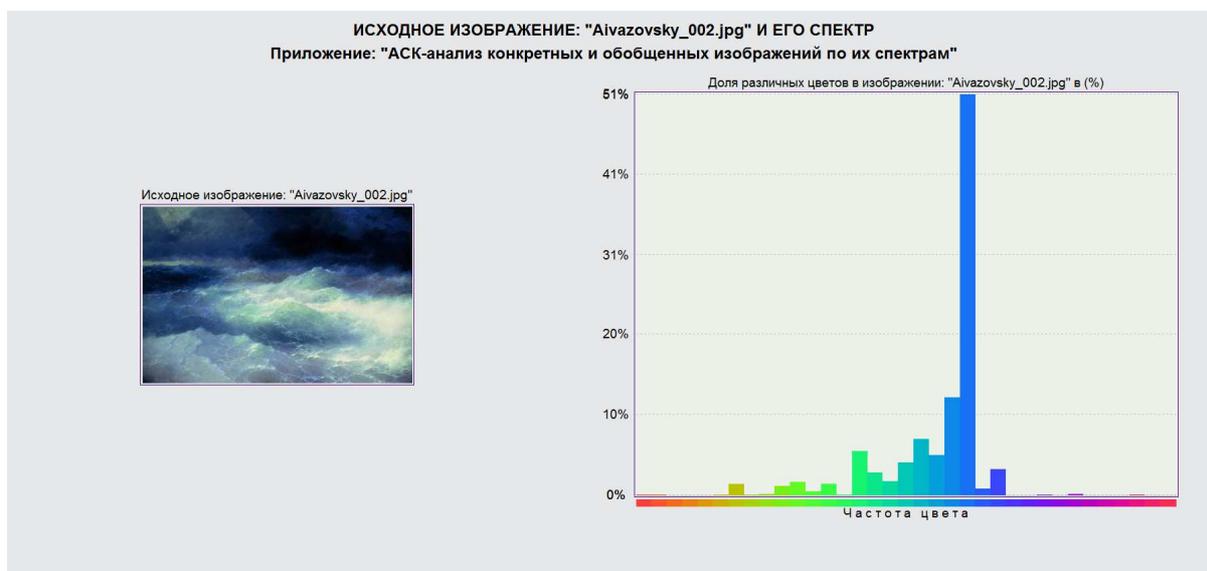
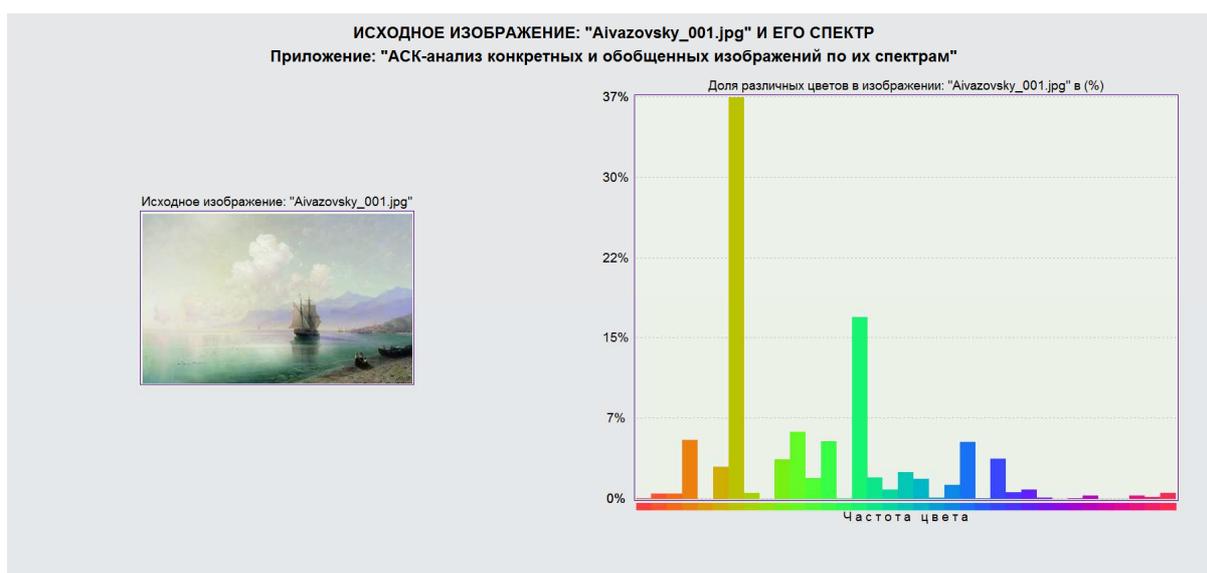
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. КЛАСС 1/5 (AVAZOV...)	2. КЛАСС 2/5 (DAVINCI)	3. КЛАСС 3/5 (KUINDZHI)	4. КЛАСС 4/5 (ROERICH)	5. КЛАСС 5/5 (SHISHKIN)	Безусл. вероятн.	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	SPECTRINTERV-1/35-(255,063,063)		0.033		0.025		0.013	0.012	0.016
2	SPECTRINTERV-2/35-(252,084,045)	0.767	17.306	1.203	1.700	2.778	4.659	4.751	7.058
3	SPECTRINTERV-3/35-(246,106,029)	0.600	13.971	1.654	1.475	3.504	4.184	4.241	5.541
4	SPECTRINTERV-4/35-(236,129,016)	4.300	16.672	7.719	2.825	19.124	10.382	10.128	7.363
5	SPECTRINTERV-5/35-(223,152,006)		2.768	0.852	0.475	4.531	1.876	1.725	1.888
6	SPECTRINTERV-6/35-(206,174,001)	2.500	5.735	5.764	0.300	16.020	6.342	6.064	6.026
7	SPECTRINTERV-7/35-(187,194,000)	18.400	5.769	11.880	1.225	16.245	10.382	10.704	7.168
8	SPECTRINTERV-8/35-(166,212,002)	0.433	2.367	34.637	0.375	8.586	7.086	9.280	14.567
9	SPECTRINTERV-9/35-(144,228,009)	0.500		2.607	0.325	0.100	0.525	0.706	1.080
10	SPECTRINTERV-10/35-(121,240,020)	4.167	1.734	15.338	1.075	6.859	5.003	5.834	5.780
11	SPECTRINTERV-11/35-(099,249,034)	4.767	0.067	1.353	1.125	0.526	1.489	1.567	1.858
12	SPECTRINTERV-12/35-(077,254,051)	1.433		0.251	0.275		0.369	0.392	0.597
13	SPECTRINTERV-13/35-(057,254,070)	4.533	2.001	9.574	0.925	4.431	3.759	4.293	3.338
14	SPECTRINTERV-14/35-(039,251,091)	0.033			0.100		0.031	0.027	0.043
15	SPECTRINTERV-15/35-(024,243,114)	11.667	2.434	2.857	3.750	6.333	5.523	5.408	3.812
16	SPECTRINTERV-16/35-(012,232,137)	2.833	0.033	0.251	0.925	0.901	1.026	0.989	1.104
17	SPECTRINTERV-17/35-(004,218,159)	1.367		0.100	0.625	0.275	0.494	0.473	0.553
18	SPECTRINTERV-18/35-(000,200,181)	4.233	0.500	0.401	1.875	2.078	1.926	1.817	1.553
19	SPECTRINTERV-19/35-(000,181,200)	4.900	2.034	0.451	2.925	2.603	2.739	2.583	1.607
20	SPECTRINTERV-20/35-(004,159,218)	2.233	0.867		4.300	0.701	1.833	1.620	1.703
21	SPECTRINTERV-21/35-(012,137,232)	5.200	4.301	0.150	12.125	1.051	5.097	4.566	4.729
22	SPECTRINTERV-22/35-(024,114,243)	19.700	3.401	0.451	28.125	1.477	11.796	10.631	12.530
23	SPECTRINTERV-23/35-(039,091,251)	0.267			14.175		3.596	2.888	6.310
24	SPECTRINTERV-24/35-(057,070,254)	2.533	3.801	0.301	8.575	0.200	3.421	3.082	3.429

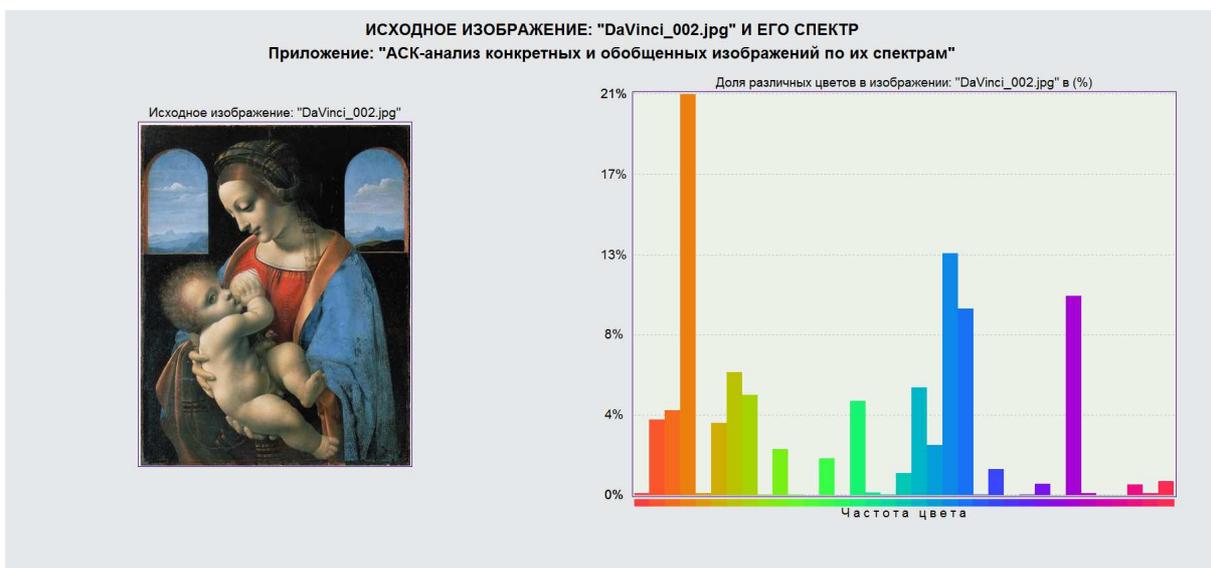
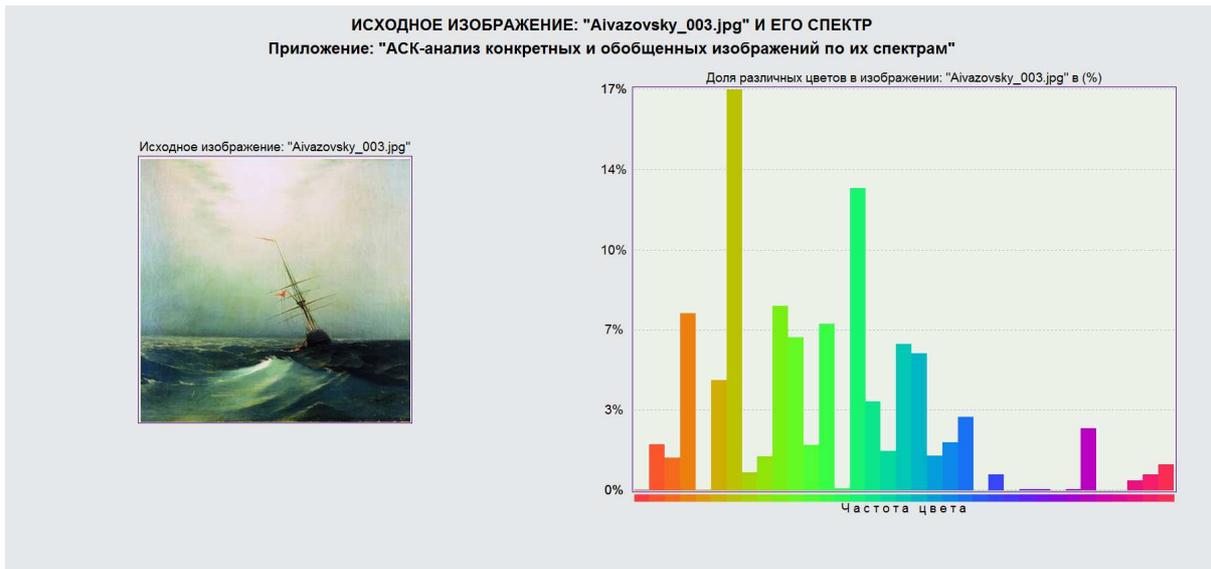
5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1"

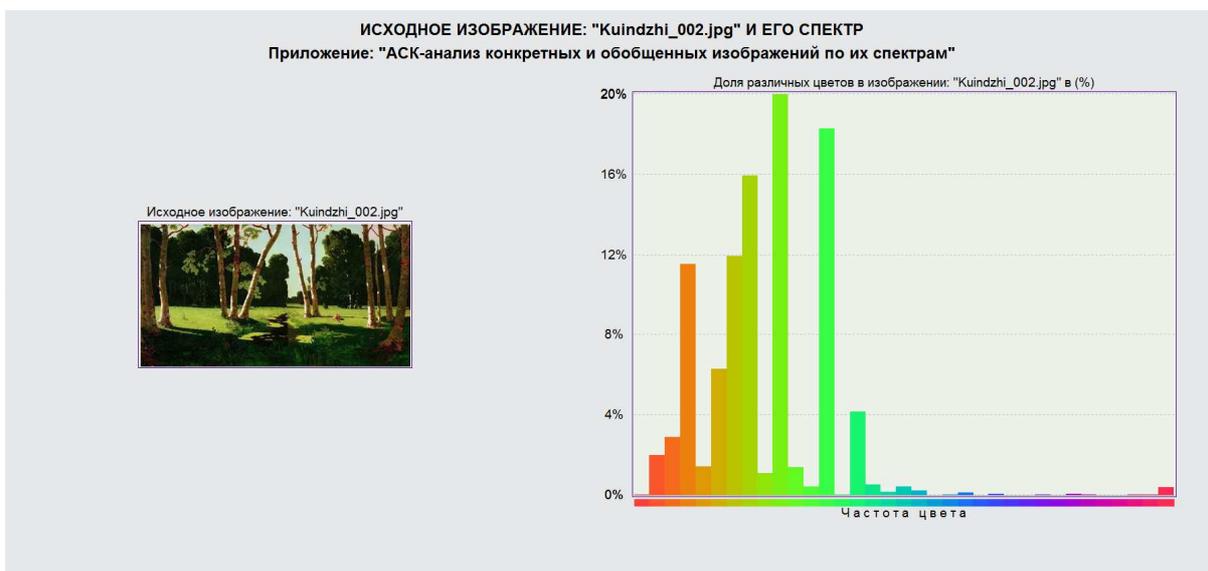
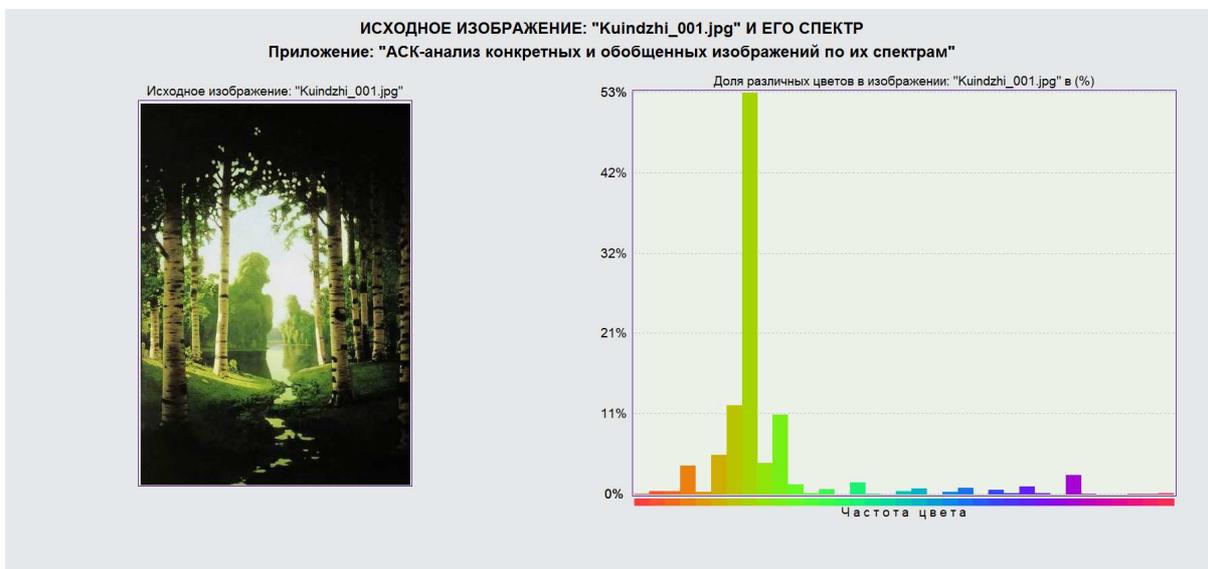
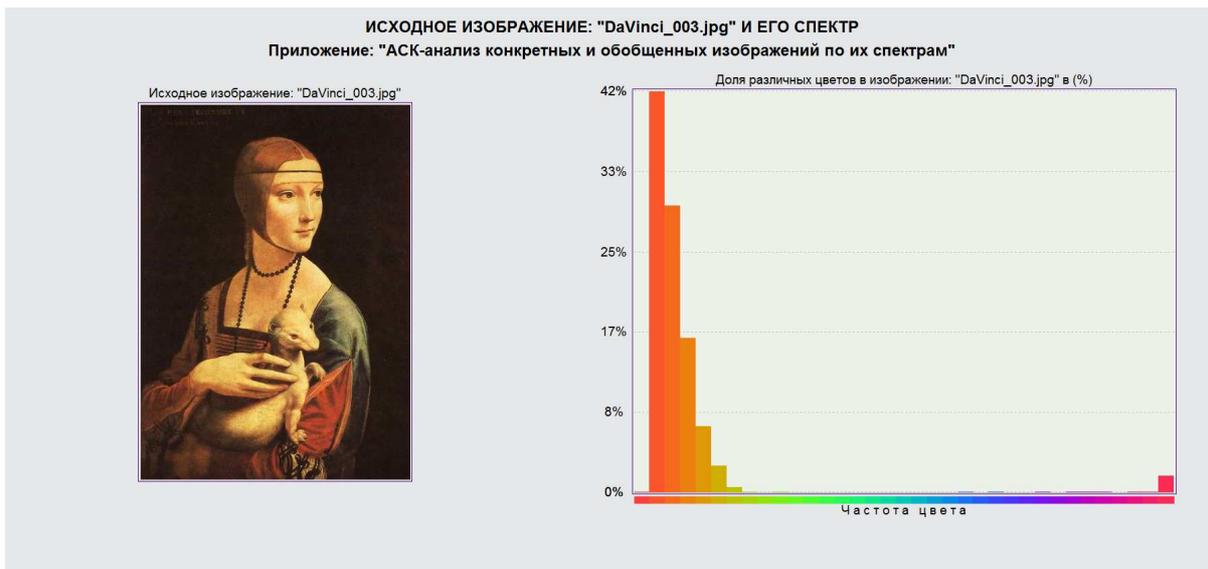
Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. КЛАСС 1/5 (AVAZOV...)	2. КЛАСС 2/5 (DAVINCI)	3. КЛАСС 3/5 (KUINDZHI)	4. КЛАСС 4/5 (ROERICH)	5. КЛАСС 5/5 (SHISHKIN)	Сумма	Среднее	Средн. квадрат. откл.
1	SPECTRINTERV-1/35-(255,063,063)		0.235		0.166		0.401	0.080	0.113
2	SPECTRINTERV-2/35-(252,084,045)	-0.433	0.315	-0.325	-0.242	-0.124	-0.809	-0.162	0.289
3	SPECTRINTERV-3/35-(246,106,029)	-0.466	0.289	-0.223	-0.250	-0.043	-0.692	-0.138	0.282
4	SPECTRINTERV-4/35-(236,129,016)	-0.211	0.114	-0.071	-0.312	0.147	-0.335	-0.067	0.200
5	SPECTRINTERV-5/35-(223,152,006)		0.093	-0.189	-0.330	0.211	-0.214	-0.043	0.217
6	SPECTRINTERV-6/35-(206,174,001)	-0.223	-0.024	-0.023	-0.732	0.222	-0.780	-0.156	0.359
7	SPECTRINTERV-7/35-(187,194,000)	0.137	-0.141	0.032	-0.513	0.107	-0.377	-0.075	0.267
8	SPECTRINTERV-8/35-(166,212,002)	-0.670	-0.263	0.381	-0.705	0.046	-1.212	-0.242	0.466
9	SPECTRINTERV-9/35-(144,228,009)	-0.012		0.384	-0.115	-0.398	-0.141	-0.028	0.281
10	SPECTRINTERV-10/35-(121,240,020)	-0.044	-0.254	0.269	-0.369	0.076	-0.323	-0.065	0.255
11	SPECTRINTERV-11/35-(099,249,034)	0.279	-0.745	-0.023	-0.067	-0.250	-0.805	-0.161	0.378
12	SPECTRINTERV-12/35-(077,254,051)	0.326		-0.093	-0.071		0.162	0.032	0.169
13	SPECTRINTERV-13/35-(057,254,070)	0.045	-0.151	0.224	-0.336	0.039	-0.179	-0.036	0.214
14	SPECTRINTERV-14/35-(039,251,091)	0.015			0.279		0.294	0.059	0.123
15	SPECTRINTERV-15/35-(024,243,114)	0.179	-0.197	-0.158	-0.093	0.033	-0.235	-0.047	0.154
16	SPECTRINTERV-16/35-(012,232,137)	0.244	-0.822	-0.338	-0.025	-0.972	-0.924	-0.194	0.407
17	SPECTRINTERV-17/35-(004,218,159)	0.244		-0.353	0.056	-0.140	-0.222	-0.044	0.234
18	SPECTRINTERV-18/35-(000,200,181)	0.189	-0.323	-0.376	-0.006	0.018	-0.499	-0.100	0.241
19	SPECTRINTERV-19/35-(000,181,200)	0.139	-0.071	-0.433	0.016	-0.012	-0.361	-0.072	0.216
20	SPECTRINTERV-20/35-(004,159,218)	0.047	-0.180		0.205	-0.231	-0.158	-0.032	0.176
21	SPECTRINTERV-21/35-(012,137,232)	0.005	-0.041	-0.845	0.208	-0.379	-1.052	-0.210	0.413
22	SPECTRINTERV-22/35-(024,114,243)	0.123	-0.298	-0.783	0.208	-0.498	-1.248	-0.250	0.418
23	SPECTRINTERV-23/35-(039,091,251)	-0.624			0.329		-0.295	-0.059	0.347
24	SPECTRINTERV-24/35-(057,070,254)	-0.072	0.025	-0.583	0.220	-0.661	-1.090	-0.218	0.394

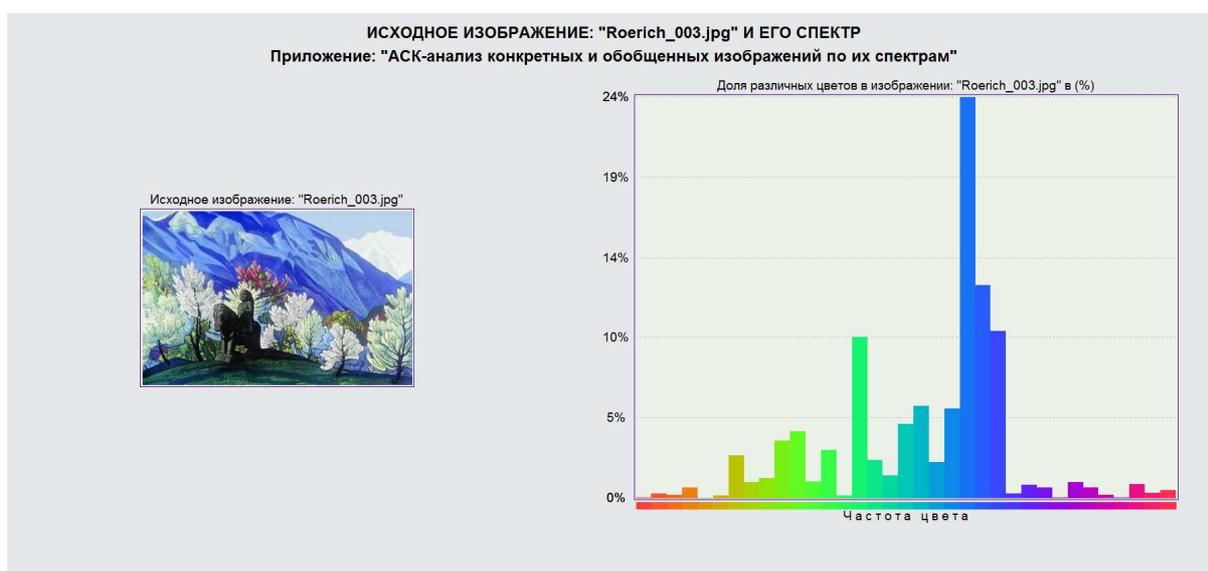
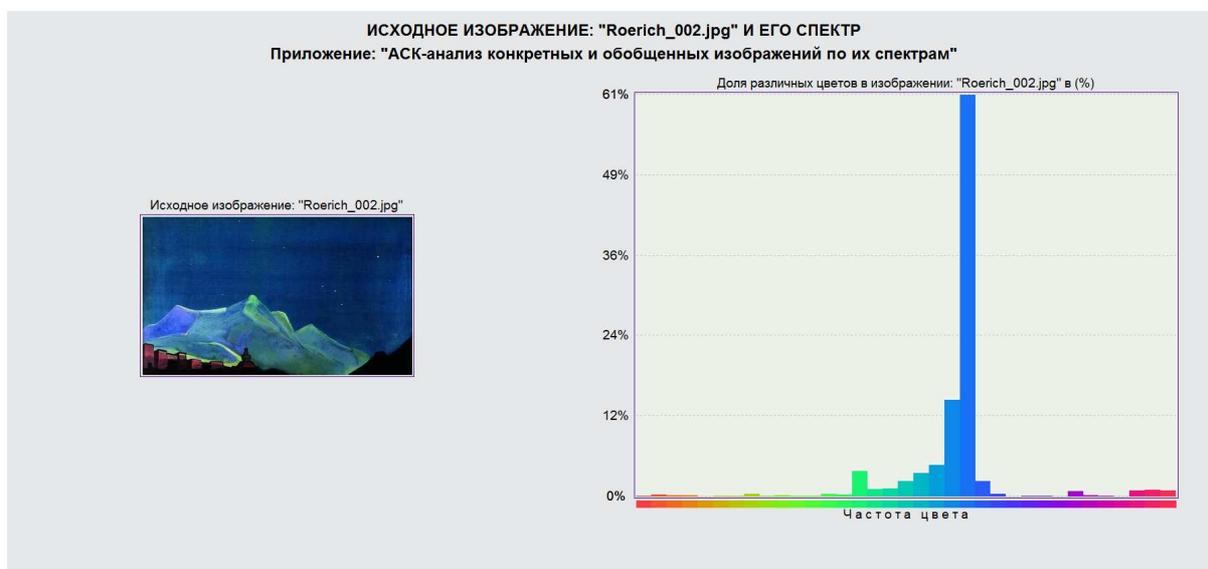
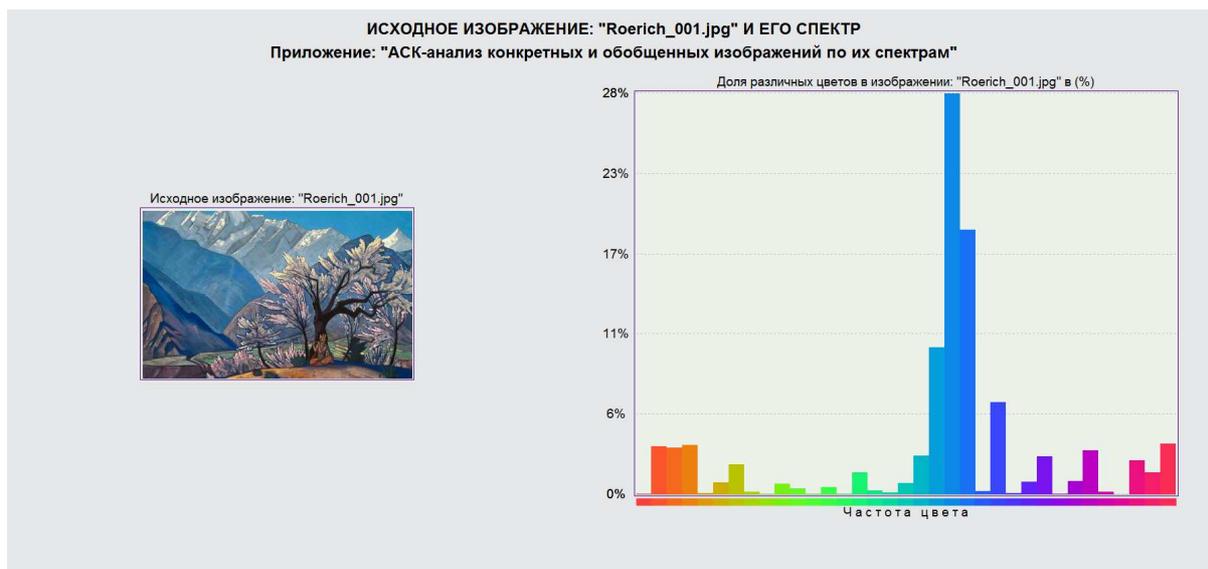
### 3.6. Спектры конкретных изображений

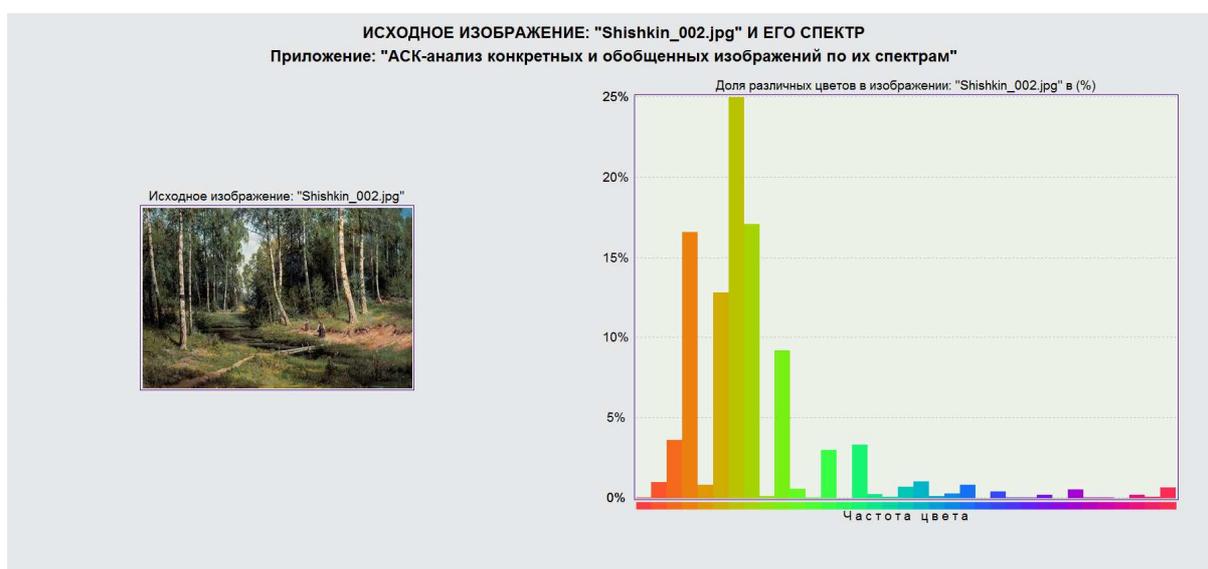
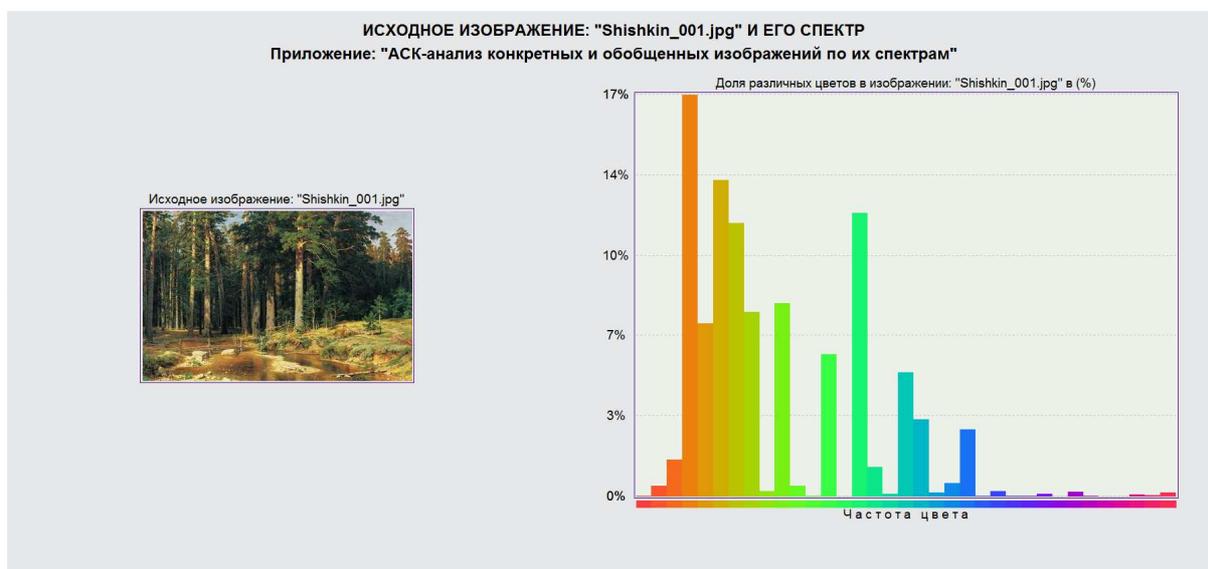
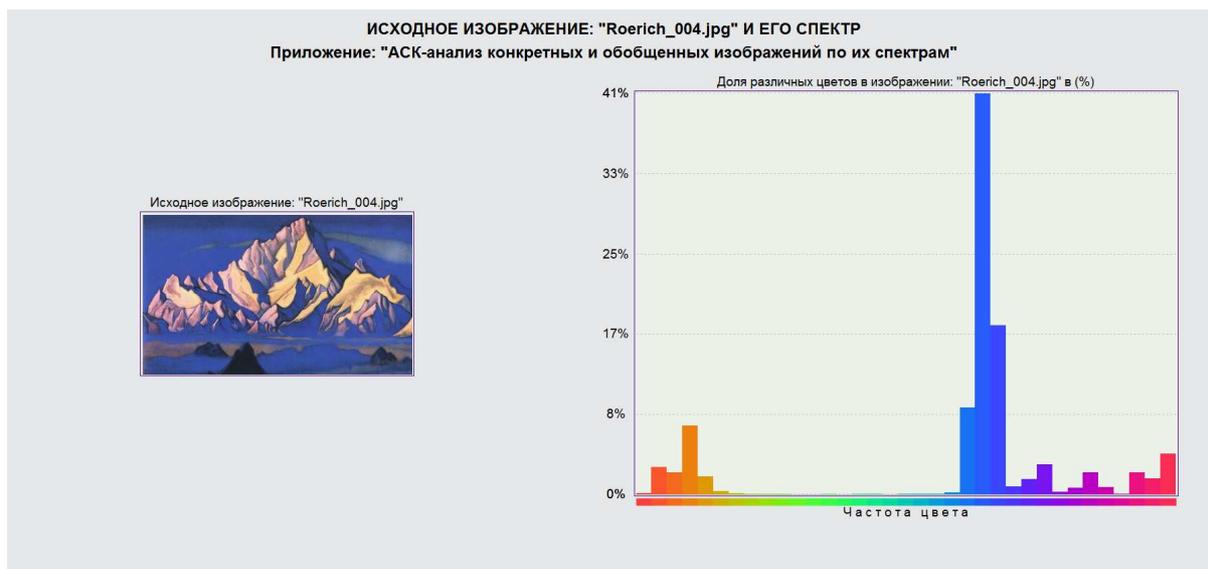
Для вывода спектров конкретных изображений (картин художников) создадим модель как описано выше на основе файлов, в именах которых вместо тире используется нижнее подчеркивание. Выполним режимы 4.7 (подготовка данных), 2.3.2.3 и 3.5. Затем войдем в режим «4.7. АСК-анализ изображений по пикселям, спектрам и контурам» и кликнем по кнопке: «Изображения и спектры объектов». В результате получим в папке: c:\Aidos-X\AID\_DATA\InpSpectrPix\ следующие изображения:

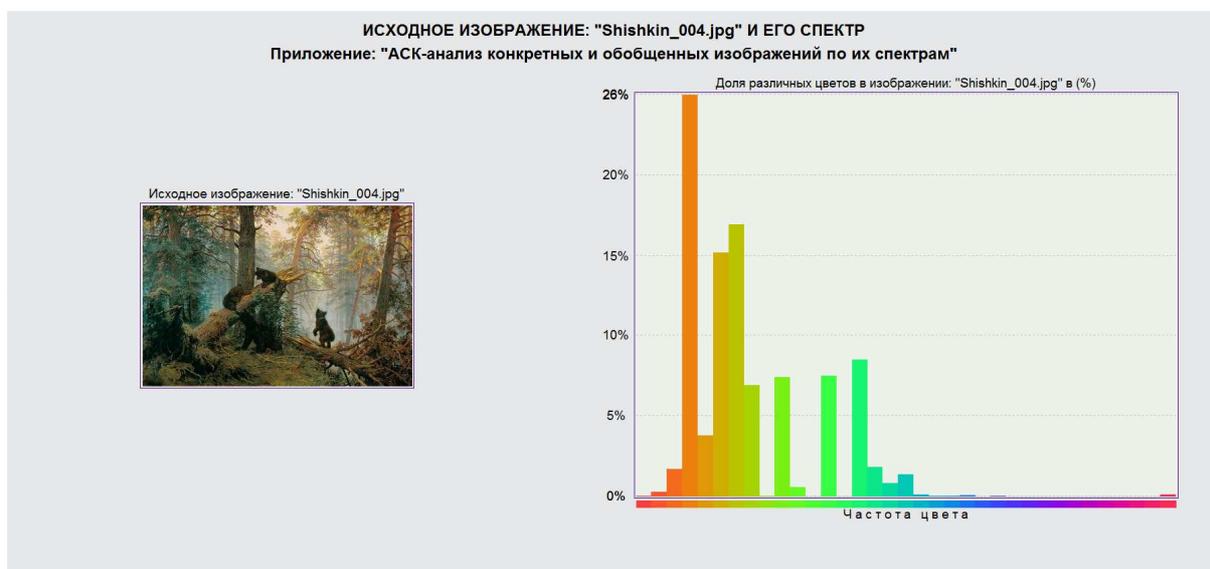






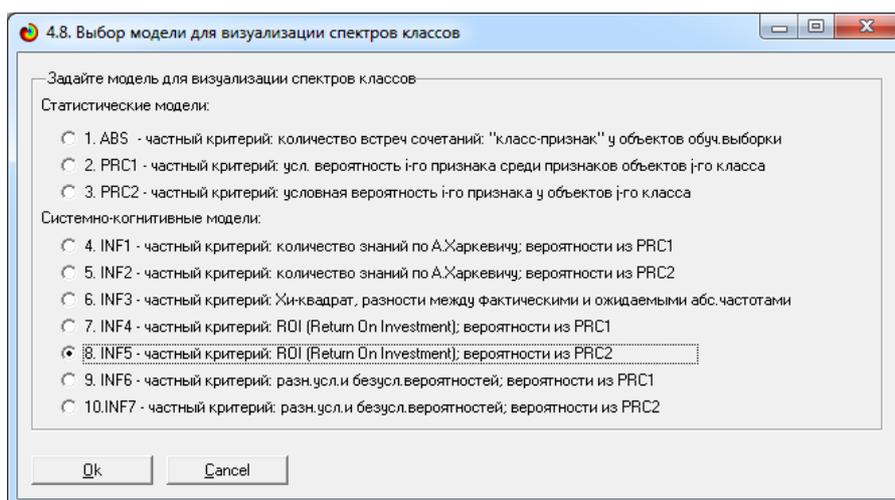




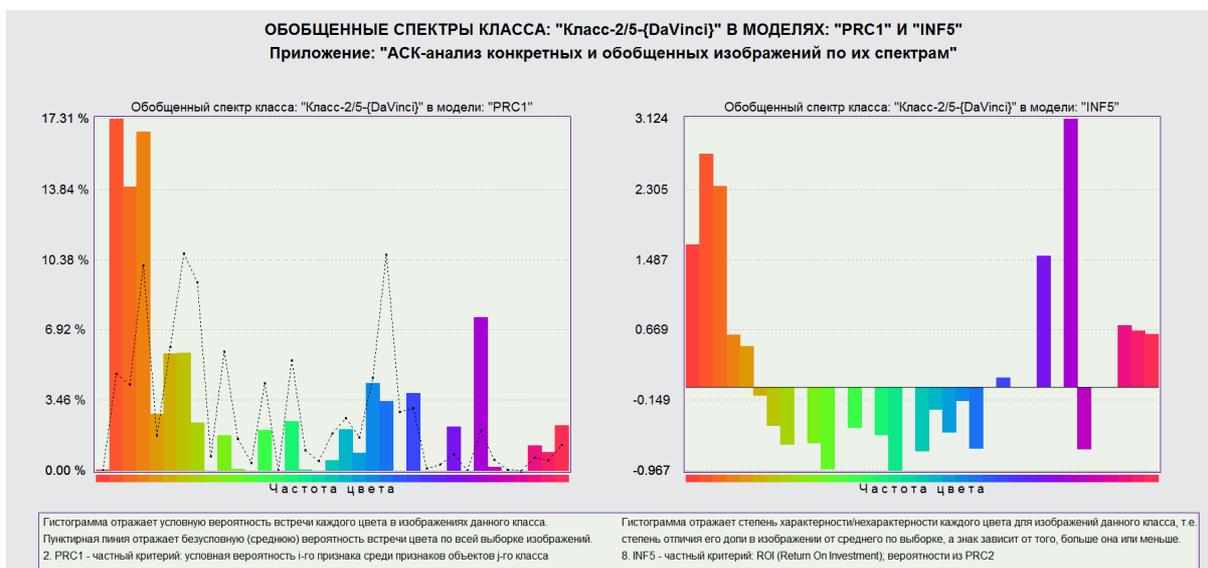
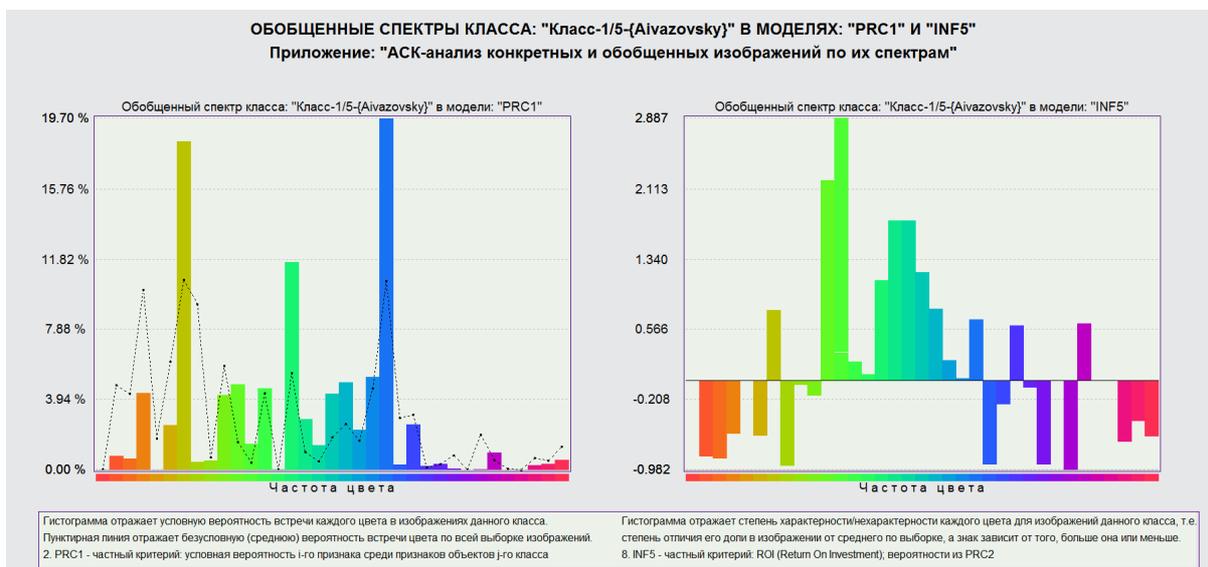


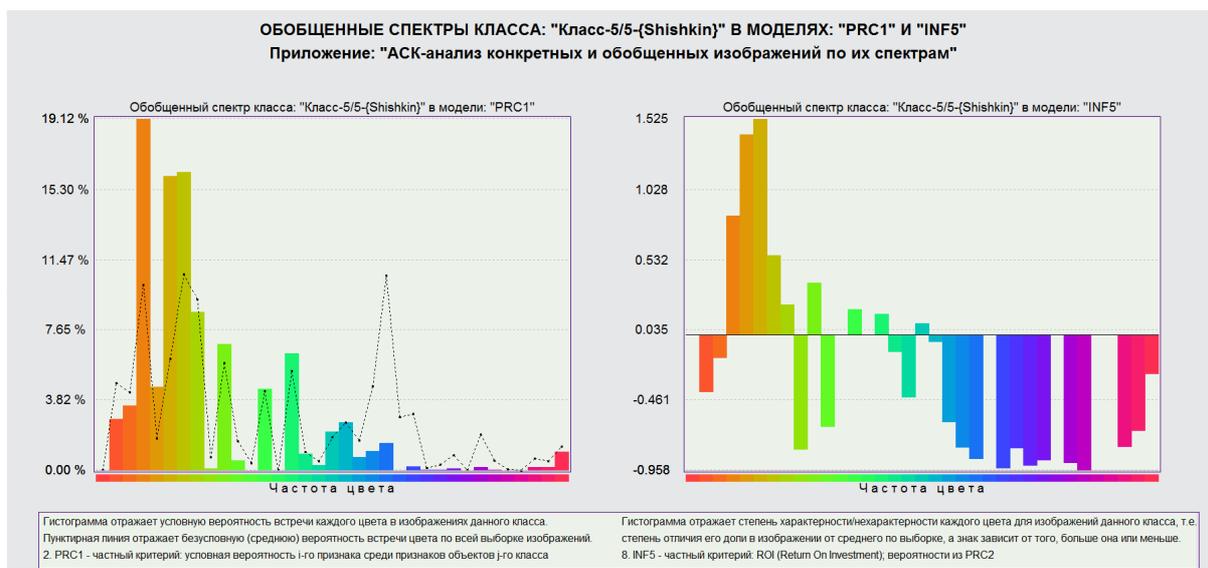
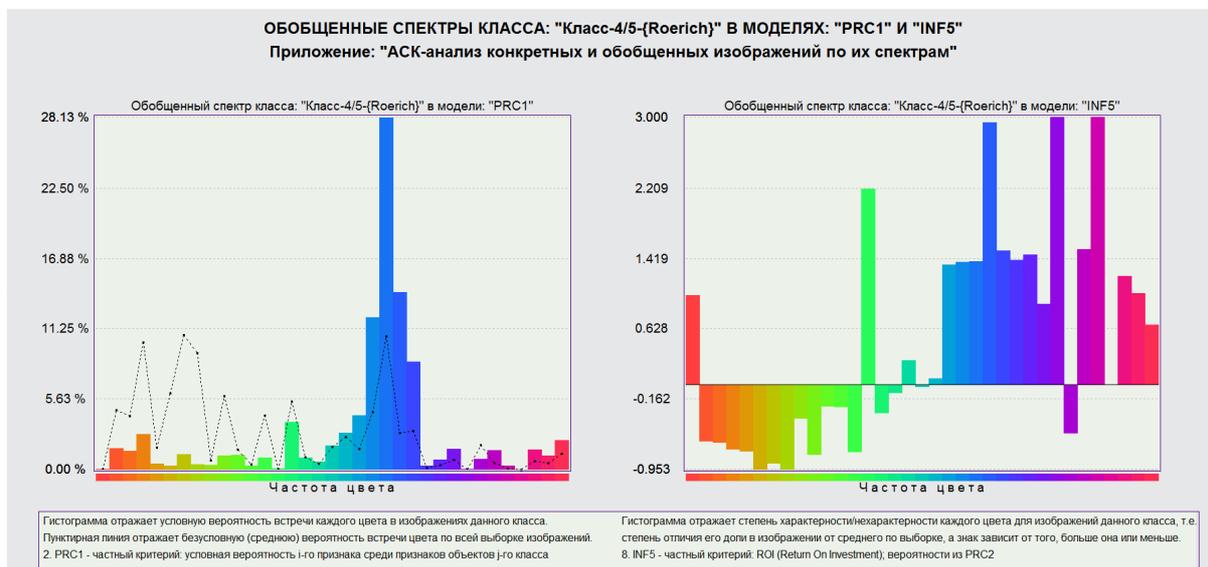
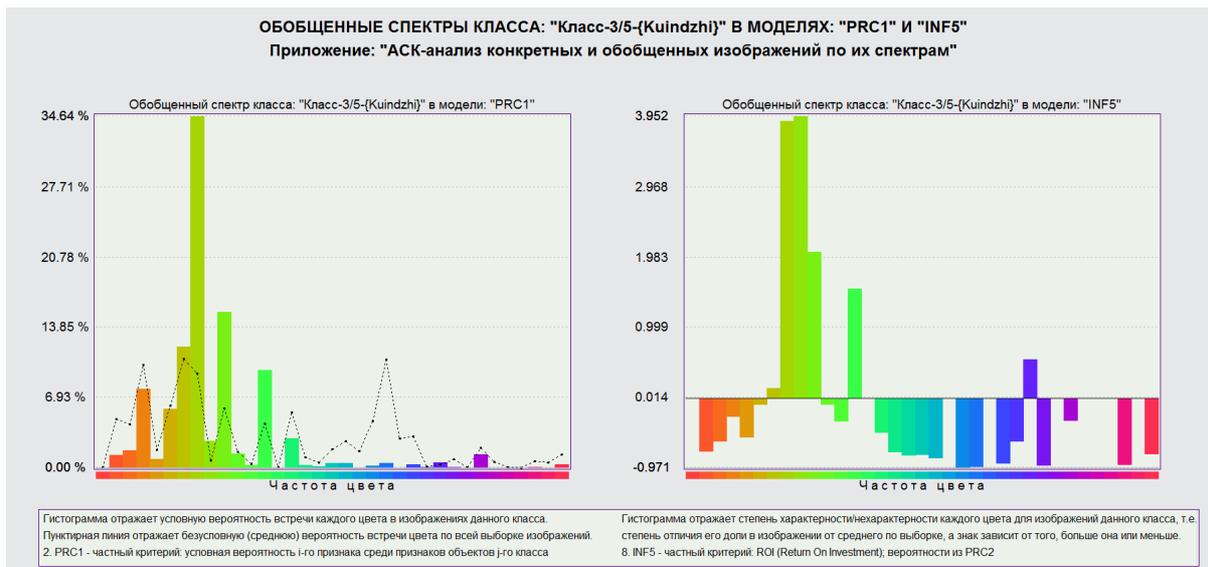
### 3.7. Спектры обобщенных изображений классов

Войдем в режим «4.7. АСК-анализ изображений по пикселям, спектрам и контурам» и кликнем по кнопке: «Изображения и спектры классов». Выберем наиболее достоверную модель INF5 на появившейся экранной форме:



В результате получим в папке: c:\Aidos-X\AID\_DATA\InpSpectrCls\ следующие изображения:





Слева на этих изображениях показан спектр класса в модели PRC1, т.е. условная вероятность встретить пиксели каждого спектрального диапазона в изображениях данного класса (в процентах от суммарного числа пикселей в изображении). Кроме того слева пунктирной линией показана безусловная вероятность встречи пикселей каждого спектрального диапазона во всех изображениях обучающей выборки, т.е. по всем классам.

Справа показано количество информации в цвете каждого спектрального диапазона о принадлежности объекта с этим цветом к данному классу. Если в данном классе условная вероятность встретить пиксели этого цвета выше, чем безусловная вероятность его встречи в среднем по всей выборке, то данный спектральный диапазон является характерным для данного класса, если ниже, чем по всей выборке – то нехарактерным, если же условная вероятность встречи пикселей данного спектрального диапазона близка к безусловной (средней по всей выборке), то обнаружение данного цвета у конкретного изображения ничего не говорит о принадлежности или непринадлежности данного изображения к этому классу.

Таким образом *обобщенный спектр класса не просто отражает условную вероятность встречи различных цветов у изображений данного класса, но содержит в себе информацию о результатах сравнения условных вероятностей встречи этих цветов в данном классе с безусловными вероятностями их встречи по всей выборке изображений, принадлежащих ко всем классам. При этом в настоящее время в системе «Эйдос» используется 7 системно-когнитивных моделей, отличающихся способами расчета и сравнения условных и безусловных вероятностей [41].*

### **3.8. Выбор наиболее достоверной модели и придание ей статуса текущей**

Оценка достоверности моделей производится сразу после их создания в режиме 3.5 по F-критерию Ван Ризбергена, а также L1- и L2-мерам, предложенным проф.Е.В.Луценко [40] и преодолевающим некоторые недостатки F-меры: ее четкость, моноклассовость и зависимость от объема выборки. Классическая количественная мера достоверности моделей: F-мера Ван Ризбергена основана на подсчете суммарного количества верно и ошибочно классифицированных и не классифицированных объектов обу-

чающей выборки. В мультиклассовых системах классификации объект 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 численных примерах автором установлено, что при истинно-положительных и истинно-отрицательных решениях модуль сходства-различия объекта с классами значительно выше, чем при ложноположительных и ложноотрицательных решениях. Поэтому была предложена L1-мера достоверности моделей, учитывающая не просто сам факт истинно или ложно положительного или отрицательного решения, но и степень уверенности классификатора в этих решениях. При классификации больших данных было обнаружено большое количество ложноположительных решений с низким уровнем сходства, которые, однако, суммарно вносят большой вклад в снижение достоверности модели. Чтобы преодолеть эту проблему предлагается L2-мера, в которой вместо сумм уровней сходства используется средние уровни сходства по различным вариантам классификации. Таким образом, в данной работе предлагаются меры достоверности моделей, названные L1-мера и L2-мера, смягчающие и преодолевающие недостатки F-меры, эти меры описаны математически и их применение продемонстрировано на простом 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

Для отображения формы с результатами оценки достоверности моделей запустим режим 4.1.3.6:

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	Фигера Ван Ризбергера	Сумма модулей истинно-положительных решений (ST)	Сумма модулей истинно-отрицательных решений (ST)	Сумма модулей ложноположительных решений (SFP)	Сумма модулей ложноотрицательных решений (SFF)	S-T мод
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений; "Укло...	Корреляция абс частот с обр...	16	16	23	41		0,281	1,000	0,438	13,340	1,794	15,519		
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений; "Укло...	Сумма абс частот по призна...	16	16		64		0,200	1,000	0,333	8,096		12,418		
2. PR1C1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	16	16	23	41		0,281	1,000	0,438	13,340	1,794	15,519		
2. PR1C1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	16	16		64		0,200	1,000	0,333	8,676		14,080		
3. PR1C2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	16	16	23	41		0,281	1,000	0,438	13,340	1,794	15,519		
3. PR1C2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...	16	16		64		0,200	1,000	0,333	8,690		14,103		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	16	16	44	20		0,444	1,000	0,615	7,295	18,398	4,403		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	16	15	56	8	1	0,652	0,998	0,769	2,744	19,823	0,562	0,003	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	16	16	44	20		0,444	1,000	0,615	7,295	18,398	4,401		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	16	15	56	8	1	0,652	0,998	0,769	2,742	19,813	0,560	0,003	
6. INF3 - частный критерий: "Хиквадат; разности между факти...	Семантический резонанс зна...	16	16	48	16		0,500	1,000	0,667	11,328	16,403	5,912		
6. INF3 - частный критерий: "Хиквадат; разности между факти...	Сумма знаний	16	16	48	16		0,500	1,000	0,667	6,641	9,824	3,182		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Семантический резонанс зна...	16	16	48	16		0,500	1,000	0,667	9,157	16,016	4,201		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Сумма знаний	16	16	48	16		0,471	1,000	0,640	6,590	7,559	2,186		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Семантический резонанс зна...	16	16	48	16		0,500	1,000	0,667	9,159	16,020	4,200		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Сумма знаний	16	16	46	18		0,471	1,000	0,640	6,606	7,579	2,188		
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	16	16	47	17		0,485	1,000	0,653	11,245	16,354	5,750		
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	16	16	47	17		0,485	1,000	0,653	5,866	8,220	2,803		
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	16	16	47	17		0,485	1,000	0,653	11,250	16,358	5,749		
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	16	16	47	17		0,485	1,000	0,653	5,879	8,240	2,806		

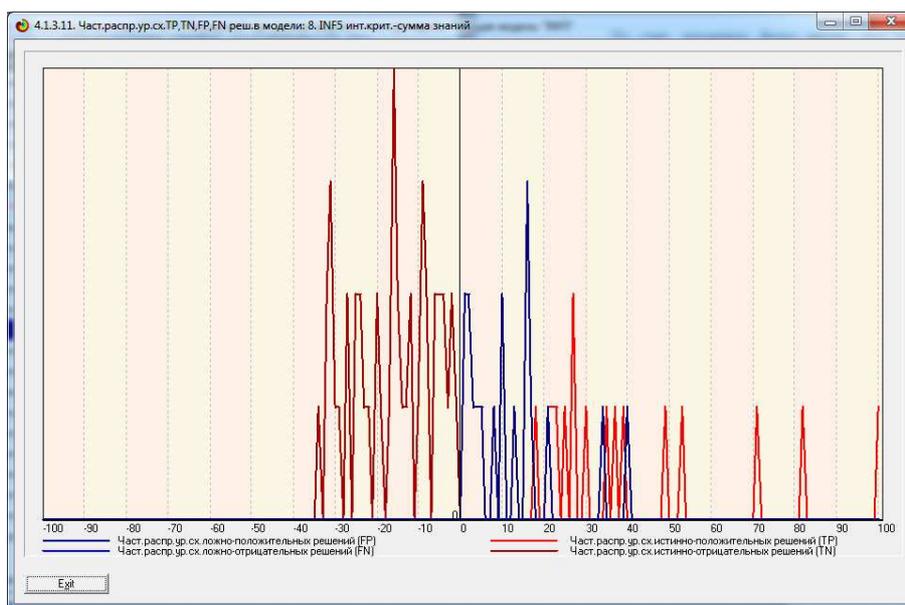
Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Фигера Ван Ризбергера	Сумма модулей истинно-положит. решений (ST)	Сумма модулей истинно-отриц. решений (ST)	Сумма модулей ложноположит. решений (SFP)	Сумма модулей ложноотриц. решений (SFF)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средний модуль услов. истинно-положит. решений	Средний модуль услов. истинно-отриц. решений	Средний модуль услов. ложноположит. решений	Средний модуль услов. ложноотриц. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений; "Укло...	Корреляция абс частот с обр...	0,438	13,340	1,794	15,519		0,462	1,000	0,632	0,834		0,379	0,078
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений; "Укло...	Сумма абс частот по призна...	0,333	8,096		12,418		0,395	1,000	0,566	0,506		0,194	0,078
2. PR1C1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	0,438	13,340	1,794	15,519		0,462	1,000	0,632	0,834		0,379	0,078
2. PR1C1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	0,333	8,676		14,080		0,381	1,000	0,552	0,542		0,220	0,078
3. PR1C2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	0,438	13,340	1,794	15,519		0,462	1,000	0,632	0,834		0,379	0,078
3. PR1C2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...	0,333	8,690		14,103		0,381	1,000	0,552	0,543		0,220	0,078
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0,615	7,295	18,398	4,403		0,624	1,000	0,768	0,456		0,220	0,418
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	0,769	2,744	19,823	0,562	0,003	0,830	0,999	0,907	0,183	0,003	0,070	0,354
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0,615	7,295	18,398	4,401		0,624	1,000	0,768	0,456		0,220	0,418
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	0,769	2,742	19,813	0,560	0,003	0,830	0,999	0,907	0,183	0,003	0,070	0,354
6. INF3 - частный критерий: "Хиквадат; разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0,667	11,328	16,403	5,912		0,657	1,000	0,793	0,708		0,370	0,342
6. INF3 - частный критерий: "Хиквадат; разности между факти...	Сумма знаний	0,667	6,641	9,824	3,182		0,676	1,000	0,807	0,415		0,199	0,205
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Семантический резонанс зна...	0,667	9,157	16,016	4,201		0,686	1,000	0,813	0,572		0,263	0,334
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Сумма знаний	0,640	6,590	7,559	2,186		0,751	1,000	0,858	0,412		0,121	0,164
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Семантический резонанс зна...	0,667	9,159	16,020	4,200		0,686	1,000	0,813	0,572		0,262	0,334
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Сумма знаний	0,640	6,606	7,579	2,188		0,751	1,000	0,858	0,413		0,122	0,165
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0,653	11,245	16,354	5,750		0,662	1,000	0,796	0,703		0,338	0,348
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	0,653	5,866	8,220	2,803		0,677	1,000	0,807	0,367		0,165	0,175
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0,653	11,250	16,358	5,749		0,662	1,000	0,796	0,703		0,338	0,348
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	0,653	5,879	8,240	2,806		0,677	1,000	0,807	0,367		0,165	0,175

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средний модуль услов. истинно-положит. решений	Средний модуль услов. истинно-отриц. решений	Средний модуль услов. ложноположит. решений	Средний модуль услов. ложноотриц. решений	A-Точность модели A'Precision = ATP/AAT	A-Полнота модели A'Recall = ATR/AAT	L2-мера проф. Е.В. Луценко	Процент грамотных решений	Процент грамотных на критику	Процент грамотных на дилеммы	Процент грамотных на оценки	Процент грамотных на результаты
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений; "Укло...	Корреляция абс частот с обр...	0,632	0,834	0,379	0,078	0,688	0,688	1,000	0,815	100,000	38,851	61,149		69
1. ABS - частный критерий: количество встреч сомнений; "Укло...	Сумма абс частот по призна...	0,566	0,506	0,194		0,723	1,000	0,839	100,000			100,000		50
2. PR1C1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Корреляция усл.отн частот с о...	0,632	0,834	0,379	0,078	0,688	1,000	0,815	100,000	38,851	61,149		69	
2. PR1C1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Сумма усл.отн частот по при...	0,552	0,542	0,220		0,711	1,000	0,831	100,000			100,000		50
3. PR1C2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Корреляция усл.отн частот с о...	0,632	0,834	0,379	0,078	0,688	1,000	0,815	100,000	38,851	61,149		69	
3. PR1C2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Сумма усл.отн частот по при...	0,552	0,543	0,220		0,711	1,000	0,831	100,000			100,000		50
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0,768	0,456	0,220	0,418	0,674	1,000	0,806	100,000	69,322	30,678		84	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	0,907	0,183	0,003	0,070	0,354	0,723	0,984	93,750	87,637	12,363	6,250	90	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Семантический резонанс зна...	0,768	0,456	0,220	0,418	0,674	1,000	0,806	100,000	69,322	30,678		84	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; в...	Сумма знаний	0,907	0,183	0,003	0,070	0,354	0,723	0,985	93,750	87,637	12,363	6,250	90	
6. INF3 - частный критерий: "Хиквадат; разности между факти...	Семантический резонанс зна...	0,793	0,708	0,370	0,342	0,657	1,000	0,793	100,000	73,993	26,007		86	
6. INF3 - частный критерий: "Хиквадат; разности между факти...	Сумма знаний	0,807	0,415	0,199	0,205	0,676	1,000	0,807	100,000	73,993	26,007		86	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Семантический резонанс зна...	0,813	0,572	0,263	0,334	0,686	1,000	0,813	100,000	73,993	26,007		86	
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Сумма знаний	0,858	0,412	0,121	0,164	0,772	1,000	0,872	100,000	71,749	28,251		85	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Семантический резонанс зна...	0,813	0,572	0,262	0,334	0,686	1,000	0,813	100,000	73,993	26,007		86	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероатно...	Сумма знаний	0,858	0,413	0,122	0,165	0,773	1,000	0,872	100,000	71,749	28,251		85	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Семантический резонанс зна...	0,796	0,703	0,338	0,348	0,675	1,000	0,806	100,000	72,550	27,450		86	
9. INF6 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; вер...	Сумма знаний	0,807	0,367	0,165	0,175	0,690	1,000	0,816	100,000	72,550	27,450		86	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Семантический резонанс зна...	0,796	0,703	0,338	0,348	0,675	1,000	0,806	100,000	72,550	27,450		86	
10. INF7 - частный критерий: разн. усл. и без усл. вероятностей; ве...	Сумма знаний	0,807	0,367	0,165	0,175	0,690	1,000	0,817	100,000	72,550	27,450		86	

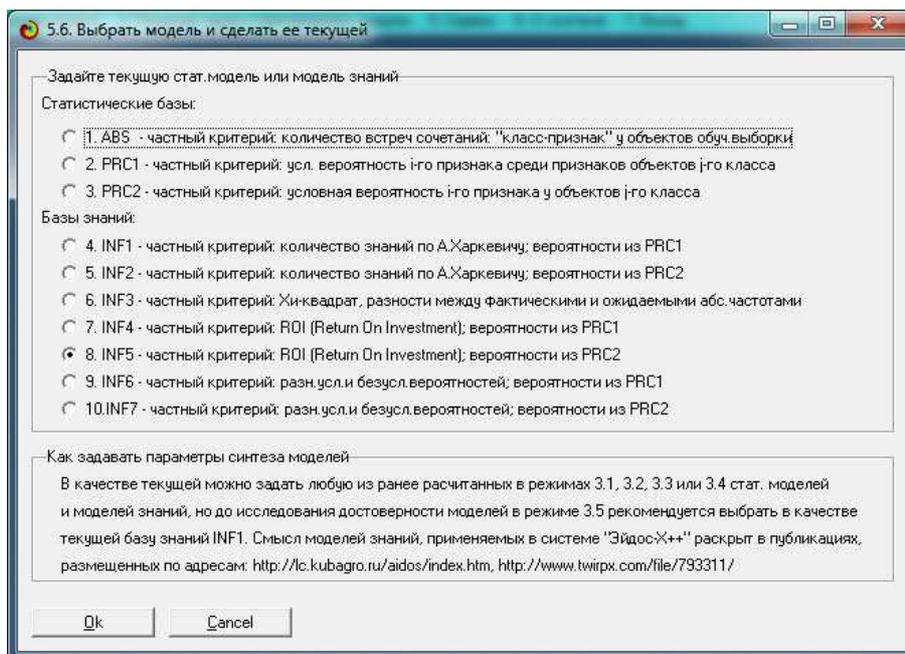
В этой экранной форме синим цветом показана достоверность моделей по F-критерию Ван Ризбергера, зеленым по L1- мере, а желтым по L2- мере проф.Е.В.Луценко.

Из этих экранных форм видно, что наиболее достоверной по L2- критерию является системно-когнитивная модель INF5 с интегральным критерием «Сумма знаний». Частные и интегральные критерии АСК- анализа и системы «Эйдос» описаны в статье [41].

Из экранной формы частотных распределений уровней сходства при истинно- и ложно- положительных и отрицательных решениях (режим 4.1.3.11) мы видим, что в данной модели при уровнях сходства выше 40% наблюдаются только истинно-положительные решения, а при уровнях сходства ниже 15% – только ложно-положительные решения, а в диапазоне от 15% до 40% встречаются и истинно-положительные, и ложно-положительные решения, причем первые чаще. Ложно-отрицательных решений вообще не встречается, т.е. все отрицательные решения истинные.



Выберем наиболее достоверную модель и придадим ей статус текущей модели в режиме 5.6:



### 3.9. Решение задач в наиболее достоверной модели

#### 3.9.1. Решение задачи сравнения конкретных изображений с обобщенными образами классов

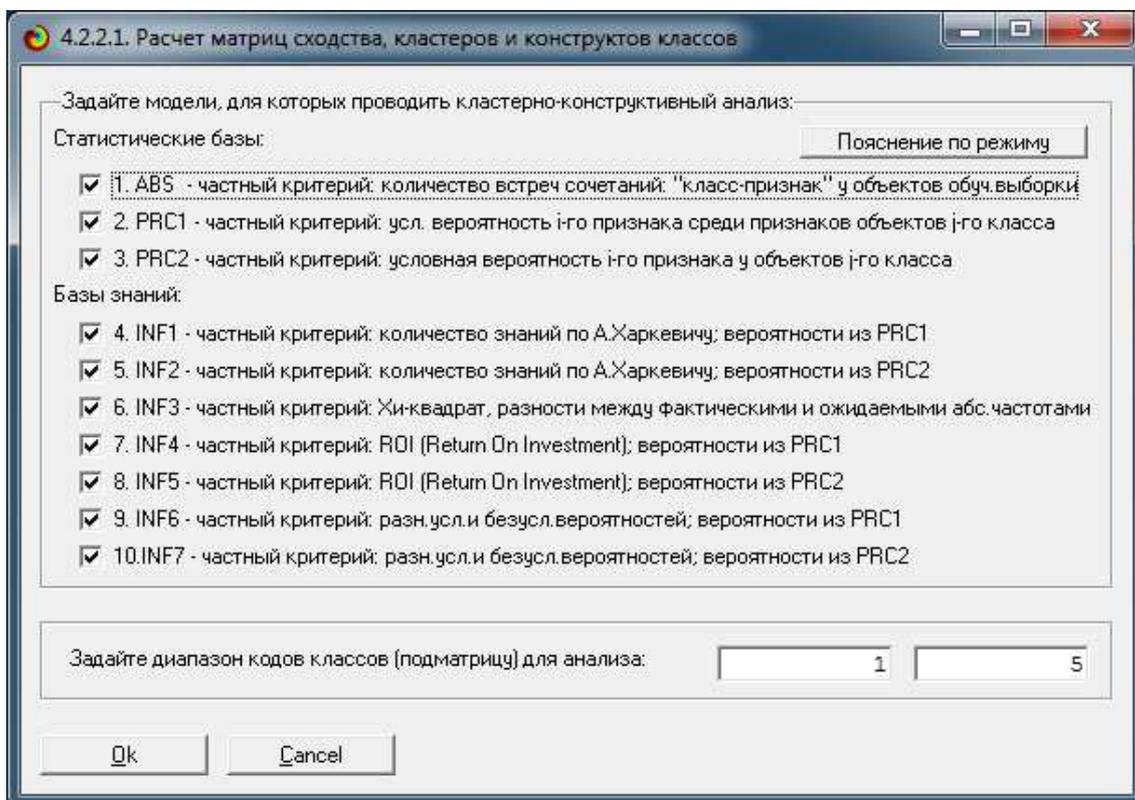
После того, как мы сделали текущей наиболее достоверную модель INF5 проведем в ней распознавание (в режиме 4.1.2), т.е. сравнение конкретных изображений картин художников с обобщенными образами классов по художникам по их спектрам. Результаты приведены ниже:



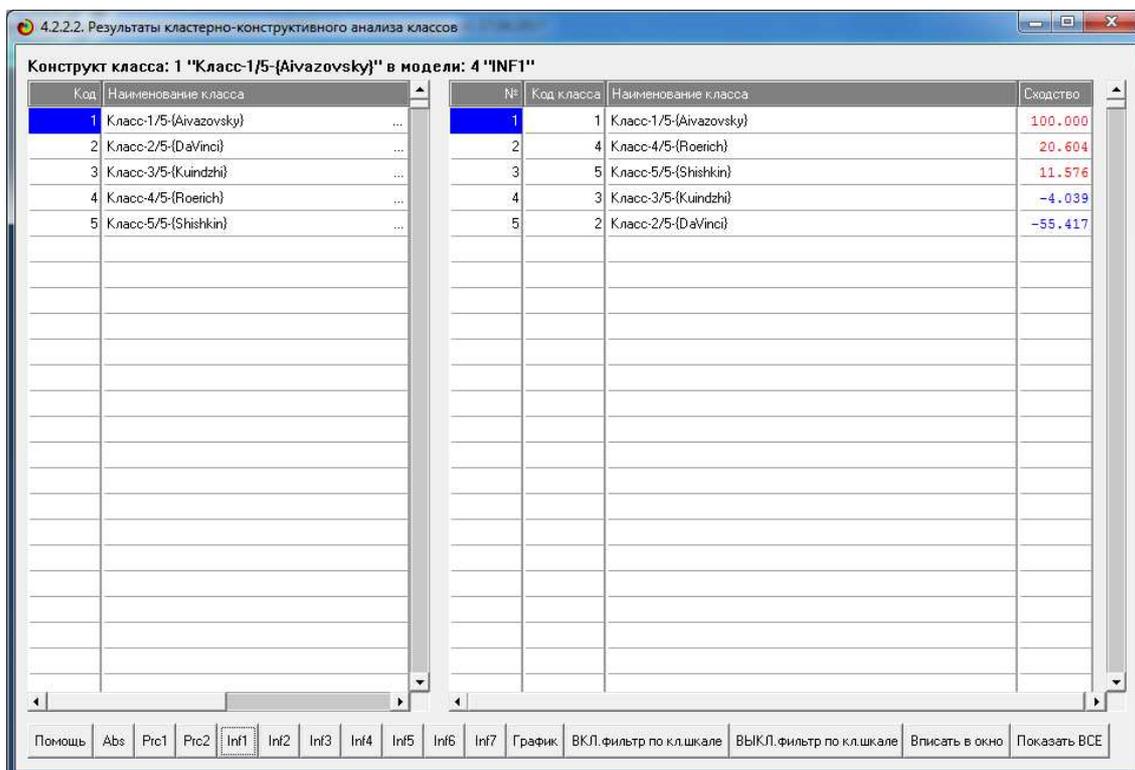
Справа птичками отмечены те объекты распознаваемой выборки (картины художников), которые действительно относятся к классам, выделенным слева.

### 3.9.2. Решение задачи сравнения обобщенных образов классов друг с другом (задача кластерно-конструктивного анализа классов)

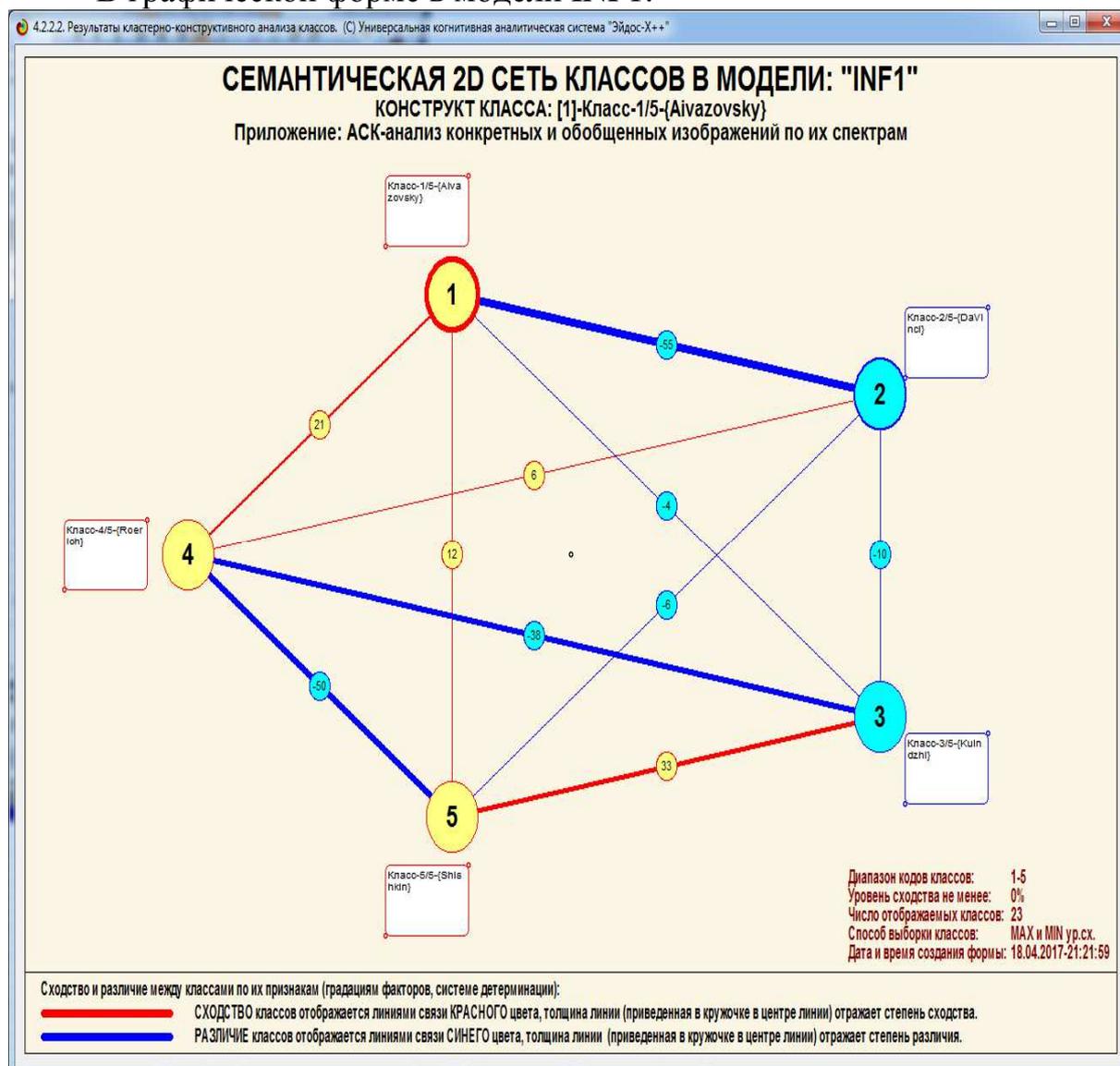
Проведем расчет матрицы сходства классов в режиме 4.2.2.1:



Результат мы видим на экранной форме режима 4.2.2.2:



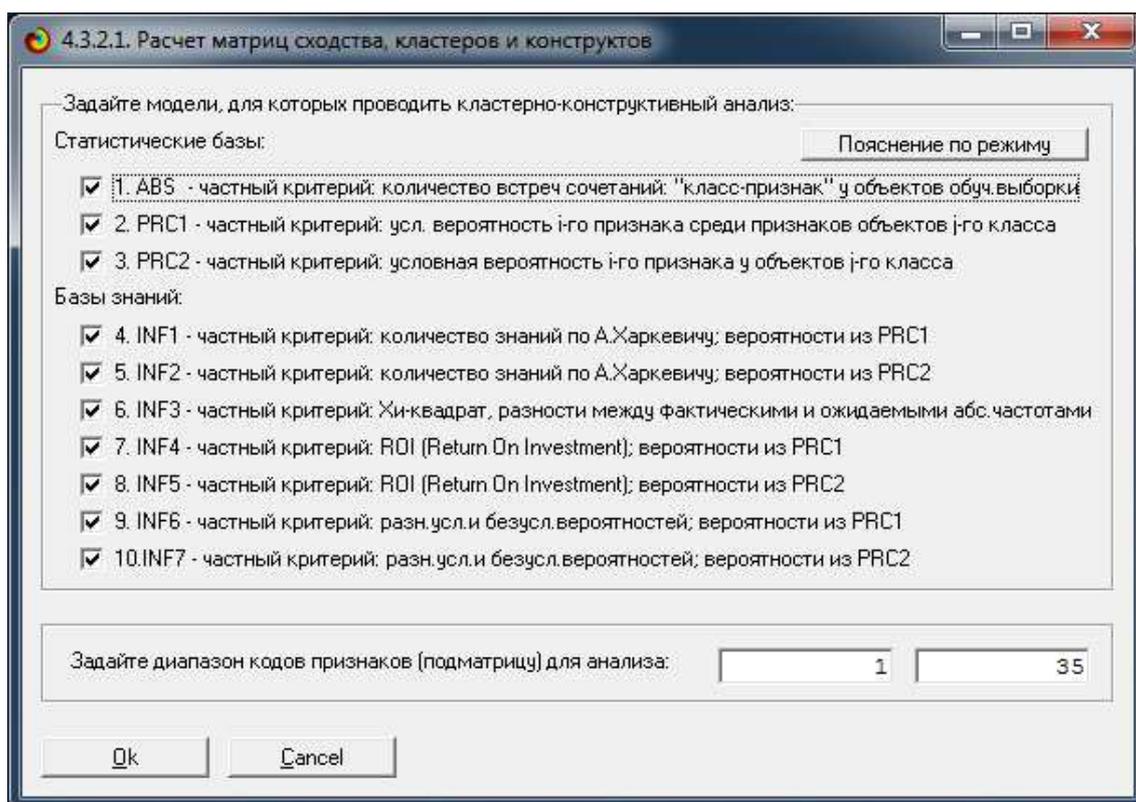
В графической форме в модели INF1:



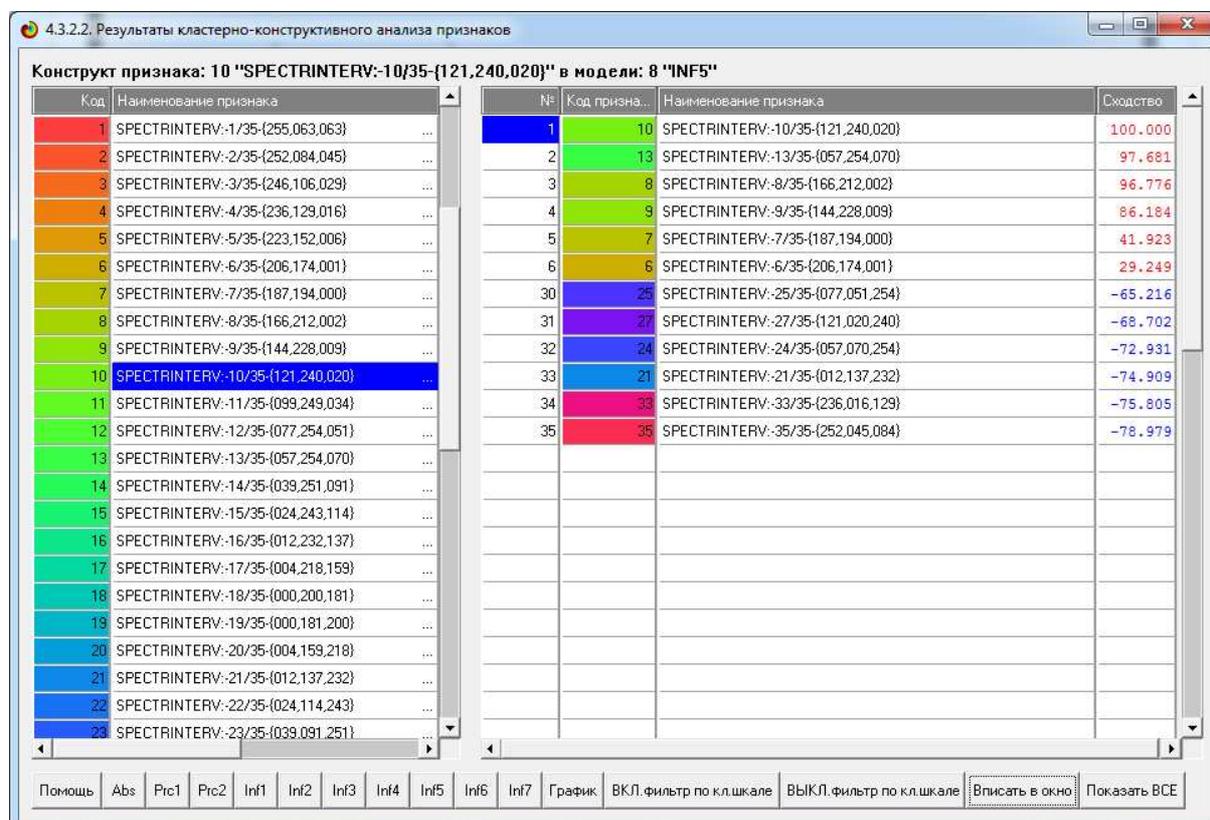
Обратим внимание на то, что этот результат сформирован не на основе обобщения экспертных оценок (как обычно формируются подобные когнитивные диаграммы), а путем сравнения обобщенных спектров классов в системно-когнитивной модели.

**3.9.3. Решение задачи сравнения обобщенных образов признаков друг с другом (задача кластерно-конструктивного анализа признаков)**

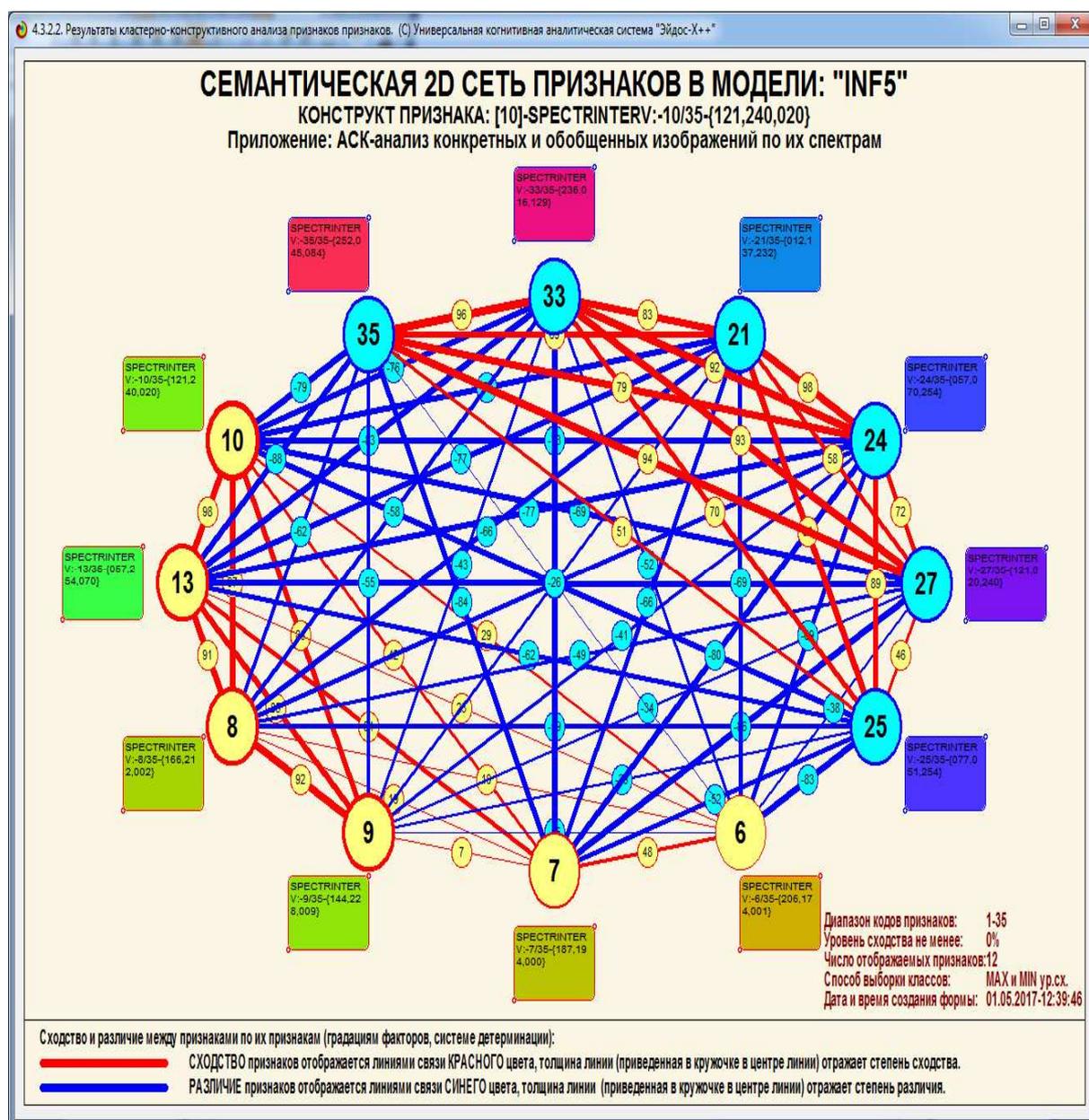
Проведем расчет матрицы сходства признаков в режиме 4.3.2.1. Отметим, что признаком в данной модели является значение цвета определенного спектрального диапазона.



Результат мы видим на экранной форме режима 4.3.2.2:



И в графической форме в модели INF1:



Цвет фона на наименовании признака соответствует данному признаку, т.е. цвету спектрального диапазона.

Обратим внимание на то, что этот результат сформирован не на основе обобщения экспертных оценок (как обычно формируются подобные когнитивные диаграммы), а путем сравнения обобщенных спектров классов в системно-когнитивной модели.

Видно, что спектральные диапазоны образуют два кластера, которые условно можно назвать «Зеленым» и «Красным», которые образуют полюса конструкта «Цвет».

### **3.9.4. Решение задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели (автоматизированный SWOT-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, к тому же время экспертов стоит очень дорого и они не могут дать количественные оценки.

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» [11-33].

В статье [42] 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 данной работе на примере SWOT-анализа, можно распространить и на PEST-анализ [42].

Запустим режим 4.4.8. На экранной форме режима зададим класс и выберем наиболее достоверную модель INF5. Тогда получим:

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами АСК-анализа в системе "Эйдос"

### Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления

Код	Наименование класса
1	Класс-1/5-{Aivazovsky}
2	Класс-2/5-{Dávinci}
3	Класс-3/5-{Kuindzhi}
4	Класс-4/5-{Roerich}
5	Класс-5/5-{Shishkin}

SWOT-анализ класса: 1 "Класс-1/5-{Aivazovsky}" в модели: 8 "INF5"

#### Способствующие факторы и сила их влияния

Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
12	SPECTRINTERV:-12/35-(077,254,051)	2.887
11	SPECTRINTERV:-11/35-(099,249,034)	2.204
17	SPECTRINTERV:-17/35-(004,218,159)	1.768
16	SPECTRINTERV:-16/35-(012,232,137)	1.764
18	SPECTRINTERV:-18/35-(000,200,181)	1.199
15	SPECTRINTERV:-15/35-(024,243,114)	1.114
19	SPECTRINTERV:-19/35-(000,181,200)	0.790
7	SPECTRINTERV:-7/35-(187,194,000)	0.773
22	SPECTRINTERV:-22/35-(024,114,243)	0.671
30	SPECTRINTERV:-30/35-(187,000,194)	0.628
25	SPECTRINTERV:-25/35-(077,051,254)	0.600
20	SPECTRINTERV:-20/35-(004,159,218)	0.220

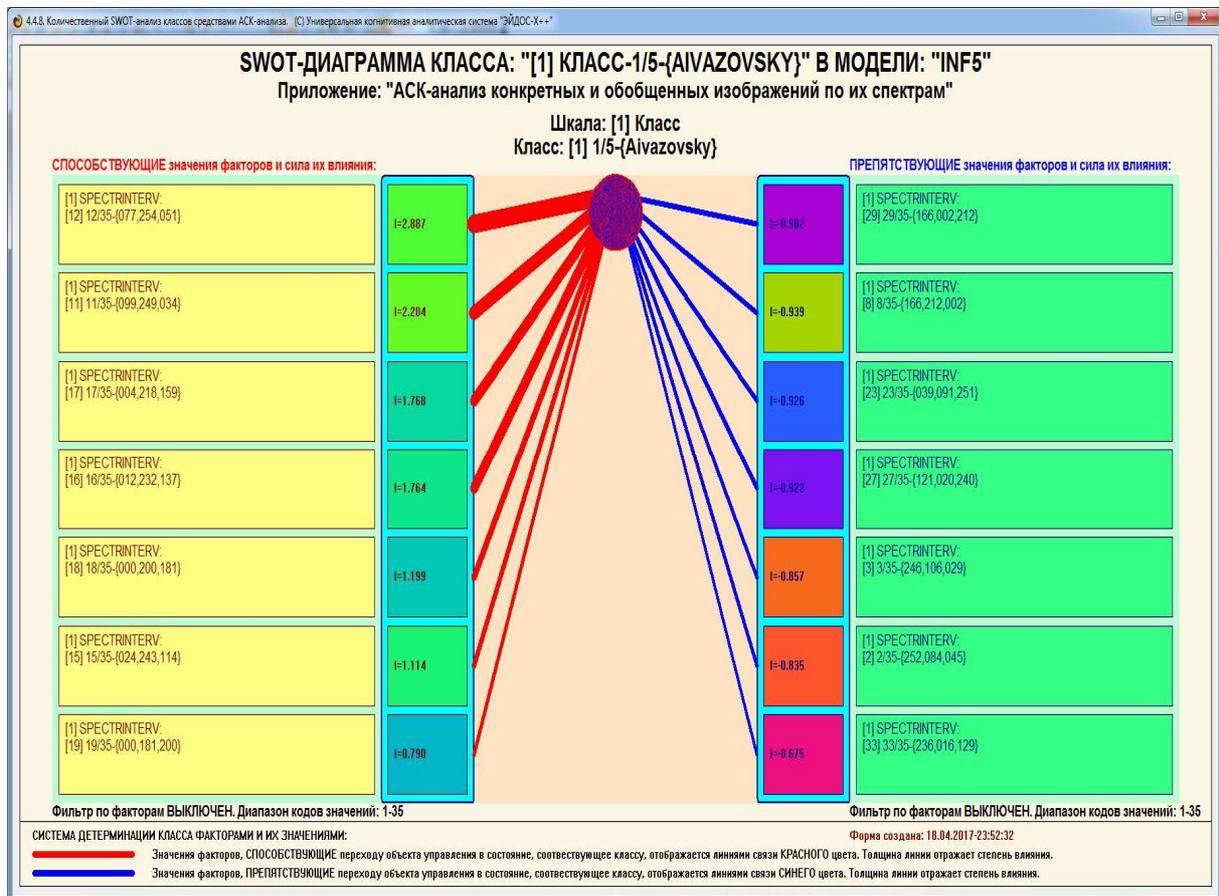
#### Препятствующие факторы и сила их влияния

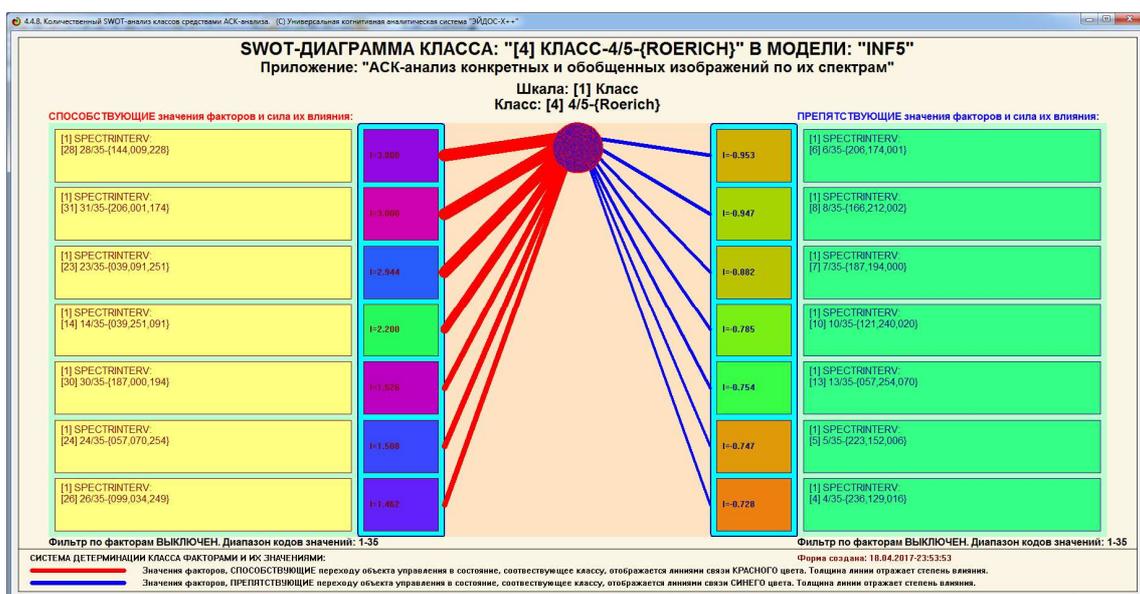
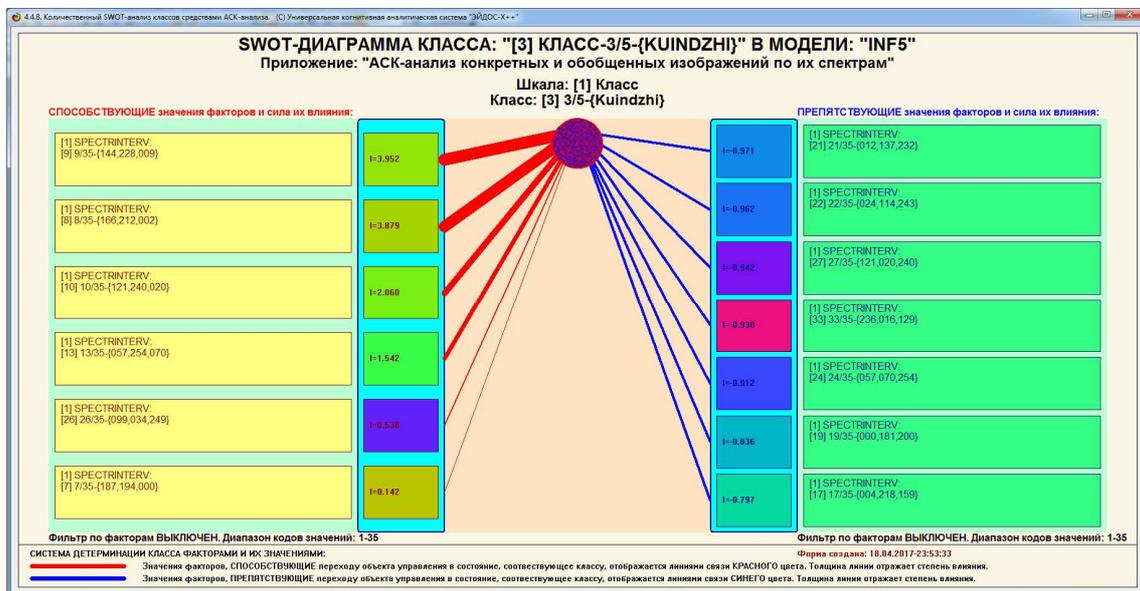
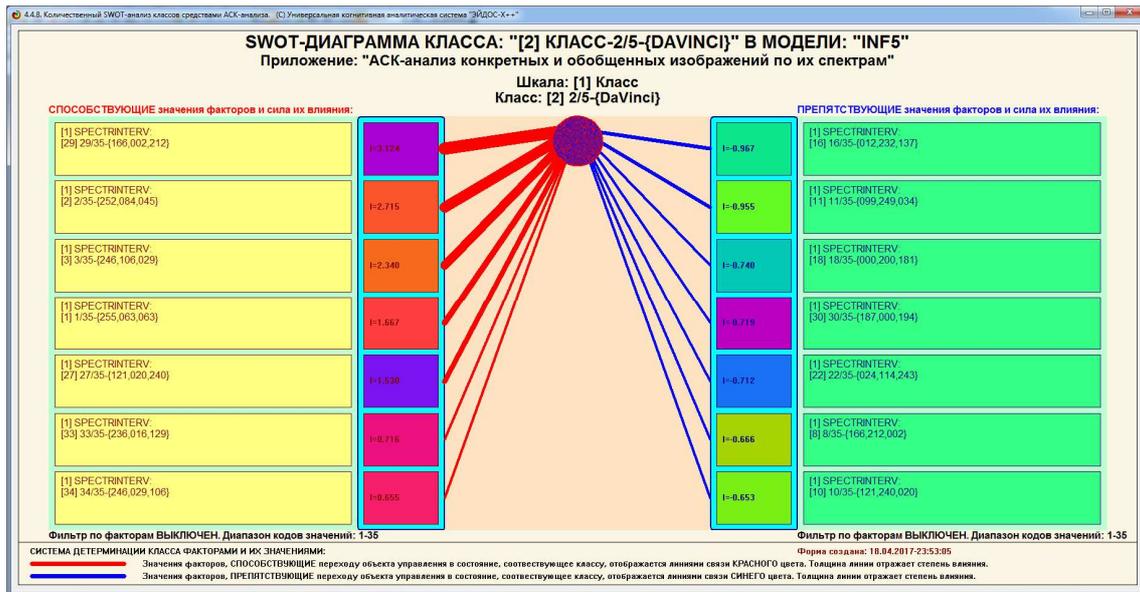
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
29	SPECTRINTERV:-29/35-(166,002,212)	-0.982
8	SPECTRINTERV:-8/35-(166,212,002)	-0.939
23	SPECTRINTERV:-23/35-(039,091,251)	-0.926
27	SPECTRINTERV:-27/35-(121,020,240)	-0.922
3	SPECTRINTERV:-3/35-(246,106,029)	-0.857
2	SPECTRINTERV:-2/35-(252,084,045)	-0.835
33	SPECTRINTERV:-33/35-(236,016,129)	-0.675
35	SPECTRINTERV:-35/35-(252,045,084)	-0.614
6	SPECTRINTERV:-6/35-(206,174,001)	-0.606
4	SPECTRINTERV:-4/35-(236,129,016)	-0.586
34	SPECTRINTERV:-34/35-(246,029,106)	-0.448
24	SPECTRINTERV:-24/35-(057,070,254)	-0.259

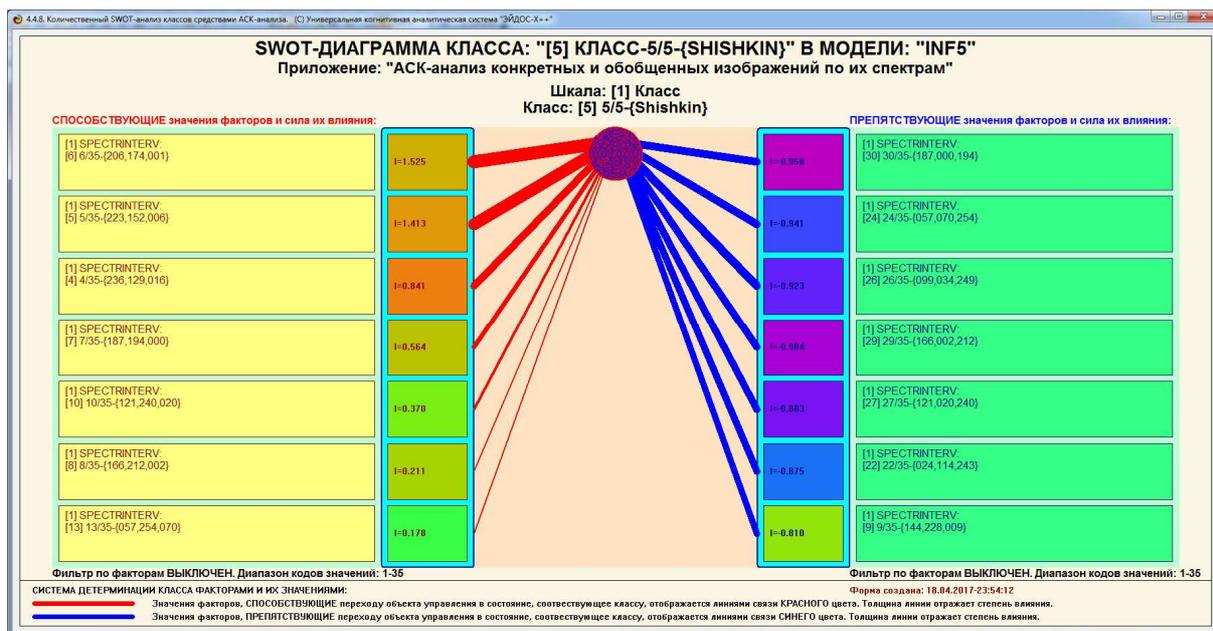
ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору    ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору

Помощь    Abs    Prc1    Prc2    Inf1    Inf2    Inf3    Inf4    Inf5    Inf6    Inf7

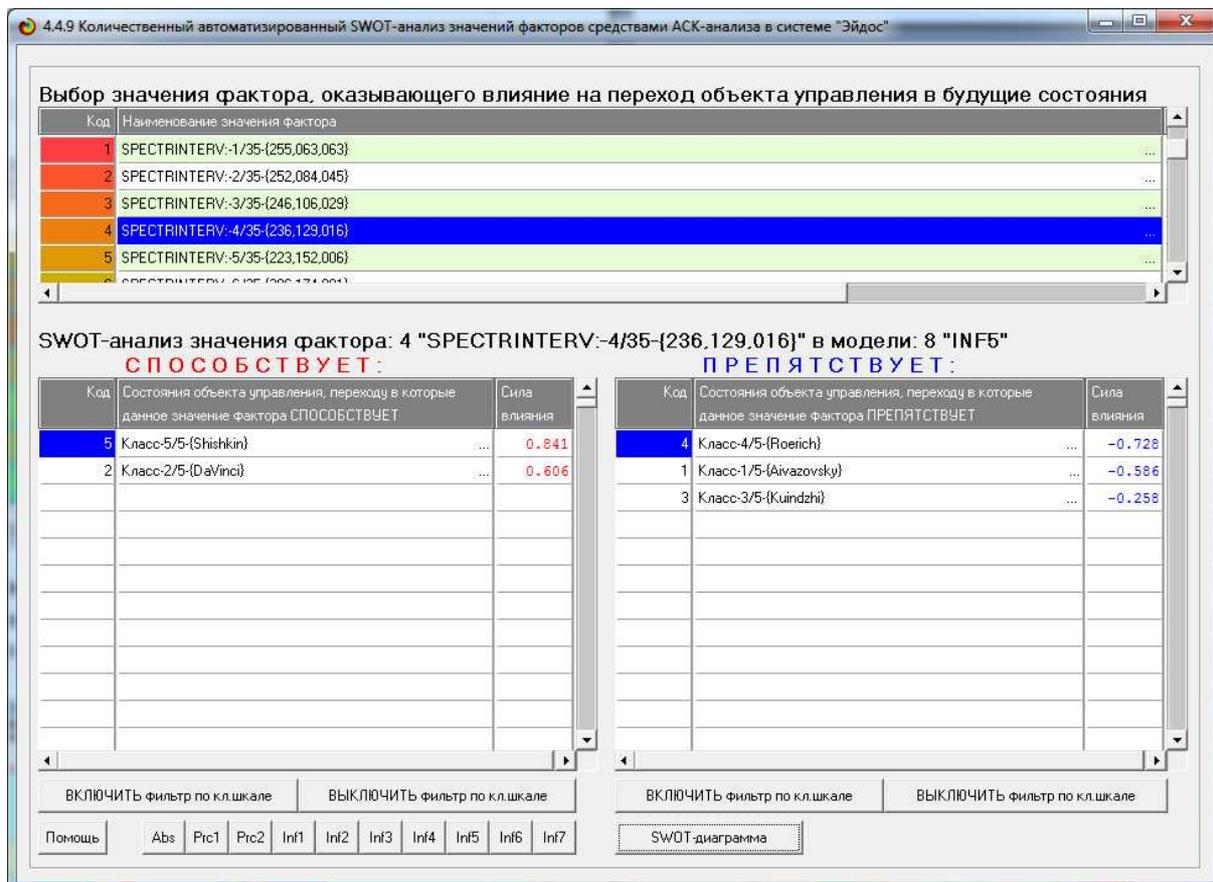
Нейрон    SWOT-диаграмма    Интегральная когнитивная карта

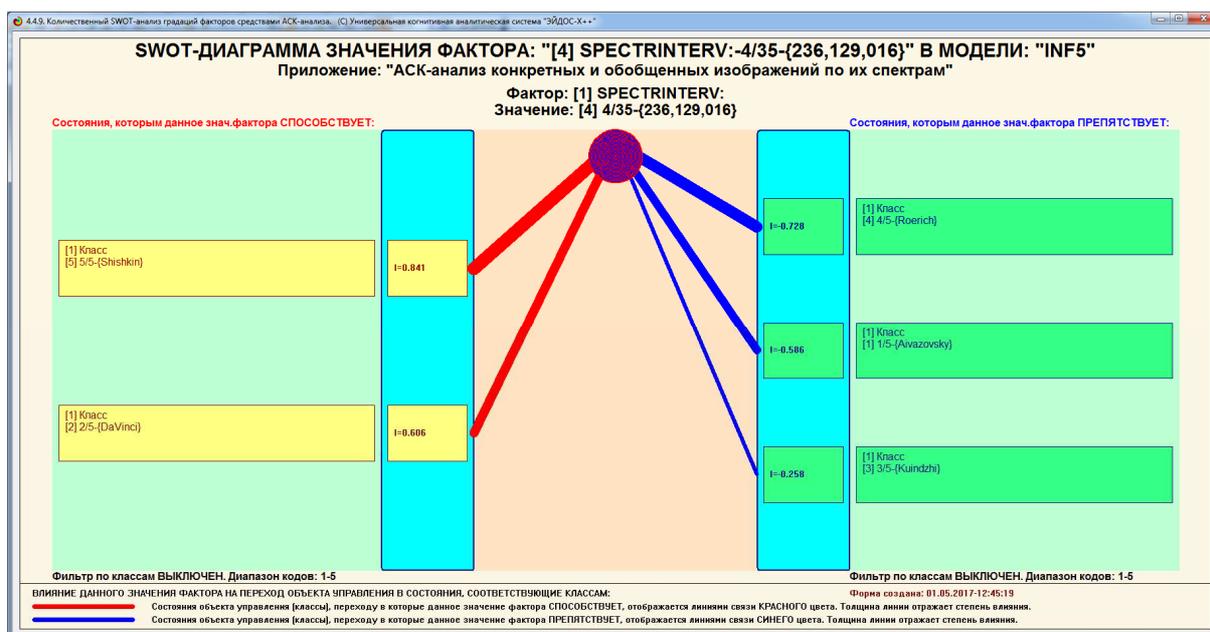






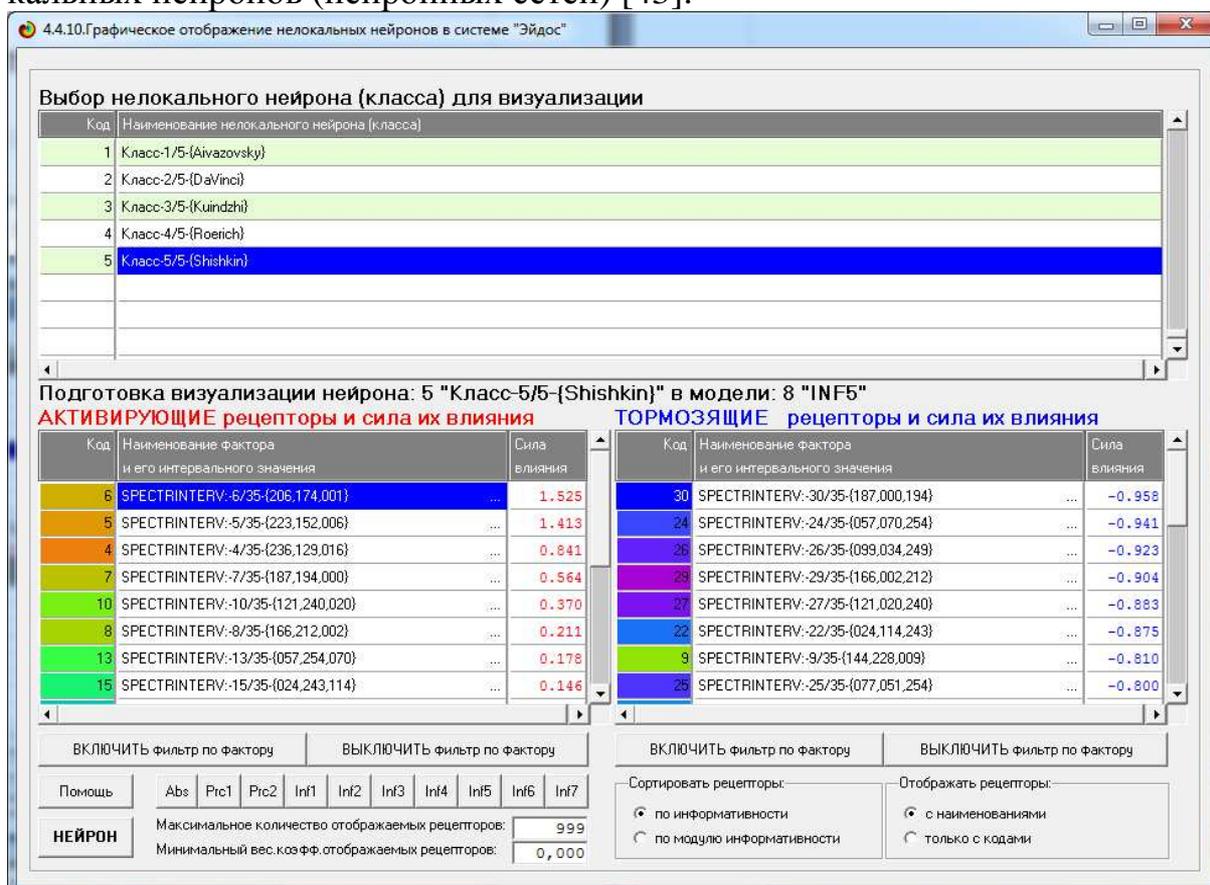
Доля решения обратной задачи SWOT-анализа запустим режим 4.4.9. На экранной форме режима зададим класс и выберем наиболее достоверную модель INF5. Тогда получим:



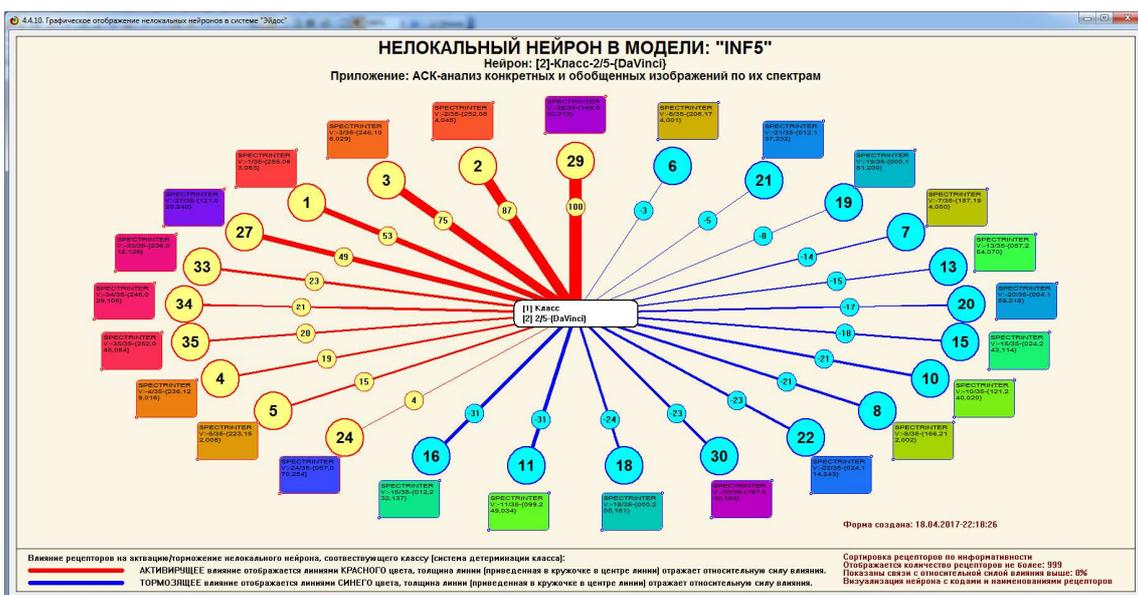
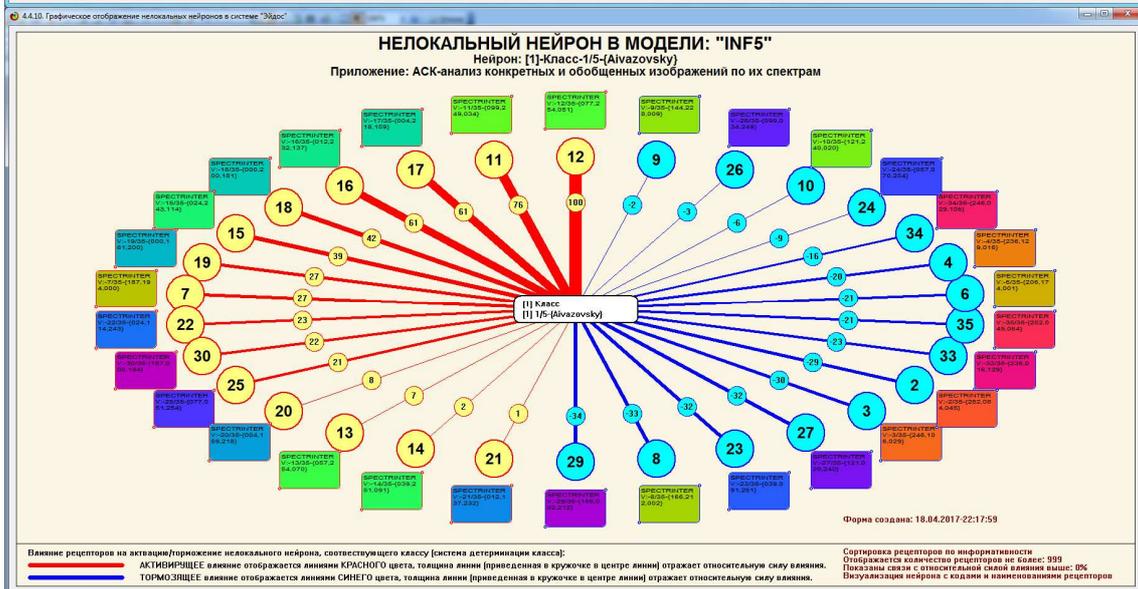
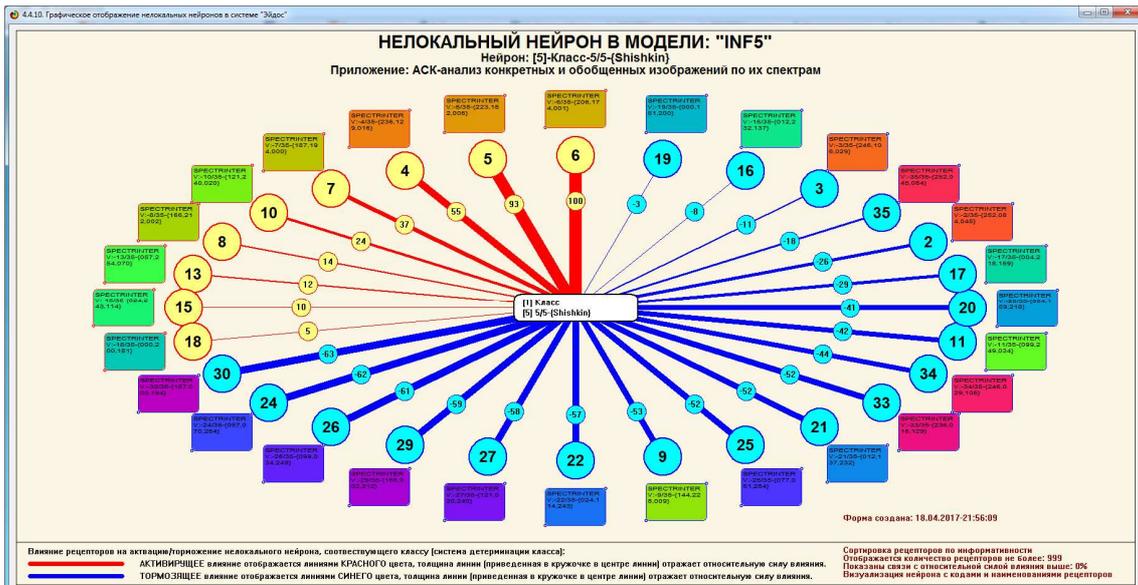


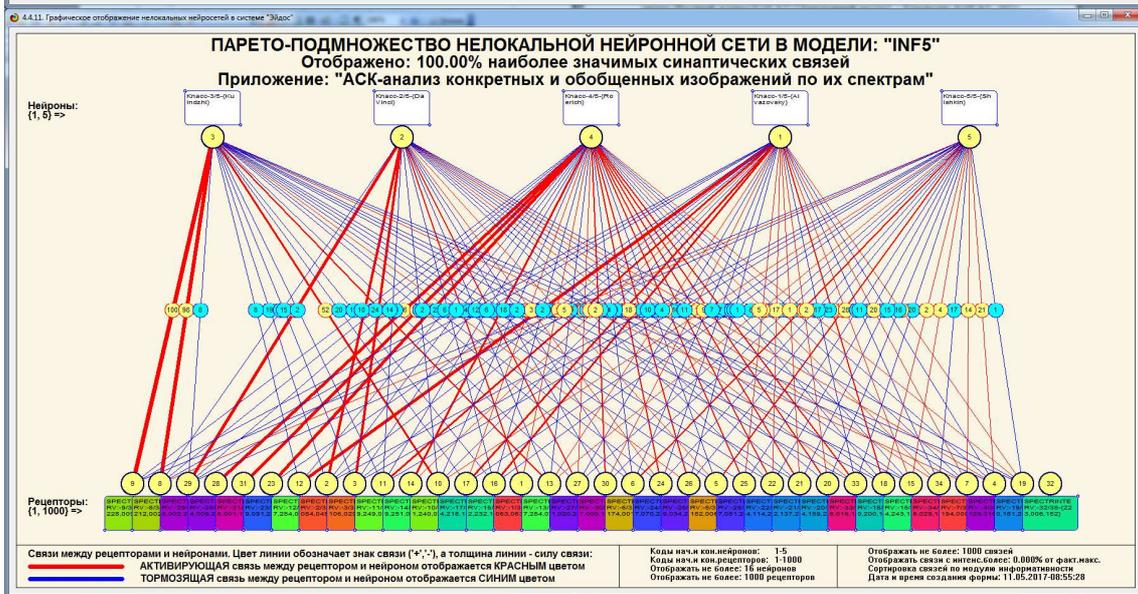
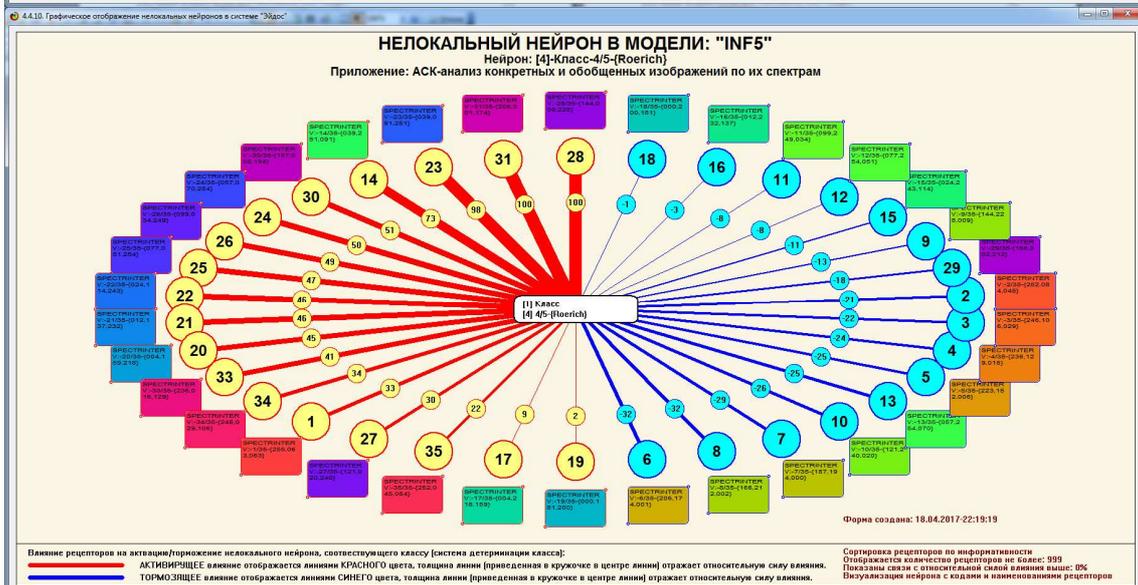
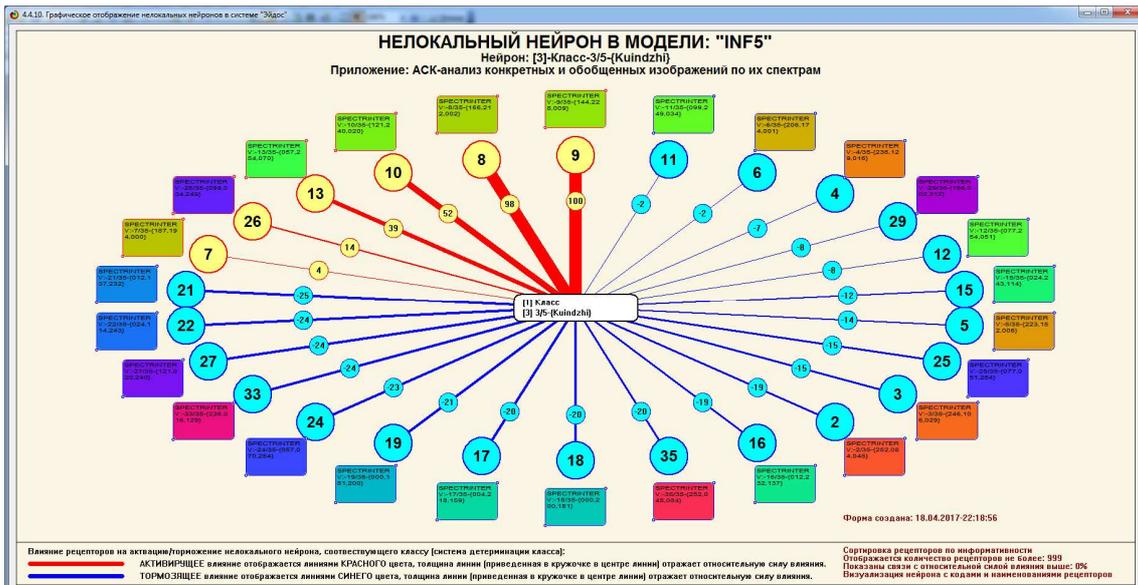
### 3.9.5. Нелокальные нейроны классов

Запустим режим 4.4.10. Он позволяет вывести степень характерности различных цветовых диапазонов для заданного класса в метафоре нелокальных нейронов (нейронных сетей) [43]:



Цвет фона на наименовании признака соответствует данному признаку, т.е. цвету спектрального диапазона. Приведем нейроны по классам, соответствующим другим художникам, а также нейронную сеть.





Отметим, что нелокальные нейроны соответствуют классам и по сути являются обобщенными определениями классов, т.е. обобщенными он-

тологиями, полученными путем обобщения конкретных онтологий. используя терминологию фреймовой модели Марвина Мински (1975, США), можно сказать, что это фреймы-прототипы, полученные путем обобщения относящихся к ним фреймов-экземпляров.

#### **4. Выводы**

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) изображений обеспечивает автоматическое выявление признаков конкретных изображений из цветов пикселей и контуров изображений, синтез обобщенных образов изображений (классов), выявление наиболее характерных и нехарактерных для классов признаков изображений, определение ценности признаков изображений для их различения, удаление из модели малоценных признаков (абстрагирование), решение задач количественного сравнения конкретных изображений с обобщенными образами классов и обобщенных образов классов друг с другом, а также задачи исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. В работе рассматриваются новые возможности АСК-анализа и реализующей его интеллектуальной системы «Эйдос», обеспечивающие выявление признаков изображений путем их спектрального анализа, формирования обобщенных спектров классов, решение задач сравнения изображений конкретных объектов с классами и классов друг с другом по их спектрам. Впервые стало возможным формировать обобщенные спектры классов с весами цветов по степени их характерности и нехарактерности для классов, причем это не интенсивность цвета в спектре, а количество информации в цвете о принадлежности объекта с этим цветом к данному классу. По сути, речь идет об обобщении спектрального анализа путем применения интеллектуальных когнитивных технологий и теории информации в спектральном анализе. Во-первых, все говорят о том, что в спектральных линиях содержится информация о том, какой элемент или вещество входят в состав объекта, но никто не удосужился посчитать какое же это конкретно количество этой информации, а затем использовать его для определения состава объекта методы распознавания образов, основанные на использовании этой информации. Во-вторых, спектральный анализ традиционно используется для определения элементарного и молекулярного состава объекта, а мы предлагаем использовать его не только для этого, но и для идентификации любых изображений.

#### **5. Возможные области применения и перспективы**

Классический спектральный анализ традиционно применяется для определения элементного и химического состава веществ и различных объектов по спектрам их электромагнитного (или другого) излучения или поглощения без проведения химического анализа, а также для решения ря-

да других задач в различных предметных областях путем спектрального анализа изображений.

Например программа: «Спектр анализатор 1.07»<sup>13</sup> обеспечивает:

1. Определение расовой составляющей человека, т.е. какие расы были в роду человека и каков их процент.
2. Экологический мониторинг. Определение чистоты воды, воздуха и т.д.
3. Мониторинг здоровья - выявление заболеваний, мониторинг состояния своего здоровья.
4. Анализ сетчатки глаза. Мониторинг своего состояния по изменению спектра сетчатки глаза.
5. Научные исследования. Исследование состава пород, камней, земли. Исследование растений и насекомых.
6. Позволяет вести статистику для оценки динамики изменения цветов в каком-либо объекте.

Для всех тех же целей может быть использована и предлагаемая технология в системе «Эйдос».

Но с тем отличием, что, например атомные спектры излучения химических элементов получены ведущими учеными мира путем их длительного и тщательного изучения в течение десятков лет. На знании этих спектров основаны все спектральные анализаторы, в которые эти спектры внесены в качестве образцов для сравнения при разработке и создании этих спектральных анализаторов.

В данной же работе предлагается технология, обеспечивающая:

- как создание подобных моделей на основе еще неизученных учеными образцов;
- так и применение этих моделей для идентификации новых образцов, не использованных при создании моделей.

Пример 1. Теперь же можно кинуть в костер по очереди несколько порошков различных элементов (меди, железа и т.д.) или химических соединений и сфотографировать как меняется цвет пламени. После этого создать модель на основе этих фотографий и использовать ее для определения по цвету пламени, также по фотографиям, какова доля этих элементов или соединений в смесях, которые кидают в костер. Важно, что так можно вполне успешно решать задачу идентификации даже не зная названий этих элементов или соединений и не зная являются ли они именно элементами или соединения, и тем более не зная спектральный состав их излучения.

Пример 2. Предъявляем системе изображения листьев определенного сорта растений с различной степенью повреждения определенным видом

---

<sup>13</sup> См., например:  
<http://www.softportal.com/software-19743-spektr-analizator.html>  
<http://monobit.ru/spektr-analizator.html>

вредителя. В наименованиях файлов изображений в качестве классов указывается степень выраженности поражения площади листа вредителем в процентах. По каждой степени выраженности поражения может быть приведено несколько примеров. Для этого после имени класса необходимо указать черточку и номер примера. На основе обучающей выборки системой «Эйдос» создаются обобщенные образы классов по каждой степени выраженности поражения. После этого мы можем ввести новые изображения в систему в режиме идентификации и система покажет все классы по убыванию релевантности. На основе этих результатов можно обоснованно судить о степени повреждения [45].

По сути речь идет о технологии создания интеллектуальных измерительных систем самых различных предметных областях [44]. Предлагается применить автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментальный систему «Эйдос» как для синтеза, так и для применения адаптивных интеллектуальных измерительных систем с целью измерения не значений параметров объектов, а для системной идентификации состояний сложных многофакторных нелинейных динамических систем по их спектрам. Кратко рассматривается математический метод АСК-анализа, реализованный в его программном инструментальном – универсальной когнитивной аналитической системе «Эйдос-Х++». Математический метод АСК-анализа основан на системной теории информации (СТИ), которая создана в рамках реализации программной идеи обобщения всех понятий математики, в частности - теории информации, базирующихся на теории множеств, путем тотальной замены понятия множества на более общее понятие системы и тщательного отслеживания всех последствий этой замены. Благодаря математическому методу, положенному в основу АСК-анализа, этот метод является непараметрическим и позволяет сопоставимо обрабатывать десятки и сотни тысяч градаций факторов и будущих состояний объекта управления (классов) при неполных (фрагментированных), зашумленных данных числовой и нечисловой природы измеряемых в различных единицах измерения. Приводится развернутый численный пример применения АСК-анализа и системы «Эйдос-Х++» как для синтеза системно-когнитивной модели, обеспечивающей многопараметрическую типизацию состояний сложных систем, так и для системной идентификации их состояний, а также для принятия решений об управляющем воздействии, так изменяющем состав объекта управления, чтобы его качество (уровень системности) максимально повышалось при минимальных затратах на это. Для численного примера в работе приняты картины известных художников. Однако необходимо отметить, что этот пример следует рассматривать шире, т.к. АСК-анализ и система «Эйдос» разрабатывались и реализовались в очень обобщенной постановке, не зависящей от предметной области, и с успехом могут быть применены в самых различных предметных областях.

Скачать систему «Эйдос-X++» (самую новую на текущий момент версию) всегда можно на сайте автора по ссылке: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>. Это наиболее полная на данный момент незащищенная от несанкционированного копирования портативная (portable) версия системы (не требующая инсталляции) с исходными текстами, находящаяся в полном открытом бесплатном доступе (около 100 Мб). Обновление имеет объем около 5 Мб. Численный пример из данной статьи можно загрузить из облака с FTP-сервера системы «Эйдос» в режиме 1.3 приложение 24.

## Литература

1. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ изображений (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №02(046). С. 146 – 164. – Шифр Информрегистр: 0420900012\0017, IDA [article ID]: 0460902010. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/02/pdf/10.pdf>, 1,188 у.п.л.
2. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №06(110). С. 138 – 167. – IDA [article ID]: 1101506009. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/06/pdf/09.pdf>, 1,875 у.п.л.
3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ изображений по их пикселям (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №07(111). С. 334 – 362. – IDA [article ID]: 1111507019. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/07/pdf/19.pdf>, 1,812 у.п.л.
4. Луценко Е.В. Решение задач ампелографии с применением АСК-анализа изображений листьев по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык, Л.П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №08(112). С. 862 – 910. – IDA [article ID]: 1121508064. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/64.pdf>, 3,062 у.п.л.
5. Луценко Е.В. Идентификация видов жуков-жужелиц (Coleoptera, Carabidae) путем АСК-анализа их изображений по внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, В.Ю. Сердюк // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №05(119). С. 1 – 30. – IDA [article ID]: 1191605001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/05/pdf/01.pdf>, 1,875 у.п.л.
6. Луценко Е.В. Классификация жуков-жужелиц (Coleoptera, Carabidae) по видам и родам путем АСК-анализа их изображений / Е.В. Луценко, В.Ю. Сердюк // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 166 – 201. – IDA [article ID]: 1211607004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/04.pdf>, 2,25 у.п.л.

7. Сердюк В.Ю. Создание обобщенных изображений родов жуков-жужелиц (Coleoptera, Carabidae) на основе изображений входящих в них видов, методом АСК-анализа / В.Ю. Сердюк, Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №09(123). С. 30 – 66. – IDA [article ID]: 1231609002. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/09/pdf/02.pdf>, 2,312 у.п.л.

8. Луценко Е.В. Идентификация типов и моделей самолетов путем АСК-анализа их силуэтов (контуров) (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №10(114). С. 1316 – 1367. – IDA [article ID]: 1141510099. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/10/pdf/99.pdf>, 3,25 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Решение задачи классификации боеприпасов по типам стрелкового нарезного оружия методом АСК-анализа / Е.В. Луценко, С.В. Швец, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №03(117). С. 838 – 872. – IDA [article ID]: 1171603055. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/03/pdf/55.pdf>, 2,188 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Определение типа и модели стрелкового нарезного оружия по боеприпасам методом АСК-анализа / Е.В. Луценко, С.В. Швец // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №04(118). С. 1 – 40. – IDA [article ID]: 1181604001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/04/pdf/01.pdf>, 2,5 у.п.л.

11. Симанков В.С., Луценко Е.В., Лаптев В.Н. Системный анализ в адаптивном управлении: Монография (научное издание). /Под науч. ред. В.С.Симанкова. – Краснодар: ИСТЭК КубГТУ, 2001. – 258с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21747625>

12. 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>

13. Луценко Е.В. Универсальная автоматизированная система распознавания образов "Эйдос" (версия 4.1).-Краснодар: КЮИ МВД РФ, 1995.- 76с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18630282>

14. Луценко Е.В. Теоретические основы и технология адаптивного семантического анализа в поддержке принятия решений (на примере универсальной автоматизированной системы распознавания образов "ЭЙДОС-5.1"). - Краснодар: КЮИ МВД РФ, 1996. - 280с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21745340>

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

16. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности 351400 "Прикладная информатика (по отраслям)". – Краснодар: КубГАУ. 2004. – 633 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632737>

17. Луценко Е.В., Лойко В.И., Семантические информационные модели управления агропромышленным комплексом. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2005. – 480 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21720635>

18. Луценко Е.В. Интеллектуальные информационные системы: Учебное пособие для студентов специальности "Прикладная информатика (по областям)" и другим экономическим специальностям. 2-е изд., перераб. и доп.– Краснодар: КубГАУ, 2006. – 615 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632602>

19. Луценко Е.В. Лабораторный практикум по интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для студентов специальности "Прикладная информатика (по областям)" и другим экономическим специальностям. 2-е изд., перераб. и доп. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – 318с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683721>
20. Наприев И.Л., Луценко Е.В., Чистилин А.Н. Образ-Я и стилевые особенности деятельности сотрудников органов внутренних дел в экстремальных условиях. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2008. – 262 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683724>
21. Луценко Е. В., Лойко В.И., Великанова Л.О. Прогнозирование и принятие решений в растениеводстве с применением технологий искусственного интеллекта: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008. – 257 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683725>
22. Трунев А.П., Луценко Е.В. Астросоциотипология: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008. – 264 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683727>
23. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Лаптев В.Н. Теоретические основы и технология применения системно-когнитивного анализа в автоматизированных системах обработки информации и управления (АСОИУ) (на примере АСУ вузом): Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2009. – 536 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18633313>
24. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Ермоленко В.В. Интеллектуальные системы в контроллинге и менеджменте средних и малых фирм: Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2011. – 392 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683734>
25. Наприев И.Л., Луценко Е.В. Образ-Я и стилевые особенности личности в экстремальных условиях: Монография (научное издание). – Saarbrücken, Germany: LAP Lambert Academic Publishing GmbH & Co. KG., 2012. – 262 с. Номер проекта: 39475, ISBN: 978-3-8473-3424-8.
26. Трунев А.П., Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния факторов космической среды на ноосферу, магнитосферу и литосферу Земли: Под науч. ред. д.т.н., проф. В.И.Лойко. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2012. – 480 с. ISBN 978-5-94672-519-4. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683737>
27. Трубилин А.И., Барановская Т.П., Лойко В.И., Луценко Е.В. Модели и методы управления экономикой АПК региона. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2012. – 528 с. ISBN 978-5-94672-584-2. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683702>
28. Горпинченко К.Н., Луценко Е.В. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа). Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2013. – 168 с. ISBN 978-5-94672-644-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=20213254>
29. 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>
30. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос». Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-830-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>
31. Орлов А.И., Луценко Е.В., Лойко В.И. Перспективные математические и инструментальные методы контроллинга. Под научной ред. проф. С.Г. Фалько. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2015. – 600 с. ISBN 978-5-94672-923-9. <http://elibrary.ru/item.asp?id=23209923>
32. Орлов А.И., Луценко Е.В., Лойко В.И. Организационно-экономическое, математическое и программное обеспечение контроллинга, инноваций и менеджмента: монография / А. И. Орлов, Е. В. Луценко, В. И. Лойко ; под общ. ред. С. Г. Фалько. – Краснодар : КубГАУ, 2016. – 600 с. ISBN 978-5-00097-154-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=26667522>

33. Лаптев В. Н., Меретуков Г. М., Луценко Е. В., Третьяк В. Г., Наприев И. Л. : Автоматизированный системно-когнитивный анализ и система «Эйдос» в правоохранительной сфере: монография / В. Н. Лаптев, Г. М. Меретуков, Е. В. Луценко, В. Г. Третьяк, И. Л. Наприев; под научной редакцией проф. Е. В. Луценко. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – 634 с. ISBN 978-5-00097-226-7. <http://elibrary.ru/item.asp?id=28135358>

34. Луценко Е.В. Проблема референтного класса и ее концептуальное, математическое и инструментальное решение в системно-когнитивном анализе / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №09(043). С. 1 – 47. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0130, IDA [article ID]: 0430809001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/09/pdf/01.pdf>, 2,938 у.п.л.

35. Рузавин Г. И., Абдукция как метод поиска и обоснования объяснительных гипотез // Теория и практика аргументации. М., 2001. с. 44.

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

37. Луценко Е.В. Методологические аспекты выявления, представления и использования знаний в АСК-анализе и интеллектуальной системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №06(070). С. 233 – 280. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0197, IDA [article ID]: 0701106018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/06/pdf/18.pdf>, 3 у.п.л.

38. Луценко Е.В. Подборка публикаций по вопросам выявления, представления и использования знаний. Сайт: <http://www.twirpx.com/file/793311/>

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

40. Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №02(126). С. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 у.п.л.

41. 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.

42. 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.

43. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

44. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.

45. Астапчук И.Л. Возбудитель сетчатой пятнистости листьев ячменя: биология, этиология, вирулентность, устойчивость растения – хозяина (краткий обзор) / И.Л. Астапчук // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №03(127). С. 604 – 627. – IDA [article ID]: 1271703041. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/41.pdf>, 1,5 у.п.л.

#### Literatura

1. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz izobrazhenij (obobshhenie, abstragirovanie, klassifikacija i identifikacija) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №02(046). S. 146 – 164. – Shifr Informregistra: 0420900012(0017), IDA [article ID]: 0460902010. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2009/02/pdf/10.pdf>, 1,188 у.п.л.

2. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz izobrazhenij po ih vneshnim konturam (obobshhenie, abstragirovanie, klassifikacija i identifikacija) / E.V. Lucenko, D.K. Bandyk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №06(110). S. 138 – 167. – IDA [article ID]: 1101506009. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/06/pdf/09.pdf>, 1,875 у.п.л.

3. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz izobrazhenij po ih pikseljam (obobshhenie, abstragirovanie, klassifikacija i identifikacija) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №07(111). S. 334 – 362. – IDA [article ID]: 1111507019. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/07/pdf/19.pdf>, 1,812 у.п.л.

4. Lucenko E.V. Reshenie zadach ampelografii s primeneniem ASK-analiza izobrazhenij list'ev po ih vneshnim konturam (obobshhenie, abstragirovanie, klassifikacija i identifikacija) / E.V. Lucenko, D.K. Bandyk, L.P. Troshin // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №08(112). S. 862 – 910. – IDA [article ID]: 1121508064. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/64.pdf>, 3,062 у.п.л.

5. Lucenko E.V. Identifikacija vidov zhukov-zhuzhelic (Coleoptera, Carabidae) putem ASK-analiza ih izobrazhenij po vneshnim konturam (obobshhenie, abstragirovanie, klassifikacija i identifikacija) / E.V. Lucenko, V.Ju. Serdjuk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №05(119). S. 1 – 30. – IDA [article ID]: 1191605001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/05/pdf/01.pdf>, 1,875 у.п.л.

6. Lucenko E.V. Klassifikacija zhukov-zhuzhelic (Coleoptera, Carabidae) po vidam i rodam putem ASK-analiza ih izobrazhenij / E.V. Lucenko, V.Ju. Serdjuk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta

(Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №07(121). S. 166 – 201. – IDA [article ID]: 1211607004. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/04.pdf>, 2,25 u.p.l.

7. Serdjuk V.Ju. Sozdanie obobshhennyh izobrazhenij rodov zhukov-zhuzhelic (Coleoptera, Carabidae) na osnove izobrazhenij vhodjashhih v nih vidov, metodom ASK-analiza / V.Ju. Serdjuk, E.V. Lucenko // Politematiceskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №09(123). S. 30 – 66. – IDA [article ID]: 1231609002. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/09/pdf/02.pdf>, 2,312 u.p.l.

8. Lucenko E.V. Identifikacija tipov i modelej samoletov putem ASK-analiza ih silujetov (konturov) (obobshhenie, abstragirovanie, klassifikacija i identifikacija) / E.V. Lucenko, D.K. Bandyk // Politematiceskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №10(114). S. 1316 – 1367. – IDA [article ID]: 1141510099. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/10/pdf/99.pdf>, 3,25 u.p.l.

9. Lucenko E.V. Reshenie zadachi klassifikacii boepripasov po tipam strelkovogo nareznoogo oruzhija metodom ASK-analiza / E.V. Lucenko, S.V. Shvec, D.K. Bandyk // Politematiceskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №03(117). S. 838 – 872. – IDA [article ID]: 1171603055. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/03/pdf/55.pdf>, 2,188 u.p.l.

10. Lucenko E.V. Opredelenie tipa i modeli strelkovogo nareznoogo oruzhija po boepripasam metodom ASK-analiza / E.V. Lucenko, S.V. Shvec // Politematiceskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №04(118). S. 1 – 40. – IDA [article ID]: 1181604001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/04/pdf/01.pdf>, 2,5 u.p.l.

11. Simankov V.S., Lucenko E.V., Laptev V.N. Sistemnyj analiz v adaptivnom upravlenii: Monografija (nauchnoe izdanie). /Pod nauch. red. V.S.Simankova. – Krasnodar: ISTJeK KubGTU, 2001. – 258s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21747625>

12. 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>

13. Lucenko E.V. Universal'naja avtomatizirovannaja sistema raspoznavanija obrazov "Jeidos" (versija 4.1).-Krasnodar: KJuI MVD RF, 1995.- 76s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18630282>

14. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy i tehnologija adaptivnogo semanticheskogo analiza v podderzhke prinjatija reshenij (na primere universal'noj avtomatizirovannoj sistemy raspoznavanija obrazov "JeJDOS-5.1"). - Krasnodar: KJuI MVD RF, 1996. - 280s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21745340>

15. Simankov V.S., Lucenko E.V. Adaptivnoe upravlenie slozhnymi sistemami na osnove teorii raspoznavanija obrazov. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: TU KubGTU, 1999. - 318s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18828433>

16. Lucenko E.V. Intellektual'nye informacionnye sistemy: Uchebnoe posobie dlja studentov special'nosti 351400 "Prikladnaja informatika (po otrasljam)". – Krasnodar: KubGAU. 2004. – 633 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632737>

17. Lucenko E.V., Lojko V.I., Semanticheskie informacionnye modeli upravlenija agropromyshlennym kompleksom. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2005. – 480 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21720635>

18. Lucenko E.V. Intellektual'nye informacionnye sistemy: Uchebnoe posobie dlja studentov special'nosti "Prikladnaja informatika (po oblastjam)" i drugim jekonomicheskim special'nostjam. 2-e izd., pererab. i dop.– Krasnodar: KubGAU, 2006. – 615 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632602>

19. Lucenko E.V. Laboratornyj praktikum po intellektual'nym informacionnym sistemam: Uchebnoe posobie dlja studentov special'nosti "Prikladnaja informatika (po oblastjam)" i drugim jekonomicheskim special'nostjam. 2-e izd., pererab. i dop. – Krasnodar: KubGAU, 2006. – 318s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683721>

20. Napriev I.L., Lucenko E.V., Chistilin A.N. Obraz-Ja i stilevye osobennosti dejatel'nosti sotrudnikov organov vnutrennih del v jekstremal'nyh uslovijah. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2008. – 262 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683724>

21. Lucenko E. V., Lojko V.I., Velikanova L.O. Prognozirovanie i prinjatie reshenij v rastenievodstve s primeneniem tehnologij iskusstvennogo intellekta: Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU, 2008. – 257 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683725>

22. Trunев A.P., Lucenko E.V. Astrosociotipologija: Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU, 2008. – 264 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683727>

23. Lucenko E.V., Korzhakov V.E., Laptev V.N. Teoreticheskie osnovy i tehnologija primeneniya sistemno-kognitivnogo analiza v avtomatizirovannyh sistemah obrabotki informacii i upravlenija (ASOIU) (na primere ASU vuzom): Pod nauch. red.d.je.n., prof. E.V.Lucenko. Monografija (nauchnoe izdanie). – Majkop: AGU. 2009. – 536 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18633313>

24. Lucenko E.V., Korzhakov V.E., Ermolenko V.V. Intellektual'nye sistemy v kontrollinge i menedzhmente srednih i malyh firm: Pod nauch. red. d.je.n., prof. E.V.Lucenko. Monografija (nauchnoe izdanie). – Majkop: AGU. 2011. – 392 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683734>

25. Napriev I.L., Lucenko E.V. Obraz-Ja i stilevye osobennosti lichnosti v jekstremal'nyh uslovijah: Monografija (nauchnoe izdanie). – Saarbrucken, Germany: LAP Lambert Academic Publishing GmbH & Co. KG,. 2012. – 262 s. Nomer proekta: 39475, ISBN: 978-3-8473-3424-8.

26. Trunев A.P., Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz vlijaniya faktorov kosmicheskoy sredy na noosferu, magnitosferu i litosferu Zemli: Pod nauch. red. d.t.n., prof. V.I.Lojko. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2012. – 480 s. ISBN 978-5-94672-519-4. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683737>

27. Trubilin A.I., Baranovskaja T.P., Lojko V.I., Lucenko E.V. Modeli i metody upravlenija jekonomikoj APK regiona. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2012. – 528 s. ISBN 978-5-94672-584-2. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683702>

28. Gorpichenko K.N., Lucenko E.V. Prognozirovanie i prinjatie reshenij po vyboru agrotehnologij v zernovom proizvodstve s primeneniem metodov iskusstvennogo intellekta (na primere SK-analiza). Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2013. – 168 s. ISBN 978-5-94672-644-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=20213254>

29. 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>

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

31. Orlov A.I., Lucenko E.V., Lojko V.I. Perspektivnye matematicheskie i instrumental'nye metody kontrollinga. Pod nauchnoj red. prof.S.G.Fal'ko. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2015. – 600 s. ISBN 978-5-94672-923-9. <http://elibrary.ru/item.asp?id=23209923>

32. Orlov A.I., Lucenko E.V., Lojko V.I. Organizacionno-jekonomicheskoe, matematicheskoe i programmnoe obespechenie kontrollinga, innovacij i menedzhmenta:

monografija / A. I. Orlov, E. V. Lucenko, V. I. Lojko ; pod obshh. red. S. G. Fal'ko. – Krasnodar : KubGAU, 2016. – 600 s. ISBN 978-5-00097-154-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=26667522>

33. Laptev V. N., Meretukov G. M., Lucenko E. V., Tret'jak V. G., Napriev I. L. : Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz i sistema «Jejdos» v pravoohranitel'noj sfere: monografija / V. N. Laptev, G. M. Meretukov, E. V. Lucenko, V. G. Tret'jak, I. L. Napriev; pod nauchnoj redakciej prof. E. V. Lucenko. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – 634 s. ISBN 978-5-00097-226-7. <http://elibrary.ru/item.asp?id=28135358>

34. Lucenko E.V. Problema referentnogo klassa i ee konceptual'noe, matematicheskoe i instrumental'noe reshenie v sistemno-kognitivnom analize / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №09(043). S. 1 – 47. – Shifr Informregistra: 0420800012\0130, IDA [article ID]: 0430809001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2008/09/pdf/01.pdf>, 2,938 u.p.l.

35. Ruzavin G. I., Abdukcija kak metod poiska i obosnovanija ob#jasnitel'nyh gipotez // Teorija i praktika argumentacii. M., 2001. s. 44.

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

37. Lucenko E.V. Metodologicheskie aspekty vyjavlenija, predstavlenija i ispol'zovanija znaniy v ASK-analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №06(070). S. 233 – 280. – Shifr Informregistra: 0421100012\0197, IDA [article ID]: 0701106018. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/06/pdf/18.pdf>, 3 u.p.l.

38. Lucenko E.V. Podborka publikacij po voprosam vyjavlenija, predstavlenija i ispol'zovanija znaniy. Sajt: <http://www.twirpx.com/file/793311/>

39. 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 setevoj 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.

40. 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 setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №02(126). S. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 u.p.l.

41. Lucenko E.V. Metrizacija izmeritel'nyh shkal razlichnyh tipov i sovместnaja sopostavimaja kolichestvennaja obrabotka raznorodnyh faktorov v sistemno-kognitivnom analize i sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj 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.

42. Lucenko E.V. Kolichestvennyj avtomatizirovannyj SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual'noj sistemy «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №07(101). S. 1367 –

1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 u.p.l.

43. Lucenko E.V. Sistemnaja teorija informacii i nelokal'nye interpretiruemye nejronnye seti prjamogo scheta / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 u.p.l.

44. Lucenko E.V. Sintez adaptivnyh intellektual'nyh izmeritel'nyh sistem s primeneniem ASK-analiza i sistemy «Jejdos» i sistemnaja identifikacija v jekonometrike, biometrii, jekologii, pedagogike, psihologii i medicine / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №02(116). S. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 u.p.l.

45. Astapchuk I.L. Vozbuditel' setchatoj pjatnistosti list'ev jachmenja: biologija, jetiologija, virulentnost', ustojchivost' rastenija – hozjaina (kratkij obzor) / I.L. Astapchuk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №03(127). S. 604 – 627. – IDA [article ID]: 1271703041. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/41.pdf>, 1,5 u.p.l.